



UNIVERSITAT DE  
BARCELONA

# El impacto de las técnicas VaR en los mercados financieros

## Enfoque basado en la simulación multiagente

Bàrbara Llacay Pintat

**ADVERTIMENT.** La consulta d'aquesta tesi queda condicionada a l'acceptació de les següents condicions d'ús: La difusió d'aquesta tesi per mitjà del servei TDX ([www.tdx.cat](http://www.tdx.cat)) i a través del Dipòsit Digital de la UB ([diposit.ub.edu](http://diposit.ub.edu)) ha estat autoritzada pels titulars dels drets de propietat intel·lectual únicament per a usos privats emmarcats en activitats d'investigació i docència. No s'autoritza la seva reproducció amb finalitats de lucre ni la seva difusió i posada a disposició des d'un lloc aliè al servei TDX ni al Dipòsit Digital de la UB. No s'autoritza la presentació del seu contingut en una finestra o marc aliè a TDX o al Dipòsit Digital de la UB (framing). Aquesta reserva de drets afecta tant al resum de presentació de la tesi com als seus continguts. En la utilització o cita de parts de la tesi és obligat indicar el nom de la persona autora.

**ADVERTENCIA.** La consulta de esta tesis queda condicionada a la aceptación de las siguientes condiciones de uso: La difusión de esta tesis por medio del servicio TDR ([www.tdx.cat](http://www.tdx.cat)) y a través del Repositorio Digital de la UB ([diposit.ub.edu](http://diposit.ub.edu)) ha sido autorizada por los titulares de los derechos de propiedad intelectual únicamente para usos privados enmarcados en actividades de investigación y docencia. No se autoriza su reproducción con finalidades de lucro ni su difusión y puesta a disposición desde un sitio ajeno al servicio TDR o al Repositorio Digital de la UB. No se autoriza la presentación de su contenido en una ventana o marco ajeno a TDR o al Repositorio Digital de la UB (framing). Esta reserva de derechos afecta tanto al resumen de presentación de la tesis como a sus contenidos. En la utilización o cita de partes de la tesis es obligado indicar el nombre de la persona autora.

**WARNING.** On having consulted this thesis you're accepting the following use conditions: Spreading this thesis by the TDX ([www.tdx.cat](http://www.tdx.cat)) service and by the UB Digital Repository ([diposit.ub.edu](http://diposit.ub.edu)) has been authorized by the titular of the intellectual property rights only for private uses placed in investigation and teaching activities. Reproduction with lucrative aims is not authorized nor its spreading and availability from a site foreign to the TDX service or to the UB Digital Repository. Introducing its content in a window or frame foreign to the TDX service or to the UB Digital Repository is not authorized (framing). Those rights affect to the presentation summary of the thesis as well as to its contents. In the using or citation of parts of the thesis it's obliged to indicate the name of the author.

Tesis doctoral

# **El impacto de las técnicas VaR en los mercados financieros.**

Enfoque basado en la simulación multiagente

Doctoranda:

Bàrbara Llacay Pintat

Director y tutor:

Dídac Ramàrquez Sarrió

Septiembre 2015

Programa de Doctorado en Empresa

Facultad de Economía y Empresa



**B** Universitat de Barcelona



## AGRADECIMIENTOS

La elaboración de esta tesis ha sido un largo camino durante el cual muchas personas me han ayudado de un modo u otro a seguir adelante. Desde aquí quiero darles las gracias.

Al Dr. Dídac Ramírez, por haber aceptado dirigir esta tesis y haberme ayudado siempre que lo he necesitado, guiándome con su amplia experiencia y su profundo saber.

A mis compañeros de CIMNE, por haberme proporcionado un estimulante entorno de investigación y, en especial, al Dr. Eugenio Oñate, por haberme concedido los medios y la libertad de trabajar en la tesis y compaginarla con la gestión de proyectos.

A los compañeros del Departamento de Matemática Económica, Financiera y Actuarial, donde he realizado la tesis, y a sus directores – el Dr. Dídac Ramírez primero y el Dr. Román Adillón después – por haberme dado la oportunidad de impartir clases en la Facultad de Economía y Empresa.

A los compañeros del seminario IAFI, y en especial a su organizador, el Dr. David Ceballos, por las enriquecedoras (y a veces acaloradas) discusiones que han complementado el aprendizaje de estos años.

A mis amigos, por los buenos ratos vividos durante estos años y en especial a Laura, por haber estado siempre tan cerca pese a la distancia.

A mis padres y hermanos, por su apoyo y ánimo incondicionales. Sin ellos, no habría podido llegar hasta aquí.

A mi marido Santi, por su amor, su paciencia ante las exigencias de este compañero de viaje que ha sido la tesis, por la comprensión de quien ya ha pasado por este camino, por hacerme feliz cada día... y por no haberme hecho (casi) nunca la dichosa pregunta: “¿cuándo terminarás la tesis?”

Y reservo las últimas líneas para dar las gracias a la persona sin la cual esta tesis no habría sido posible, Gilbert Peffer. Como mi jefe en CIMNE, él ha supervisado mi investigación, pero la normativa no permite que aparezca como co-director. Por eso el reconocimiento de su labor queda relegado a estas líneas, claramente insuficientes para agradecer su gran labor. Gracias Gilbert por tu paciencia, tu exigencia y tu generosa tutela. Gracias a ti, he aprendido mucho durante estos años.

---

## TABLA DE CONTENIDOS

1. INTRODUCCIÓN	
i. Antecedentes _____	17
ii. Sistemas VaR de gestión de riesgo _____	28
iii. Simulación basada en agentes _____	31
iv. Objetivos _____	36
2. MODELO BASE MULTIAGENTE: INVERSORES FUNDAMENTALISTAS Y TÉCNICOS	
i. Principales estrategias de inversión en los mercados de acciones _____	39
ii. Propiedades estadísticas de los mercados de acciones _____	43
iii. Modelos relacionados _____	56
iv. Descripción del modelo _____	64
v. Resultados del modelo _____	73
3. MODELO MULTIAGENTE: INTRODUCCIÓN DE INVERSORES <i>LONG-SHORT</i>	
i. Estrategias <i>long-short</i> de inversión _____	91
ii. Descripción del modelo _____	97
iii. Resultados del modelo _____	106
4. IMPACTO DE LOS SISTEMAS VAR EN LA ESTABILIDAD DEL MERCADO	
i. VaR: definición y uso _____	127
ii. Indicadores de inestabilidad _____	136
iii. Modelos relacionados _____	139
iv. Descripción del modelo _____	142
v. Resultados del modelo _____	148
vi. Medidas regulatorias contra la prociclicidad _____	209

5. CONCLUSIONES Y FUTURAS INVESTIGACIONES	
i. Conclusiones _____	247
ii. Futuras investigaciones _____	252
6. BIBLIOGRAFÍA _____	255

## LISTA DE FIGURAS<sup>1</sup>

<i>Figura 1</i> – Pérdida sufrida por una estrategia <i>long-short</i> en los días 3-14 de agosto de 2007	26
<i>Figura 2</i> – Ilustración de la ausencia de autocorrelación de la rentabilidad	45
<i>Figura 3</i> – Ilustración de la leptocurtosis de la distribución de rentabilidades (índice FT30)	45
<i>Figura 4</i> – Ilustración de la ley potencial en las colas de la distribución de rentabilidades (índice S&P500)	48
<i>Figura 5</i> – Ilustración de la función de autocorrelación de la volatilidad de la rentabilidad (índice FTSE100)	49
<i>Figura 6</i> – Ilustración de la serie temporal de rentabilidades del índice FTSE100, comparada con una distribución normal	50
<i>Figura 7</i> – Ilustración del efecto de Taylor	54
<i>Figura 8</i> – Ilustración de la asimetría de la volatilidad (índice S&P500)	55
<i>Figura 9</i> – Diagrama de estados de la estrategia fundamentalista	68
<i>Figura 10</i> – Ilustración del comportamiento de las medias móviles a corto y largo plazo	69
<i>Figura 11</i> – Ilustración del comportamiento del canal utilizado como criterio de salida	71
<i>Figura 12</i> – Diagrama de estados de la estrategia técnica	72
<i>Figura 13</i> – Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones	74
<i>Figura 14</i> – Promedio de la volatilidad anualizada de las rentabilidades para 25 simulaciones	75
<i>Figura 15</i> – Promedio de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones	76
<i>Figura 16</i> – Zoom en t=2000..2250 del promedio del precio y de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones	77
<i>Figura 17</i> – Promedio de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones	77
<i>Figura 18</i> – Promedio del impacto de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) en la formación del precio para 25 simulaciones	79

---

<sup>1</sup> En el caso de las figuras extraídas de otros artículos (*Figura 1 - Figura 8*), hemos obtenido previamente el correspondiente permiso de la editorial.



<i>Figura 19</i> – Promedio de los beneficios de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones	79
<i>Figura 20</i> – Promedio de la autocorrelación de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones	81
<i>Figura 21</i> – Histograma de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual	82
<i>Figura 22</i> – Gráfico Q-Q de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual	82
<i>Figura 23</i> – Función complementaria de probabilidad acumulada de la serie de rentabilidades en escala log-log, para una simulación individual	83
<i>Figura 24</i> – Promedio de la autocorrelación del valor absoluto (izquierda) y el cuadrado (derecha) de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones	84
<i>Figura 25</i> – Boxplot de la correlación entre la serie del volumen y la volatilidad a lo largo de 25 simulaciones	86
<i>Figura 26</i> – Función de correlación entre la serie de volatilidades y rentabilidades para una simulación individual	87
<i>Figura 27</i> – Comprobación del efecto de Taylor: autocorrelación de la serie $ r_t ^d$ como función de $d$ para una simulación individual	88
<i>Figura 28</i> – Promedio de la autocorrelación de la serie del volumen para 25 simulaciones	89
<i>Figura 29</i> – Histograma de la distribución de la volatilidad para una simulación individual	89
<i>Figura 30</i> – Porcentaje de utilización de cada estrategia, agosto 2013 (fuente: (Citi, 2013))	96
<i>Figura 31</i> – Ilustración del comportamiento de las medias móviles a corto y largo plazo	99
<i>Figura 32</i> – Ilustración del comportamiento del canal utilizado como criterio de salida	101
<i>Figura 33</i> – Diagrama de estados de la estrategia <i>long-short</i>	103
<i>Figura 34</i> – Ilustración del efecto de los inversores <i>long-short</i> , comparando el precio obtenido en el modelo de fundamentalistas y técnicos (en azul) con el precio obtenido en el modelo con agentes <i>long-short</i> (en negro) para una simulación individual	107
<i>Figura 35</i> – Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones	108
<i>Figura 36</i> – Comparación del promedio de la volatilidad anualizada de las rentabilidades obtenida en el modelo de fundamentalistas y técnicos (en azul) y en el modelo con agentes <i>long-short</i> (en negro), para 25 simulaciones	108
<i>Figura 37</i> – Correlación media entre las rentabilidades de los dos activos al aumentar el número de agentes <i>long-short</i> de 0 a 200	109

---

<i>Figura 38</i> – Promedio de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones	110
<i>Figura 39</i> – Zoom en $t=3250..3500$ del promedio del precio y de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones	111
<i>Figura 40</i> – Zoom en $t=2000..2750$ del precio de los dos activos, de su <i>spread</i> y de las posiciones de los inversores <i>long-short</i> , para una simulación individual	112
<i>Figura 41</i> – Promedio de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones	113
<i>Figura 42</i> – Promedio del impacto de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) en la formación del precio para 25 simulaciones	114
<i>Figura 43</i> – Promedio de los beneficios de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones	114
<i>Figura 44</i> – Promedio de la autocorrelación de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones	115
<i>Figura 45</i> – Histograma de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual	116
<i>Figura 46</i> – Gráfico Q-Q de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual	117
<i>Figura 47</i> – Función complementaria de probabilidad acumulada de la serie de rentabilidades en escala log-log, para una simulación individual	118
<i>Figura 48</i> – Promedio de la autocorrelación del valor absoluto (izquierda) y el cuadrado (derecha) de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones	119
<i>Figura 49</i> – Boxplot de la correlación entre la serie del volumen y la volatilidad a lo largo de 25 simulaciones	121
<i>Figura 50</i> – Función de correlación entre la serie de volatilidades y rentabilidades para una simulación individual	122
<i>Figura 51</i> – Comprobación del efecto de Taylor: autocorrelación de la serie $ r_t ^d$ como función de $d$ para dos simulaciones individuales	123
<i>Figura 52</i> – Promedio de la autocorrelación de la serie del volumen para 25 simulaciones	123
<i>Figura 53</i> – Histograma de la distribución de la serie de la volatilidad para una simulación individual	124
<i>Figura 54</i> – Representación gráfica del VaR	129

<i>Figura 55</i> – Comparación del precio obtenido cuando ningún agente utiliza VaR (arriba), y cuando todos los agentes utilizan VaR (abajo) para una simulación individual _____	149
<i>Figura 56</i> – Zoom en t=2900-3200 de la comparación del precio obtenido cuando ningún agente utiliza VaR (arriba), y cuando todos lo utilizan (abajo), para una simulación individual _____	149
<i>Figura 57</i> – Serie de precios y nivel medio de VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul), para una simulación individual _____	150
<i>Figura 58</i> – Serie de precios, volatilidad anual de las rentabilidades y reducciones de la cartera de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul), para una simulación individual _____	151
<i>Figura 59</i> – Zoom en t=2900-3200 de la serie de precios, volatilidad anual de las rentabilidades y reducciones de la cartera de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul), para una simulación individual _____	152
<i>Figura 60</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR _____	155
<i>Figura 61</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR _____	156
<i>Figura 62</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR _____	158
<i>Figura 63</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR _____	158
<i>Figura 64</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR _____	160
<i>Figura 65</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al aumentar el porcentaje de agentes con VaR _____	161
<i>Figura 66</i> – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR _____	161
<i>Figura 67</i> – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR _____	162

---

<i>Figura 68</i> – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR _____	162
<i>Figura 69</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad _____	168
<i>Figura 70</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad _____	169
<i>Figura 71</i> – Ilustración del efecto de la ventana al calcular la volatilidad de la serie de precios	169
<i>Figura 72</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad _____	171
<i>Figura 73</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar la ventana de volatilidad _____	172
<i>Figura 74</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad _____	174
<i>Figura 75</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar la ventana de volatilidad _____	174
<i>Figura 76</i> – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad _____	175
<i>Figura 77</i> – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al subir la ventana de volatilidad _____	176
<i>Figura 78</i> – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad _____	176
<i>Figura 79</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad _____	177
<i>Figura 80</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR _____	181

<i>Figura 81</i> – Ilustración del tamaño de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR _____	182
<i>Figura 82</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite de VaR _____	183
<i>Figura 83</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR _____	185
<i>Figura 84</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite de VaR _____	185
<i>Figura 85</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR _____	187
<i>Figura 86</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite de VaR _____	188
<i>Figura 87</i> – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR _____	188
<i>Figura 88</i> – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR _____	189
<i>Figura 89</i> – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR _____	189
<i>Figura 90</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR _____	190
<i>Figura 91</i> – Media de la distancia entre la serie temporal del precio y del valor fundamental para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR _____	192
<i>Figura 92</i> – Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones _____	193
<i>Figura 93</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR _____	197
<i>Figura 94</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite inicial de VaR _____	197

---

<i>Figura 95</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR _____	200
<i>Figura 96</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite inicial de VaR _____	200
<i>Figura 97</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR _____	202
<i>Figura 98</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite inicial de VaR _____	203
<i>Figura 99</i> – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR _____	203
<i>Figura 100</i> – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR _____	204
<i>Figura 101</i> – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR _____	204
<i>Figura 102</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR _____	205
<i>Figura 103</i> – Resumen gráfico del comportamiento de los indicadores de inestabilidad al incrementar la ventana de volatilidad y el límite de VaR _____	208
<i>Figura 104</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR, de la volatilidad del precio y del límite de VaR para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite de VaR anticíclico _____	213
<i>Figura 105</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	213
<i>Figura 106</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite de VaR anticíclico _____	215

<i>Figura 107</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	215
<i>Figura 108</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite de VaR anticíclico _____	217
<i>Figura 109</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	218
<i>Figura 110</i> – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	218
<i>Figura 111</i> – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	219
<i>Figura 112</i> – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	220
<i>Figura 113</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico _____	220
<i>Figura 114</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado _____	224
<i>Figura 115</i> – Serie temporal del VaR (usual y estresado) y de las posiciones de los inversores fundamentalistas para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado _____	226
<i>Figura 116</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado _____	226
<i>Figura 117</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado _____	229

---

<i>Figura 118</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado	229
<i>Figura 119</i> – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado	232
<i>Figura 120</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado	232
<i>Figura 121</i> – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado	233
<i>Figura 122</i> – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado	234
<i>Figura 123</i> – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado	234
<i>Figura 124</i> – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y <i>long-short</i> (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado	235
<i>Figura 125</i> – Comparación de los boxplots de los indicadores de inestabilidad para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico (en violeta) o VaR estresado (en verde)	238
<i>Figura 126</i> – Comparación de los indicadores de inestabilidad para 15 simulaciones, al usar límites constantes, anticíclicos o VaR estresado	242
<i>Figura 127</i> – Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones	244
<i>Figura 128</i> – Media de la distancia entre la serie temporal del precio y del valor fundamental para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico (en violeta) o VaR estresado (en verde)	245



## LISTA DE TABLAS

<i>Tabla 1</i> – Tabla de parámetros utilizados en el modelo de agentes fundamentalistas y técnicos	73
<i>Tabla 2</i> – Resultados de los tests R/S y ARCH	85
<i>Tabla 3</i> – Resumen gráfico de las propiedades estadísticas satisfechas por el modelo de agentes fundamentalistas y técnicos	90
<i>Tabla 4</i> – Tabla de parámetros utilizados en el modelo de agentes fundamentalistas, técnicos y <i>long-short</i>	105
<i>Tabla 5</i> – Resultados de los tests R/S y ARCH	120
<i>Tabla 6</i> – Resumen gráfico de las propiedades estadísticas satisfechas por el modelo de agentes fundamentalistas, técnicos y <i>long-short</i>	125
<i>Tabla 7</i> – Tabla de parámetros utilizados en el modelo con VaR	145

## INTRODUCCIÓN

EN este capítulo expondremos los motivos que nos han llevado a emprender este trabajo de investigación. Empezamos describiendo dos episodios recientes de crisis – la crisis de 1998 que terminó con el rescate *in extremis* del LTCM, y la crisis de los *quants* de 2007 – que ejemplifican cómo en la práctica los sistemas de gestión de riesgo pueden tener efectos contraproducentes. En los últimos años se ha popularizado el uso de sistemas VaR para controlar el riesgo de las instituciones financieras, e incluso en los Acuerdos de Basilea se promueve este tipo de modelos con fines regulatorios; sin embargo, diversos investigadores han advertido de que los sistemas VaR contribuyen a uniformizar el comportamiento de los inversores, y en determinadas circunstancias esto puede amplificar la inestabilidad del mercado, en lugar de reducirla.

Basándonos en estos antecedentes, nos proponemos estudiar la capacidad potencial de los sistemas VaR de incrementar la inestabilidad financiera. Para ello hemos escogido un paradigma de modelación que permite captar tanto el efecto que el mercado tiene sobre las acciones individuales de los inversores, como el efecto global que emerge de sus acciones agregadas: la simulación basada en agentes.

## 1.1 ANTECEDENTES

### 1.1.1 La crisis del LTCM (1998)

En febrero de 1994 empezó a operar el *Long-Term Capital Management, L.P.* (LTCM), uno de los fondos más populares por las rentabilidades excepcionales que llegó a obtener durante su funcionamiento<sup>2</sup>. Como es sabido, el LTCM (Perold, 1999) era un *hedge fund* especializado en operaciones de arbitraje de convergencia y de valor relativo (*convergence arbitrage* y *relative value arbitrage*). Estas estrategias se basan en la explotación de desviaciones en los precios, y a grandes

---

<sup>2</sup> El LTCM se constituyó con diversos miembros de la división de arbitraje en renta fija de *Salomon Brothers*, encabezados por John Meriwether. Figuraban entre los profesionales más brillantes de su campo, gracias a los cuales esta división de *Salomon Brothers* había destacado por los beneficios conseguidos. Además, el LTCM contaba con la presencia notoria de teóricos de las finanzas como Myron Scholes y Robert C. Merton, que tiempo más tarde fueron galardonados con el premio Nobel de economía (MacKenzie, 2003). A diferencia de otros fondos, gran parte de los inversores eran bancos comerciales y otras instituciones financieras, y sólo un 4% eran inversores individuales (Perold, 1999).

rasgos, consisten en tomar una posición corta y larga en conjuntos de instrumentos que son sustitutos uno del otro, y cuyo precio se espera que converja en el futuro<sup>3</sup>.

La estrategia del LTCM estaba diseñada para hacer dinero a largo plazo (entre 6 meses y 2 años, o incluso más), hecho que quedaba reflejado en el propio nombre del fondo (*Long-Term Capital Management*). Las operaciones que hacía el LTCM no comportaban un gran riesgo siempre que fuera capaz de mantenerlas durante un largo periodo de tiempo, hasta que los precios convergieran (MacKenzie, 2003). Era necesario por tanto disponer de capital para hacer frente a cualquier evolución desfavorable de los precios mientras se mantuvieran las posiciones abiertas. Con esta finalidad, el LTCM tomó muchas medidas para asegurarse financiamiento a largo plazo, como por ejemplo requerir a los inversores que no retiraran su capital durante un mínimo de 3 años.

La estrategia del LTCM se apoyaba en sofisticados modelos, pero más allá de estos modelos, sus gestores hacían uso de su profundo conocimiento de la estructura y la dinámica del mercado (MacKenzie, 2003). Antes de explotar cualquier oportunidad de arbitraje, estudiaban y se aseguraban de comprender la razón por la cual se producía una divergencia en los precios. Generalmente, estas oportunidades eran efecto de la demanda de activos por parte de algunas instituciones. En estos casos, el LTCM se posicionaba al otro lado, normalmente proporcionando liquidez al mercado mediante posiciones largas en activos poco líquidos y cortas en activos parecidos pero menos líquidos. En todas sus operaciones, el LTCM se aseguraba de minimizar el riesgo de crédito escogiendo contrapartidas con riesgo de crédito insignificante - como gobiernos y grandes bancos - y evitando posiciones sustanciales en mercados emergentes.

Los directivos del LTCM ponían especial énfasis en el control del riesgo. El fondo empleaba la metodología de valor en riesgo (*'value-at-risk'* o VaR)<sup>4</sup>, muy extendida entre las entidades financieras (FMI, 1998). Para usar la técnica de VaR es necesario no sólo calcular la probabilidad de pérdida en cada una de las posiciones, sino también la correlación entre estas posiciones. Cuanto más alta sea la correlación entre activos, más alto es el VaR de la cartera, porque una

---

<sup>3</sup> Hablamos de *arbitraje de convergencia* cuando se puede determinar una fecha futura en la que los precios convergerán. Cuando esta convergencia es probable, pero no está garantizada, decimos que es una *operación de valor relativo* (Perold, 1999).

<sup>4</sup> Los modelos de VaR estiman la máxima pérdida que puede sufrir una cartera de activos durante un determinado periodo y con un cierto nivel de confianza. Si la pérdida potencial excede un cierto límite fijado, se debería recomponer la cartera para reducir su valor en riesgo, o reservar más capital.

pérdida en una de las posiciones probablemente irá acompañada de pérdidas en otras posiciones. Por eso el LTCM buscaba posiciones diversificadas y con correlaciones tan bajas como fuera posible. Consciente de la importancia de la gestión de riesgo, y de las limitaciones de los modelos existentes, el LTCM (MacKenzie, 2003) utilizaba cifras conservadoras para mayor seguridad, tomando volatilidades y correlaciones más altas que los valores dados por las series históricas. Además, a sabiendas de la posibilidad de acontecimientos funestos – no recogida en los modelos de VaR – sometía su cartera a pruebas de tensión, es decir, estudiaba qué consecuencias podían tener ciertos eventos extremos (como una crisis en el mercado de acciones, o la moratoria de un gobierno). El LTCM tomaba entonces las medidas necesarias para protegerse de los perjuicios potenciales que se podían derivar de estos sucesos, por ejemplo comprando seguros, recomponiendo la cartera para minimizar riesgos o reservando el capital necesario para hacer frente a una situación de este tipo.

El LTCM consiguió unas rentabilidades excepcionales: 19,9% (sin anualizar) en 1994, 42,8% en 1995, 40,8% en 1996 y 11,1% (sin anualizar) hasta agosto de 1997. De esta manera, aumentó considerablemente su capital – partiendo de un capital inicial de 1300 millones de dólares en febrero de 1994, llegó a acumular 6700 millones de dólares en septiembre de 1997 (Perold, 1999). Llegados a este punto, los directivos del LTCM se plantearon devolver una parte del capital a los inversores. Cada vez era más difícil encontrar buenas oportunidades de arbitraje porque un mayor número de inversores, siguiendo la estela del LTCM, invertían en sus mismas posiciones. Viendo que sería difícil mantener las altas rentabilidades del fondo con tanto capital, se decidió retornar 2700 millones de dólares a los inversores, estimando que el capital remanente sería suficiente para afrontar las necesidades futuras de liquidez que se podrían dar en una situación adversa.

\* \* \*

Después de unos resultados impresionantes durante sus primeros años de vida, en el verano de 1998 las cosas se torcieron para el LTCM. Tal como relata Perold (1999), después de unos primeros meses tranquilos, en mayo y junio de 1998 el LTCM sufrió pérdidas del 6,7% y 10,1%, respectivamente. Fueron los peores resultados que el fondo había obtenido hasta aquel momento. No se pudo identificar ninguna causa que diera razón de aquellas pérdidas, ya que estas se repartieron en diversas posiciones y no en una sola operación. Después de una ligera remontada a principios de julio, se produjo un hecho nada favorable para el LTCM: el 7 de julio

de 1998, *Salomon Brothers* anunció la decisión de disolver su división americana de arbitraje en renta fija, que desde principios de año sólo había obtenido pérdidas. Liquidaron rápidamente sus posiciones, y esta precipitación hizo que ellos y aquellos con posiciones similares perdieran dinero por la ampliación de los *spreads* de convergencia y valor relativo. Se cree que ésta fue la causa de las pérdidas que sufrió el LTCM a finales de julio y principios de agosto (BIS, 1999), obligándolo a recortar algunas posiciones para reducir su riesgo.

El 17 de agosto de 1998 tuvo lugar otro acontecimiento que alteró los mercados financieros: el gobierno de Rusia suspendió el pago de su deuda denominada en rublos. Como el LTCM evitaba grandes exposiciones a mercados emergentes como el ruso, apenas sufrió pérdidas. Si bien en principio las repercusiones que podía tener la moratoria rusa en sí no fueron demasiado preocupantes, se desencadenó un proceso inestabilizador que a punto estuvo de culminar en una crisis financiera. Como explica MacKenzie (2003), los arbitrajistas que estaban expuestos al mercado de deuda rusa tuvieron que liquidar otras posiciones para satisfacer a sus contrapartidas. La decisión del gobierno ruso hizo que los inversores empezaran a deshacerse de los activos con más riesgo y menos liquidez para comprar otros más seguros y líquidos (*flight to quality*). La consecuencia inmediata de este comportamiento fue una subida del precio de los activos más líquidos y una bajada en el precio de los menos líquidos. Esta ampliación del *spread* de crédito comportó pérdidas para aquellas instituciones que – como el LTCM – se dedicaban a operaciones de arbitraje de valor relativo, porque normalmente tenían posiciones largas en los activos ilíquidos y cortas en los líquidos.

Esta situación no era ninguna sorpresa para los participantes del mercado, ya que el *flight to quality* es una reacción habitual en tiempos de inestabilidad financiera. El LTCM era consciente de ello, y sabía que si esperaba un tiempo suficiente, el *spread* acabaría reduciéndose por la acción de los inversores que explotarían las nuevas oportunidades de arbitraje surgidas a raíz de la divergencia de precios. Ahora bien, en este caso la disolución de la división de arbitraje en renta fija de *Salomon Brothers* y la crisis de Rusia hicieron que la ampliación del *spread* se retroalimentara en lugar de reducirse progresivamente: las pérdidas debidas a la ampliación del *spread* resultaron excesivas para algunos arbitrajistas, que reaccionaron reduciendo sus posiciones (en parte también, como veremos abajo, presionados por sus modelos de gestión de riesgo). Esta reducción de posiciones acentuó la tendencia en los precios, agravada por ser tiempo de vacaciones y por tanto de menor liquidez en los mercados, jugando en su propia contra. La correlación entre los activos del LTCM subió mucho, y sus posiciones perdieron valor

rápidamente. El 21 de agosto de 1998 fue el peor día de la historia del fondo, que sufrió una pérdida estimada de 550 millones de dólares en un solo día, quedándose con un capital de 2950 millones de dólares (Perold, 1999).

Después de aquella semana aciaga para el LTCM, sus directivos informaron a los inversores de las pérdidas sufridas, haciendo notar en la misma carta las magníficas oportunidades de arbitraje que la ampliación anormal del *spread* les brindaba y pidiéndoles más capital para poderlo aprovechar (Perold, 1999). Pero las noticias de las pérdidas ingentes sufridas llegaron inmediatamente a oídos de los otros agentes de mercado, que empezaron a temer una quiebra inminente del fondo. Este miedo golpeó trágicamente al LTCM por dos flancos: por un lado, los precios de los activos que tenía (o que se creía que tenía) en cartera cayeron, de manera que sus pérdidas se hicieron más acusadas. Por otro lado, sus contrapartidas le exigieron tanto colateral como les fue posible para prevenirse ante la posible quiebra del fondo. El LTCM siempre colaterizaba sus operaciones, tanto por su propia parte como por parte de su contrapartida (*two-way mark-to-market*). Cuando el precio del colateral fluctuaba, las dos instituciones se compensaban con colateral adicional. En aquellas fechas, el temor de que el LTCM quebrara llevó a sus contrapartidas a escoger el precio más adverso para el fondo dentro del rango de precios plausibles, porque así conseguían más colateral que les permitiría paliar los efectos de la posible quiebra.

Este marcaje en contra del LTCM fue definitivo, y habría llevado irremisiblemente al LTCM a la quiebra si el Banco de la Reserva Federal de Nueva York no hubiera intervenido en septiembre de 1998. La Reserva Federal, en contra de su tradición, se implicó orquestando una recapitalización del LTCM por parte de un consorcio privado de 14 bancos (contrapartidas, acreedores e inversores del mismo fondo) que aportaron 3600 millones de dólares a cambio del 90% del fondo. Dado que muchas otras instituciones tenían posiciones similares a las del fondo, si el LTCM se hubiera visto obligado a liquidar sus posiciones de forma precipitada, los mercados de todo el mundo se hubieran visto sacudidos, porque los movimientos del fondo se habrían visto secundados de forma masiva por otros participantes, colapsando el mercado, drenando su liquidez y hundiendo los precios (FMI, 1998). Así pues, la fallida del LTCM hubiera podido tener consecuencias sistémicas nefastas para los mercados mundiales, y esta vorágine habría podido arrastrar muchas otras instituciones financieras. El rescate del LTCM permitió deshacer las posiciones de forma paulatina y ordenada, sin saturar los mercados y

permitiendo a los otros inversores recobrar la confianza en la recuperación de la estabilidad del mercado.

\* \* \*

La casi-quiebra del LTCM ha sido un caso estudiado en la literatura financiera por su gran notoriedad. La inestabilidad del mercado que prácticamente hundió el fondo fue tan fuerte que habría podido provocar problemas sistémicos graves en los mercados internacionales (FMI, 1998) si no hubiera intervenido la Reserva Federal. La magnitud de esta inestabilidad no se puede explicar tan sólo por el impacto de la moratoria del gobierno ruso, sino que hace falta buscar sus razones también en el comportamiento de los agentes del mercado.

Algunos autores han atribuido el colapso del LTCM, por ejemplo, a su fe en los modelos matemáticos. Pero de hecho, muchas de las discrepancias de precio que explotaba el fondo se podían detectar sin modelos demasiado sofisticados. Donde sí eran importantes los modelos era en la manera de implementar las operaciones y de controlar el riesgo asumido, pero el LTCM era plenamente consciente de las limitaciones de sus modelos, ya que la mayoría habían sido desarrollados por los propios miembros del fondo (MacKenzie, 2003). También se ha dicho que el LTCM incurría temerariamente en grandes riesgos. Pero tal como hemos visto, se ponía gran cuidado en la gestión controlada del riesgo y además se utilizaban valores conservadores para cubrirse ante un aumento de la inestabilidad del mercado. Otros autores han culpado al LTCM por su alto grado de apalancamiento. El fondo utilizaba capital prestado (por ejemplo, mediante repos) para financiar sus operaciones, de forma que le hiciera falta emplear así el mínimo capital posible (Perold, 1999). El apalancamiento era intrínseco al tipo de arbitraje que efectuaba el LTCM. Aunque en efecto empeoró la situación del LTCM, de hecho su grado de apalancamiento antes de la crisis no era superior al de otros muchos bancos de inversión (MacKenzie, 2003). Además, un gran apalancamiento no siempre quería decir más riesgo: generalmente el LTCM, en lugar de cerrar una posición, la anulaba entrando en la posición contraria. Esto incrementaba el nocional y el apalancamiento, pero en verdad disminuía el riesgo (Perold, 1999). En vez de buscar el motivo de la crisis del LTCM en un mero error interno, hace falta examinar la interrelación del comportamiento de todos los inversores.

De hecho, aunque parezca paradójico, la crisis del LTCM vino provocada en cierto modo por su propio éxito (BIS, 1999). La fama de los resultados excepcionales obtenidos por el LTCM se

extendió entre los participantes del mercado, que intentaron emular su estrategia para obtener rentabilidades parecidas. En verano de 1998, a nivel colectivo la cartera del LTCM había sido replicada varias veces por la totalidad de inversores, aunque ninguno de ellos tuviera exactamente las mismas posiciones que el fondo (MacKenzie, 2003). Al principio, al LTCM quizás le convenía el comportamiento imitativo de otras instituciones, porque así empujaban los precios en la dirección que le beneficiaba, los *spreads* convergían antes y la rentabilidades eran superiores. Pero con el tiempo, la tendencia imitativa se reveló nefasta para el fondo y el resto del mercado.

Después de la disolución de la división de arbitraje en renta fija de *Salomon Brothers* y de la crisis de Rusia, muchos inversores – y no sólo fondos de cobertura – se encontraron con exposiciones similares, cosa que los hizo más vulnerables a una ampliación continuada de los *spreads* (FMI, 1998). Los modelos de gestión de riesgo no advirtieron a los participantes de esta creciente vulnerabilidad, sino que les permitieron acumular grandes carteras y cuando se inestabilizó el mercado, estos modelos exacerbaban las turbulencias. Como ya hemos comentado, la metodología de gestión de riesgo más extendida es el VaR, que mide el riesgo de una cartera asumiendo una cierta distribución de probabilidad para las variaciones de su valor. Pero esta metodología presenta diversas deficiencias ( (FMI, 1998), (BIS, 1999)):

- Se supone que el mercado siempre será suficientemente líquido como para poder deshacer las posiciones sin crear desórdenes ni grandes variaciones de precio.
- Son modelos construidos a partir de datos históricos (volatilidades, correlaciones entre activos, etc.). Ahora bien, en tiempos de crisis los precios y rentabilidades se desvían enormemente de su valor histórico, de forma que los resultados del modelo de riesgo dejan de ser aplicables a la situación presente.

El uso generalizado de la metodología VaR hace además que, por sus características, en tiempos de crisis se incremente el contagio de la inestabilidad financiera: cuando sube el nivel de VaR por encima del límite que una institución ha fijado previamente, esta reduce sus posiciones. Pero como casi todos los participantes utilizan modelos similares, reaccionan con el mismo comportamiento. Así pues, deshacen sus posiciones a la vez, aumentando la correlación entre precios de activos, exacerbando la volatilidad, hundiendo los precios y drenando la liquidez del mercado (BIS, 1999). Aunque se trata de una versión muy simplificada de los hechos reales,



recoge la esencia de la dinámica del mercado que se puede dar en una situación de inestabilidad cuando los agentes usan modelos VaR de forma masiva.

La combinación del comportamiento imitativo en torno al LTCM, las medidas de gestión de riesgo, sin olvidar el alto grado de apalancamiento de muchos inversores, hizo que la crisis de Rusia, que en principio no se esperaba que provocase una gran repercusión en el mercado, estallara en una importante crisis de liquidez en agosto de 1998. La evaluación de riesgos y el desapalancamiento de las posiciones – que habían sido replicadas hasta exceder en varias veces el volumen diario medio – drenó temporalmente la liquidez hasta en los mercados más líquidos. Durante un tiempo incluso los compradores desaparecieron de los mercados, hasta que los precios bajaron lo suficiente (FMI, 1998). Cuando, en medio de toda esta situación, el LTCM hizo públicas las pérdidas que había sufrido, se temió además por el riesgo de contrapartida, porque se sabía que numerosas instituciones tenían posiciones similares a las del fondo. Aunque en condiciones normales la quiebra de un fondo no acostumbra a provocar un gran revuelo en el mercado, en aquellas circunstancias la quiebra del LTCM hubiera tenido graves consecuencias sistémicas debido a la interrelación de los participantes del mercado (FMI, 1998).

### **1.1.2 La crisis de los *quants* (2007)**

En 2007 estalló una dramática crisis en los mercados financieros de todo el mundo, cuyas consecuencias aún estamos experimentando a día de hoy. Los últimos años se habían caracterizado por el auge de los productos estructurados de crédito, que habían constituido un excelente negocio al cual pocos habían querido renunciar. Se establecieron así complejas redes de interconexiones entre los diferentes participantes del mercado que tuvieron un papel clave a la hora de transmitir y ampliar los efectos provocados por el estallido de la burbuja inmobiliaria en los Estados Unidos.

Durante los años 2002-2006, la economía mundial creció notablemente. Esta bonanza económica vino ligada al buen funcionamiento de una gran variedad de mercados de activos donde los precios subieron mientras la volatilidad se mantenía en niveles excepcionalmente bajos (Borio, 2008). Sin embargo, en 2006-2007 los precios de las casas sufrieron una bajada moderada en algunas zonas de Estados Unidos, y los tipos de interés empezaron a subir. Esto provocó un incremento en el número de atrasos en los pagos de las hipotecas *subprime* a finales de 2006, que

se mantuvo durante 2007. Este incremento aumentó el riesgo asociado a los activos basados en hipotecas, cuyo precio bajó. En febrero de 2007 empezó una larga serie de depreciaciones cuando el HSBC rebajó el valor de sus posiciones en activos basados en hipotecas *subprime* en 10.500 millones de dólares (BBC, 2008). El problema se agravó cuando el nivel de impagos en las hipotecas *subprime* amenazó con afectar incluso los tramos *senior* de los MBS, los cuales gozaban de las más altas clasificaciones crediticias. Esto precipitó todavía más la caída en el precio de estos activos (Bank of England, 2007). A principios de mayo, UBS cerró uno de sus *hedge funds* después de perder 125 millones de dólares en títulos basados en hipotecas *subprime*. A mediados de junio, Bear Stearns tuvo que salvar dos de sus *hedge funds*, que en cuestión de semanas habían sufrido grandes pérdidas. Durante los meses de junio y julio, las agencias calificadoras Moody's, Standard & Poor's y Fitch revisaron a la baja la clasificación de diversos tramos de hipotecas *subprime* (Brunnermeier, 2009). La venta de Sowood Capital Management's portfolio a Citadel después de tener pérdidas superiores al 50% en Julio, y los problemas en Countrywide Financial – la mayor empresa financiera hipotecaria de EEUU – durante el segundo y tercer trimestre de 2007 contribuyeron a aumentar las turbulencias en los mercados de renta fija y crédito durante el mes de agosto de 2007 (Khandani & Lo, 2007).

Los mercados de renta variable no se vieron afectados por estos movimientos durante la primera mitad de 2007. Sin embargo, en agosto de 2007 tuvo lugar un acontecimiento destacable, que se ha bautizado como la crisis de los *quants* (“Quant Meltdown” o “Quant Quake”, (Khandani & Lo, 2011)). Entre el 6 y el 9 de agosto algunos de los *hedge funds* más exitosos sufrieron pérdidas excepcionales (Khandani & Lo, 2011). Un aspecto curioso de este caso es que los fondos afectados no operaban en activos de crédito o *subprime* – mercados en plena crisis en aquellos momentos y que ya habían causado pérdidas a otros fondos –, sino que operaban en renta variable y utilizaban estrategias *long-short* – que estaban diseñadas para ser neutras y por tanto inmunes a los movimientos del mercado (Khandani & Lo, 2007).

Diversos investigadores consideran que el desencadenante de esta ‘tormenta perfecta’ en el sector de los *quants*<sup>5</sup> (o analistas cuantitativos) fueron las pérdidas sufridas en sus carteras de crédito o renta fija por uno o más fondos que utilizaban múltiples estrategias ( (Rothman, 2007), (Khandani & Lo, 2007), (Daniel, 2009)). Para conseguir capital o reducir su nivel de

---

<sup>5</sup> Los *quants* son inversores que utilizan sofisticados modelos computacionales y gran cantidad de datos para identificar relaciones entre activos que todavía no hayan sido explotadas y optimizar sus posiciones para generar beneficios a partir de estas relaciones (Pedersen, 2009).

apalancamiento, no vendieron sus posiciones de crédito o basadas en hipotecas, porque habían perdido mucho valor y se percibían como demasiado baratas. Por eso vendieron parte de su cartera *long-short* de acciones porque eran activos más líquidos y en 2007 no estaban dando buenos resultados (Daniel, 2009). Esto provocó que aquellas acciones en que tenían posiciones cortas subieran de precio, y las acciones en que tenían posiciones largas bajaran de precio, y esto a su vez causó pérdidas a un gran número de fondos que utilizaban estrategias y modelos similares. Estos fondos se vieron obligados a deshacerse de parte de sus posiciones al alcanzar su límite de pérdidas o para reducir su nivel de apalancamiento. Esto hizo que los precios siguieran moviéndose de forma desfavorable para los inversores con estrategias *long-short*, forzando a nuevos fondos a reducir sus carteras, y así sucesivamente (Khandani & Lo, 2011). Ben-David, Franzoni y Moussawi (2012) analizan estadísticamente el descenso en la posesión de acciones por parte de los *hedge funds* durante el tercer trimestre de 2007 y proporcionan evidencia empírica de que los *quants* se vieron obligados a reducir su nivel de apalancamiento.

Pedersen (2009) proporciona el siguiente gráfico de la rentabilidad acumulada (minuto a minuto) por una cartera *long-short* neutra, donde pueden apreciarse las pérdidas sufridas desde el 6 de agosto hasta el 9 de agosto. En concreto, la estrategia pierde más de un 25% de su valor en cuatro días, lo que si se compara con la volatilidad histórica para un periodo de cuatro días, supone un movimiento equivalente a 30 desviaciones estándares (Pedersen, 2009).

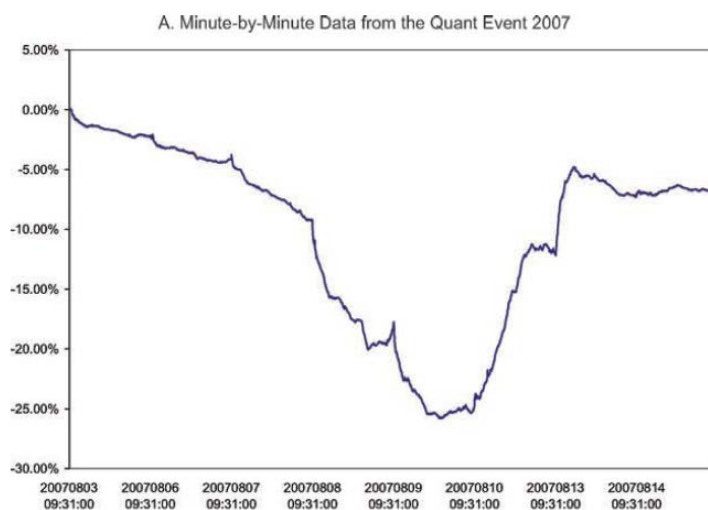


Figura 1 - Pérdida sufrida por una estrategia *long-short* en los días 3-14 de agosto de 2007  
[Fuente: (Pedersen, 2009, pág. 180)<sup>6</sup>]

<sup>6</sup> <http://www.ijcb.org/journal/ijcb09q4a10.htm>

El 10 de agosto los precios empezaron a recuperarse y volvieron a sus valores previos a la crisis de los *quants*. Los pocos fondos que pudieron capear el temporal sin vender sus posiciones no sufrieron pérdidas, pero la mayor parte de fondos con estrategias de arbitraje estadístico se habían visto obligados a reducir sus carteras, y sus rentabilidades se vieron gravemente afectadas. Por ejemplo, grandes fondos como Highbridge Capital Management, Renaissance Technologies o Thykhe Capital, que habían obtenido beneficios de forma constante en el pasado, reportaron pérdidas de -18%, -8.7% o -20% respectivamente (Füss, Reinhard, Rindler, & Tyrell, 2009), y el fondo *Global Equity Opportunities* de Goldman Sachs perdió más de un 30% (Barr, 2007).

La segunda semana de agosto de 2007 fue devastadora para los *quants*, para quienes este episodio fue el más excepcional e inexplicable de la toda la crisis de crédito vivida en 2007-2009. Tal como explica Patterson (2010), de acuerdo con los modelos cuantitativos manejados por estos inversores, “la crisis de agosto de 2007 fue tan improbable que nunca podría haber ocurrido en la historia de la raza humana” (Patterson, 2010, págs. 208-209). Sin embargo, un hecho curioso es que los mercados no parecían especialmente alterados para quien no operara en este tipo de estrategia. Se calcula que a mediados de 2007 las posiciones *long-short* de los *quants* ascendían a 300.000-400.000 millones de dólares, y algunos *prime brokers* estiman que después de la crisis de la segunda semana de agosto estas posiciones se redujeron a la mitad (Pedersen, 2009). Y pese a estos ingentes movimientos, la volatilidad de los índices bursátiles no alcanzó valores fuera de lo común (el S&P 500 “sólo” llegó a perder casi un 3% el 9 de agosto (Khandani & Lo, 2007), lo cual tampoco era una bajada extraordinaria, y de hecho los dos días anteriores cerró en verde). Esto indicaría que las operaciones se repartieron entre millares de acciones, donde algunas se compraron y otras se vendieron, porque el efecto agregado que mostraron los índices fue mínimo. Por lo que respecta al mercado monetario, el LIBOR y la tasa de fondos federales subieron el 8 de agosto (según Daniel (2009) quizás debido a la demanda de liquidez derivada de los problemas sufridos por los *quants*), pero el Banco Central Europeo y la Reserva Federal inyectaron liquidez en el sistema y la tasa de fondos federales bajó – aunque el LIBOR se mantuvo alto, indicando una percepción de riesgo y una prima de liquidez mayores (Daniel, 2009).

Dos factores contribuyeron de forma decisiva a la crisis de los *quants* de 2007 (Bookstaber, 2007). Por un lado, los *quants* utilizan modelos similares que al final les llevan a invertir en posiciones

similares. Diversos investigadores han advertido de que ciertas estrategias se han popularizado en los últimos tiempos, haciendo que determinadas posiciones hayan sido replicadas por muchos inversores (“crowded trades”) y han alertado sobre los peligros potenciales que esta ubicuidad puede conllevar ( (BCE, 2007), (Bank of England, 2003)). En 2007 la estrategia *long-short* en renta variable era la utilizada por un mayor número de *hedge funds* (Permal, 2007), a los que se sumaban los *proprietary trading desks* de los bancos, que utilizaban estrategias similares (Ferguson & Laster, 2007). Aunque los fondos y bancos utilizaran modelos de inversión diferentes, sus carteras acababan teniendo posiciones comunes porque las mayores operaciones se hacían en las acciones de mayor capitalización (y, por tanto, más líquidas) (Narang, 2013). Esta concentración hizo posible que los movimientos de precios de los días 7-9 de agosto afectaran a un gran número de *traders* que utilizaban el mismo tipo de estrategias.

Además de las similitudes en sus operaciones, otro factor determinante fue la homogeneidad en los sistemas de gestión de riesgo utilizados. La mayoría de inversores utilizaban métodos VaR para gestionar el riesgo de sus carteras, y al aumentar súbitamente la volatilidad y las correlaciones de sus acciones en agosto de 2007, muchos se vieron obligados a reducir sus posiciones al mismo tiempo (Narang, 2013).

## 1.2 SISTEMAS VAR DE GESTIÓN DE RIESGO

La crisis del LTCM en 1998 y la crisis de los *quants* en 2007 son episodios muy diferentes en cuanto a su contexto, desarrollo, alcance y consecuencias. Sin embargo, ambos ilustran un punto crucial: en determinadas circunstancias, el uso de sistemas VaR de gestión de riesgo puede tener el efecto contrario al deseado, incrementando la inestabilidad del mercado en lugar de reducirla. Estos sistemas de gestión de riesgo contribuyen a uniformizar el comportamiento de los participantes del mercado, que se pueden ver obligados a liquidar parte de sus posiciones al mismo tiempo ( (FMI, 2007), (Whitehead, 2013)). Estas reducciones no tendrían demasiado impacto si los inversores tuvieran carteras muy diferentes, porque entonces aunque algunas entidades vendieran sus posiciones, el efecto que esto tendría en los precios no afectaría a quien tuviera posiciones distintas. Sin embargo, hay evidencia de que por ejemplo los *hedge funds* y los grandes bancos acumulan posiciones parecidas ( (Pericoli & Sbracia, 2010), (Haldane & May, 2011)), y diversos reguladores han advertido del riesgo que esto puede suponer para la liquidez de los mercados donde invierten ( (Bank of England, 2004), (BCE, 2007)). En un escenario de

“crowded trades,” ciertos mecanismos de control de riesgo que a nivel individual son aconsejables, pueden tener efectos nefastos a nivel global. En esta tesis nos centraremos en el efecto que puede tener el uso de sistemas VaR.

El VaR (valor en riesgo) es una estimación de la pérdida que puede sufrir una cartera de activos con una cierta probabilidad. Al proporcionar una medida intuitiva del riesgo global de una entidad, el VaR se ha convertido en la principal metodología para calcular la exposición al riesgo de mercado en la mayoría de instituciones financieras (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005), (FMI, 2007)), además de ser una pieza fundamental de los Acuerdos de Basilea para establecer las reservas de capital que deben mantener los bancos (ver sección 4.1.2).

El hecho de fijar unos requerimientos de capital basados en modelos como el VaR tiene por objetivo aumentar la solvencia de las instituciones bancarias. Se asume implícitamente que si cada entidad, considerada individualmente, es más segura, entonces el sistema financiero global también lo es. Sin embargo, episodios como los de 1998 y 2007 ponen en entredicho esta hipótesis. En un mercado financiero, los participantes no sólo reaccionan ante lo que ocurre, sino que con sus acciones afectan el curso del mercado (Shin, 2010). El uso de sistemas VaR es un mecanismo que puede retroalimentar la inestabilidad del mercado y dar lugar a lo que se ha llamado *riesgo endógeno*, es decir riesgo provocado y amplificado por el propio sistema, en lugar de ser el resultado de un *shock* exógeno (Danielsson & Shin, 2002). Las instituciones financieras, tanto si deben cumplir con la regulación de Basilea (bancos) como si no (por ejemplo, los *hedge funds*), normalmente fijan límites de VaR a sus departamentos de inversión; cuando aumenta la volatilidad y los inversores superan estos límites, se ven obligados a reducir sus posiciones. Pero estas ventas pueden hacer bajar el precio e incrementar la volatilidad, lo que puede forzar a reducir más las posiciones. Cuando muchos inversores tienen posiciones similares y utilizan además el mismo tipo de modelos de gestión de riesgo, pueden verse obligados a vender simultáneamente los mismos activos, dando lugar a una espiral inestabilizadora como la que se vivió en 1998 o 2007 (Danielsson, y otros, 2001)<sup>7</sup>.

---

<sup>7</sup> Este proceso tiene puntos en común con las espirales de pérdidas (“loss spiral”) identificadas por Brunnermeier y Pedersen (2009) que afectan la liquidez de un mercado: cuando un inversor tiene posiciones apalancadas – como es el caso de los inversores que utilizan estrategias *long-short* – y sus activos pierden valor, sus pérdidas se multiplican y su grado de apalancamiento sube. Para poder seguir disponiendo de crédito es necesario tener un margen mínimo, con lo cual el grado de apalancamiento está acotado. Para mantener constante el nivel de apalancamiento y evitar que supere este nivel máximo, el inversor se ve obligado a reducir su

En los últimos años, el VaR ha estado en el punto de mira de los reguladores. En 2009, la Cámara de Representantes de los Estados Unidos organizó una audiencia para dilucidar el papel que los modelos de gestión de riesgo, y muy especialmente el VaR, tuvieron en la crisis de 2007-08. Los expertos que testificaron en la audiencia abordaron esencialmente las limitaciones del VaR como herramienta de gestión de riesgo y su mal uso: subestimación del riesgo de sucesos extremos, la pobre modelización de los activos complejos o su exclusión de la cartera sometida al control de riesgo, o el mayor apalancamiento acumulado por las entidades financieras al creer que su riesgo estaba perfectamente controlado ( (Taleb, 2009), (Rickards, 2009), (Bookstaber, 2009)). Sin embargo, entre estas narrativas, también se mencionó la necesidad de tener en cuenta en los modelos el propio efecto de las acciones de los participantes del mercado y de su coordinación:

*“[A]sset-pricing and risk management tools are developed from an individualistic perspective, taking as given (ceteris paribus) the behavior of all other market participants. However, popular models might be used by a large number or even the majority of market participants. Similarly, a market participant (e.g., the notorious Long-Term Capital Management) might become so dominant in certain markets that the ceteris paribus assumption becomes unrealistic. The simultaneous pursuit of identical micro strategies leads to synchronous behavior and mechanic contagion. This simultaneous application might generate an unexpected macro outcome that actually jeopardizes the success of the underlying micro strategies.”* (Colander, 2009, pág. 10)

El objetivo último de esta tesis es estudiar la potencial capacidad de los sistemas VaR de incrementar la inestabilidad financiera. Los modelos VaR adolecen de diversas limitaciones (Lore & Bodorovsky, 2000) e incluso algunos autores han argumentado que estos modelos tuvieron un papel importante en la crisis de crédito de 2007-08 porque no permitieron estimar correctamente el riesgo de los activos *subprime* ( (Rickards, 2009), (Triana, 2010)). Sin embargo, en esta tesis no entraremos a valorar si los modelos VaR son suficientemente precisos o no, ni discutiremos cómo pueden mejorarse; nos interesa el tipo de dinámica *colectiva* que su uso puede originar, y su efecto global en el mercado. Para ello hemos escogido un paradigma de modelación que permite captar tanto el efecto que el mercado tiene sobre las acciones

---

cartera, lo que puede mover los precios de forma desfavorable (este impacto será superior cuanto más ilíquido sea el mercado) y causa nuevas pérdidas. De este modo se origina una espiral de pérdidas.

individuales de los inversores, como el efecto global que emerge de sus acciones agregadas. De esta forma podremos estudiar el riesgo endógeno inducido por la adopción de sistemas VaR<sup>8</sup>.

### 1.3 SIMULACIÓN BASADA EN AGENTES

El paradigma dominante de modelación económica, tanto en las universidades como en los bancos centrales, es el de equilibrio general dinámico estocástico (o DSGE por sus siglas en inglés) ((Miller 2010), (Pilkington, 2014)). En este tipo de modelos se representan los principales sectores de la economía (hogares, empresas, gobierno) como agentes homogéneos y racionales que optimizan determinadas funciones matemáticas (Bookstaber 2012). La reciente crisis ha puesto de manifiesto las limitaciones de este enfoque a la hora de entender el comportamiento de la economía, puesto que no permitió advertir de la tormenta que se avecinaba ni diseñar medidas para capear el temporal (Solow 2010).

A raíz de la crisis de 2007-08 se han alzado muchas voces críticas con el paradigma dominante que llaman a reflexionar sobre sus limitaciones – la Cámara de Representantes de los Estados Unidos dedicó incluso una audiencia a este tema el 20 de julio de 2010 (Miller, 2010) – y a buscar enfoques alternativos más realistas ( (Krugman, 2011), (Stiglitz, 2010), (Blommenstein, 2009)). La hipótesis de racionalidad no se corresponde con el comportamiento empírico observado experimentalmente, ya que la psicología y la economía experimental han mostrado que los humanos exhiben una racionalidad limitada y toman decisiones usando heurísticas (Colander, y otros, 2009). Además, la economía es un sistema complejo basado en la *interacción* de agentes *heterogéneos* con diferente información, motivación y capacidades; el hecho de basarse en agentes representativos de cada sector impide al enfoque DSGE captar fenómenos

---

<sup>8</sup> Aunque en esta tesis nos centramos en los modelos VaR de gestión de riesgo (especialmente como límite de posiciones), los mecanismos que aquí estudiaremos son extrapolables a otros sistemas de gestión de riesgo (FMI, 2007). Por ejemplo, los *hedge funds* y otras entidades que apalancan sus operaciones deben tomar prestado de su *prime broker*, que fija un nivel de garantías para cubrir posibles pérdidas. A menudo, los *prime brokers* ajustan este nivel con el objetivo de controlar su VaR (Brunnermeier & Pedersen, 2009), lo que hace que en momentos de mayor volatilidad los *hedge funds* deban depositar más activos como garantía o reducir sus posiciones, entrando en una espiral parecida a la que hemos descrito para los sistemas VaR. Por ello, las dinámicas de mercado que estudiaremos en esta tesis trascienden los modelos VaR y son ilustrativas de los efectos potenciales de otras medidas de gestión de riesgo.



clave basados en la interacción, como el contagio bancario o el funcionamiento de los propios mercados financieros (Stiglitz, 2010). En particular, en la sección anterior hemos visto que tanto la crisis de los *quants*, como la crisis de 2008 han venido originadas por el efecto agregado del comportamiento de los inversores, dentro de una determinada estructura de mercado: los bancos y los *hedge funds* controlan su riesgo con medidas que a nivel individual parecen convenientes, pero en determinadas circunstancias (por ejemplo ante la moratoria del gobierno ruso en 1998 o la caída de precio de los activos *subprime* en 2007) las acciones individuales de los agentes pueden sincronizarse y dar lugar a espirales inestabilizadoras que, en lugar de rebajar el nivel de riesgo, aumentan el riesgo sistémico del mercado.

Por ello es necesario contar con modelos que permitan estudiar los efectos de las interacciones entre agentes heterogéneos y de racionalidad limitada, coherente con la evidencia empírica disponible (Colander, y otros, 2009), (Lux & Westerhoff, 2009)). Los modelos basados en agentes son especialmente adecuados para complementar los modelos DSGE y superar sus limitaciones (Bookstaber, 2012), (Pilkington, 2014)), e instituciones como el BCE han reconocido que es un enfoque “prometededor” para entender mejor el funcionamiento de las crisis (Coeuré, 2014). De hecho, en 2010 Jean-Claude Trichet abrió la sexta Conferencia del BCE sobre Banca Central haciendo una llamada a ir más allá de los métodos tradicionales e incorporar herramientas de otras disciplinas. En particular, Trichet ha destacado repetidamente el enfoque de la modelación multiagente por su capacidad de captar un comportamiento más complejo de los agentes que el de los modelos de equilibrio actuales (BCE, 2011), (Trichet, 2011)).

Un modelo basado en agentes se vale de la simulación en ordenador para estudiar el efecto de la interacción de diversos agentes. Cualquier entidad que tome decisiones (desde un individuo que invierte en un fondo hasta una organización entera como un banco central) puede modelizarse como un agente (North & Macal, 2007). Un agente computacional viene definido por una serie de atributos – que determinan sus propiedades – y por una serie de reglas de comportamiento – que determinan cómo actúa y cómo interactúa con los demás agentes (North & Macal, 2007). Por ejemplo, un agente puede representar un inversor que aplica una estrategia técnica y se dedica a seguir las tendencias en los precios; la estrategia técnica define sus reglas de comportamiento, y si el agente advierte que el precio de un activo ha mostrado una tendencia creciente en los últimos periodos de tiempo, la decisión del agente será comprar este activo. Las decisiones que toman los agentes transforman su entorno (por ejemplo, si el agente técnico compra el activo, esto puede hacer aumentar su precio), y afectan por tanto las

decisiones futuras que tomarán ellos y los demás agentes. No hay limitaciones respecto al comportamiento de que se puede dotar a los agentes, y por ello los modelos basados en agentes permiten explorar una mayor variedad de escenarios que los modelos analíticos (Farmer & Foley, 2009).

Los modelos basados en agentes surgieron en los años 90, cuando los avances en informática hicieron viable la implementación de simulaciones sociales más realistas. Se han aplicado a campos muy diferentes de las ciencias sociales, para simular fenómenos tan diversos como la evacuación de un teatro, la optimización de una cadena de suministro de una fábrica o la extinción de la antigua civilización Anasazi. De hecho, los modelos basados en agentes se han comparado con el equivalente en las ciencias sociales a las simulaciones computacionales que se utilizan en las ciencias naturales para estudiar procesos complejos como el cambio climático (Buchanan, 2009).

La economía y las finanzas ofrecen otra área natural de aplicación de los modelos basados en agentes. En los últimos años diversos investigadores han desarrollado pequeños modelos basados en agentes para estudiar una gran variedad de fenómenos financieros ( (LeBaron, 2006), (Hommes, 2006), (Chakraborti, Toke, Patriarca, & Abergel, 2011)), y en la sección 2.3 veremos una muestra del trabajo hecho. Algunos expertos ya han argumentado que los modelos basados en agentes son especialmente útiles para los legisladores financieros, puesto que el hecho de poder replicar la estructura real de los mercados financieros hace que este tipo de modelo sea idóneo para explorar el efecto que puede tener un cambio de política y analizar situaciones extremas ( (Bookstaber, 2012), (Murphy D. , 2009)). Podemos ver un modelo basado en agentes como un laboratorio virtual que permite entender mejor el funcionamiento de determinados mecanismos y experimentar con nuevas medidas ahorrando con ello los costes que conllevaría implementar en el sistema financiero real una regulación que *a posteriori* se revelara ineficiente o incluso contraproducente.

En el NASDAQ encontramos uno de los pocos ejemplos de uso práctico de la simulación basada en agentes para explorar las posibles consecuencias de un cambio en el diseño del mercado. A finales de los años 90, los directivos de este mercado se planteaban decimalizar el mercado, es decir, cambiar el tamaño de los *ticks* de cotización para pasar de fracciones de 1/8 de dólar a fracciones de 1/100 de dólar. Se esperaba que esta modificación permitiera reducir el *spread bid-ask*, pero cabía la posibilidad de que también surgieran ineficiencias en el mercado que no se

sabía cómo podrían afectar al comportamiento de los *brokers* e inversores, y por tanto al comportamiento global del mercado. Por esto se encargó a una consultoría que creara un modelo basado en agentes para explorar el efecto del cambio de normativa antes de ponerlo en práctica (Darley, Outkin, Plate, & Gao, 2001). El programa contenía millares de agentes que representaban a los *market makers* y a los diferentes tipos de inversores en el NASDAQ, que compraban y vendían activos siguiendo estrategias como las utilizadas en el mercado real (Bonabeau, 2002). Los resultados de las simulaciones mostraron que, al reducir el incremento en los precios, la eficiencia del mercado – contra lo que se podía pensar – disminuía y el *spread bid-ask* aumentaba. El modelo permitió a los directivos del NASDAQ entender los mecanismos que llevaban al aumento del *spread*, y cuando el cambio de normativa finalmente se implantó en 2001 fueron capaces de tomar las medidas necesarias para contrarrestar la reducción de eficiencia (Buchanan, 2009).

Aunque los enfoques alternativos al DSGE todavía cuentan con poco apoyo entre los economistas que siguen la corriente principal (Bouchaud, 2008), se han hecho tímidos avances: el Banco de Inglaterra o el Banco de Italia utilizan sistemas multiagente para modelizar el sistema de liquidación bruta en tiempo real (real-time gross settlement system, RTGS) (Galbiati & Soramäki, 2011), (Arciero, Biancotti, D'Aurizio, & Impenna, 2009)) e investigar qué impacto tiene que un banco no pague en el resto del sistema bancario (Bookstaber, 2012); la Oficina de Investigación Financiera (OFR), creada por la administración Obama dentro de la ley Dodd-Frank para desarrollar herramientas que permitan evaluar el riesgo del sistema financiero, utiliza modelos multiagentes para estudiar los riesgos de contagio en las redes financieras (Berner, 2015). Además, recientemente algunas instituciones han empezado a financiar iniciativas cuyo objetivo es desarrollar grandes modelos basados en agentes que permitan simular el comportamiento de la macroeconomía y analizar la crisis de 2007-08:

- En 2009 terminó el proyecto EURACE (<http://www.eurace.org/>), financiado por la Comisión Europea con 2,1 millones de euros, para desarrollar el primer modelo a gran escala de la economía europea. El modelo contiene tres tipos principales de agentes: familias, empresas y bancos, que se relacionan de diferentes formas a través de distintos mercados. Las familias trabajan para las empresas (mercado de trabajo) y compran los bienes que éstas producen (mercado de productos). Pueden invertir el dinero ahorrado en acciones, bonos o tener una cuenta de ahorros en un banco (mercado financiero). El modelo contiene cientos de millares de agentes cuyo comportamiento está basado en reglas empíricamente documentadas, y es necesario utilizar ordenadores en paralelo

para ejecutarlo. Las empresas obtienen financiación a través de los bancos (mercado de crédito) o de los mercados financieros, donde emiten acciones. Este modelo de gran envergadura ha sido desarrollado por 8 universidades y centros de investigación, y se espera que pueda ayudar a explorar el efecto de determinadas políticas especialmente relevantes para las autoridades europeas<sup>9</sup>. En la presentación que hizo la Comisión Europea del proyecto, la – por aquel entonces – comisaria de Sociedad de la Información y Medios de Comunicación Viviane Reding afirmó:

*“The results of this research project, will complement traditional economic statistics and assumptions about how economic actors react by enabling better testing of a policy's effects on people, while still on the drawing board. I expect government researchers and national research institutes will act quickly to put this tool at the disposal of decision-makers as soon as possible.”* (Comunicado de prensa del proyecto EURACE, 30 Nov 2009<sup>10</sup>)

- A principios de 2011, el INET (*Institute for New Economic Thinking*) financió un proyecto de investigación encabezado por Doyne Farmer para desarrollar un modelo basado en agentes del mercado inmobiliario e hipotecario, incluyendo los principales participantes como bancos, *hedge funds* y agencias reguladoras y procesos como la titulización de activos. El objetivo del proyecto es descubrir los mecanismos que causaron la crisis de 2007-2008 e investigar qué medidas podrían haber mitigado sus efectos<sup>11</sup>.
- A finales de 2011 arrancó el proyecto CRISIS (“Complexity Research Initiative for Systemic InstabilitieS”, <http://www.crisis-economics.eu/>), financiado por la Comisión Europea con 3,3 millones de euros. El objetivo de CRISIS es desarrollar dos modelos acoplados basados en agentes: un modelo macroeconómico – formado por familias y empresas, que se interrelacionan a través del mercado de trabajo y de productos – y un modelo financiero – formado por bancos, bancos centrales y otras instituciones financieras. El modelo replica la estructura de interacciones entre todos los agentes, y está pensado para que los reguladores puedan experimentar con él y ver el efecto de determinadas medidas en la estabilidad del mercado bajo diferentes escenarios. Aunque el proyecto terminó a finales de 2014, algunos de sus socios proseguirán el

<sup>9</sup> El modelo desarrollado en EURACE es realmente complejo y difícil de mantener. Por eso, después de finalizar el proyecto diversos grupos siguieron desarrollando modelos basados en EURACE pero de menor escala (Richiardi, 2013).

<sup>10</sup> [http://www.wiwi.uni-bielefeld.de/fileadmin/vpl1/eurace/EURACE\\_press\\_release.pdf](http://www.wiwi.uni-bielefeld.de/fileadmin/vpl1/eurace/EURACE_press_release.pdf)

<sup>11</sup> <http://ineteconomics.org/grants-research-programs/grants/an-agent-based-model-of-the-current-economic-crisis>

trabajo desarrollado durante el proyecto<sup>12</sup>, especialmente para calibrar el modelo (Farmer, 2014).

En esta tesis proponemos utilizar los modelos basados en agentes para estudiar ciertos mecanismos que pueden llevar a situaciones de gran inestabilidad financiera, y evaluar algunas medidas que puedan evitarlo. Desarrollar un modelo como los del proyecto EURACE o CRISIS comporta un uso ingente de recursos, tanto de personal como de dinero, de los que no disponemos. Por eso, el objetivo de esta tesis es mucho más modesto. Inspirándonos en la crisis de 2007 y 1998, crearemos un mercado artificial donde una parte de los agentes utilizan estrategias *long-short* para analizar qué efecto agregado tiene el uso de sistemas VaR para controlar el riesgo.

## 1.4 OBJETIVOS

El objetivo último de esta tesis es mostrar que el uso de sistemas VaR de gestión de riesgo, aunque sea beneficioso a nivel individual, a nivel sistémico puede amplificar las fluctuaciones del precio y dar lugar a episodios de inestabilidad, aun en la ausencia de *shocks* externos. Nuestro análisis se basa en el método de simulación multiagente, y la construcción de un modelo adecuado no es una tarea trivial. Por ello hemos subdividido nuestro trabajo en diversos objetivos intermedios, que abordaremos en diferentes capítulos:

- Capítulo 2 - Construcción y validación de un modelo base. Para poder analizar el efecto del VaR es necesario contar con un modelo que nos permita comparar la dinámica del mercado cuando los inversores utilizan sistemas VaR y cuando no lo hacen. Para que este análisis pueda ser fiable, es necesario partir de un modelo base que sea válido.

En el capítulo 2 abordaremos este primer objetivo. Veremos que en la literatura de modelación basada en agentes es habitual construir modelos donde los agentes operan de acuerdo con una estrategia fundamentalista o técnica, porque tradicionalmente estas han sido los principales tipos de estrategia de inversión en renta variable. Siguiendo este enfoque construiremos un modelo de agentes fundamentalistas y técnicos que presenta ciertas ventajas respecto a la literatura disponible. Para asegurar la validez del

---

<sup>12</sup> <http://www.inet.ox.ac.uk/news/crisis-meets-with-policymakers>

modelo, estudiaremos cómo éste reproduce el comportamiento empírico de los mercados de acciones.

- Capítulo 3 - Extensión del modelo base: Efecto de las estrategias *long-short*. Tal como hemos comentado en la introducción, en los últimos años las estrategias *long-short* han ganado un gran peso. De hecho, la crisis de los *quants* de 2007 tuvo lugar precisamente porque muchos inversores (no sólo *hedge funds*, sino también bancos) habían adoptado este tipo de estrategia en los años previos. Por eso consideramos que es importante tener en cuenta el efecto que estas estrategias tienen en el mercado. Para ello en el capítulo 3 extenderemos el modelo de inversores fundamentalistas y técnicos introduciendo agentes con una estrategia *long-short*. Hasta donde sabemos, este es el primer modelo basado en agentes que incorpora este tipo de estrategia, por lo que supone una innovación respecto al estado del arte en modelación multiagente de mercados financieros.
- [Capítulo 4] Estudio del efecto de los sistemas VaR. En el capítulo 4 estudiaremos el efecto de los sistemas VaR de gestión de riesgo en la estabilidad del mercado. Para ello extenderemos el modelo desarrollado en el capítulo anterior de manera que los inversores controlen su riesgo mediante un modelo VaR, y deban reducir sus posiciones en caso de que el riesgo de su cartera sea excesivo. Veremos qué efecto tiene el uso de este tipo de modelos en la dinámica del mercado, y estudiaremos en qué condiciones el mercado deviene más proclive a sufrir episodios extremos. Además, utilizaremos nuestro modelo para analizar el impacto de dos regulaciones destinadas a reducir la prociclicidad de los sistemas VaR de gestión de riesgo, relacionadas con el Acuerdo de Basilea III.



# MODELO BASE MULTIAGENTE: INVERSORES FUNDAMENTALISTAS Y TÉCNICOS

EN este capítulo presentamos el modelo que servirá de base para los análisis posteriores. Para entender cómo hemos construido el modelo, presentamos antes la evidencia empírica en que nos basamos: describimos las estrategias 'clásicas' de inversión en renta variable, que inspiran el comportamiento de nuestros inversores computacionales, y detallamos las propiedades estadísticas que caracterizan los mercados reales, que luego utilizamos para validar el modelo. Además, revisamos la literatura de mercados artificiales multiagentes, para ver qué aporta nuestro modelo al estado de la cuestión. A continuación ya estaremos en disposición de presentar el modelo y estudiar hasta qué punto replica las propiedades empíricas de los mercados de acciones.

### 2.1 PRINCIPALES ESTRATEGIAS DE INVERSIÓN EN LOS MERCADOS DE ACCIONES

De modo general, tradicionalmente se han distinguido dos tipos de estrategia de inversión, que se identifican con dos maneras distintas de entender el mercado: estrategia fundamentalista y estrategia técnica (Bonenkamp, 2010). A continuación veremos cuáles son las características que distinguen ambos enfoques.

#### **Análisis fundamentalista**

Los inversores que siguen la estrategia fundamentalista sostienen que los activos tienen un valor intrínseco, que se puede calcular a partir de un análisis minucioso de las características del activo, del mercado y de la entidad que lo emite (Murphy J. , 1999). Cuando el valor difiere del precio surge una oportunidad de inversión, porque la premisa principal de este enfoque es que el precio convergirá al valor intrínseco. De acuerdo con esto, si el valor supera al precio se dice que el activo está infravalorado y conviene comprar; si el valor es inferior al precio, conviene vender (Malkiel, 1973).

Para calcular el valor intrínseco de un acción, paso crucial del procedimiento, los inversores fundamentalistas estudian exhaustivamente una serie de indicadores que les dan información



sobre la compañía y les permiten estimar si la acción está sobrevalorada o infravalorada. Entre los indicadores más usados para escoger los activos adecuados podemos citar los siguientes (O'Neill, 2011):

- *Beneficio por acción*: Este indicador se obtiene dividiendo los ingresos netos de la compañía por el número total de acciones en circulación. Se trata de un indicador muy popular del estado de una empresa, porque el precio de sus acciones tiende a ir de la mano del crecimiento o reducción de sus ingresos. Por eso, cuando este indicador muestra buenos valores, los inversores tienden a comprar acciones de la compañía esperando que suban de precio en el futuro.
- *Ratio precio/beneficio (PER)*: Este indicador se define como el cociente entre el precio de mercado de una acción y su beneficio por acción. El PER da una idea de cuánto se está pagando en el mercado por la capacidad de la compañía de generar ganancias, y normalmente interesa comprar acciones con un PER bajo en comparación con otras compañías del mismo sector, porque se espera que tengan un crecimiento más importante en el futuro.
- *Valor contable*: El valor contable por acción se obtiene dividiendo la diferencia entre activos y pasivos de la compañía entre el número de acciones en circulación. Se aconseja buscar compañías con activos subestimados, que por algún motivo figuran en los libros con un valor inferior a su valor real.
- *Apalancamiento*: El apalancamiento mide la relación entre la deuda de una compañía y su capital. Los inversores conservadores optan por empresas con un apalancamiento bajo, porque esto indica que su proporción de deuda es menor en comparación con otras compañías más apalancadas.
- *Rentabilidad de los fondos propios (ROE)*: El ROE ('return on equity') se obtiene dividiendo el beneficio por acción entre el valor contable por acción, y proporciona una idea de la eficiencia con que la compañía usa el capital de sus accionistas. Por eso, los inversores prefieren las acciones de empresas con un ROE superior a la media de las empresas de su sector.
- *Rentabilidad de dividendos*: Este indicador se obtiene expresando el dividendo de una compañía como el porcentaje del precio de mercado de las acciones. Los inversores fundamentalistas tienen en cuenta la serie de dividendos de una compañía, y prefieren aquellas compañías que pagan dividendos de forma regular y consistente.

El análisis fundamental presenta diversas ventajas frente a otras estrategias posibles (Hill, en línea). Es especialmente bueno para inversiones a largo plazo, puesto que se basa en la convergencia del precio al valor y este proceso puede necesitar de un tiempo para realizarse. El análisis fundamental permite a los inversores comprender el mercado en que operan, identificando a las compañías que constituyen un valor sólido. Sin embargo, se trata de un enfoque sujeto también a varias limitaciones. El cálculo del valor intrínseco de un activo depende de los datos de la institución emisora y puede incluir también hipótesis sobre variables como el crecimiento económico. Cualquier pequeña variación en las estimaciones de estas variables puede traducirse en un gran cambio en el valor calculado, llegando incluso a alterar las acciones a tomar. Se trata de un análisis que consume mucho tiempo, agravado además por el hecho de que los modelos de valoración elaborados para un activo pueden no ser útiles – y por tanto es necesario recalcularlos – para otro activo.

### **Análisis técnico**

El análisis técnico se basa en el estudio de los movimiento de los precios pasados para predecir su evolución futura. Este enfoque parte de la hipótesis de que el mercado se mueve a causa de factores psicológicos – reflejando las esperanzas y los miedos de los inversores – y no por los valores fundamentales (O'Neill, 2011). El análisis técnico es mucho más reciente que el fundamental. Ha conocido una gran expansión a partir de los años 60, llegando a dominar los mercados más modernos y líquidos (Johnson, Jefferies, & Ming Hui, 2003).

El análisis técnico se basa en los siguientes tres principios (Neely, 1997):

- El precio refleja plenamente toda la información, agregando el conocimiento de todos los participantes del mercado. Por lo tanto, representa el valor justo del activo y debe constituir la base del análisis.
- El precio no se mueve de forma totalmente aleatoria, sino en tendencias: si el precio sube, tiende a mantenerse al alza, y análogamente si baja. Los inversores técnicos buscan identificar estas tendencias e invertir basándose en ellas: comprar cuando el precio sube y vender cuando baja.
- La historia se repite, es decir, los inversores tienden a reaccionar de la misma manera cuando se encuentran en circunstancias parecidas.

Basándose en estos tres principios, los inversores técnicos utilizan reglas para predecir el comportamiento del precio de un activo a partir de la historia de precios pasados. Podemos

distinguir dos enfoques, según el tipo de técnica de que se valen los inversores para su análisis (Menkhoff & Taylor, 2006):

- El chartismo es un análisis cualitativo que se vale de gráficos de la historia de precio y volúmenes de un activo durante un periodo determinado, para predecir patrones futuros en los movimientos de precios a partir de los patrones pasados (Neely, 1997).
- El análisis cuantitativo se vale de reglas matemáticas para detectar tendencias en los precios. Los métodos más utilizados son los siguientes:
  - Reglas basadas en medias móviles: las medias móviles permiten a los analistas discernir las tendencias en las series de precios, evitando las oscilaciones a corto plazo propias de éstas. El método utiliza dos medias móviles con diferentes horizontes, y los cruces entre ambas se interpretan como una señal de nuevas tendencias en el precio: cuando la media a corto plazo cruza la media a largo plazo hacia arriba se interpreta como el comienzo de una tendencia alcista, y cuando la media a corto plazo cruza la media a largo plazo hacia abajo, se interpreta como el comienzo de una tendencia bajista. Este tipo de reglas es el más sencillo y utilizado (Zhu & Zhou, 2009).
  - Reglas de filtro: indican comprar activos cuyo precio ha subido un determinado tanto por ciento después de tocar un mínimo local, y mantenerlos en cartera hasta que su precio descienda un tanto por ciento después de haber alcanzado un máximo local.
  - Osciladores: los osciladores son indicadores pensados para anticipar un cambio de tendencia en los precios. Este tipo de medidas señala que los movimientos recientes del precio en una determinada dirección han sido muy rápidos y que se va a producir una corrección en la dirección contraria. Uno de los osciladores más populares es el indicador de solidez relativo (RSI, 'relative strength indicator'), que mide la fuerza de los movimientos alcistas en el precio en relación a los movimientos bajistas durante un cierto periodo de tiempo.

El análisis técnico proporciona estrategias de inversión a corto plazo, donde las posiciones duran unas pocas horas o días. Son especialmente útiles para determinar el momento adecuado de emisión de un orden de compra o de venta. Sin embargo, como el análisis fundamental, presenta también varias limitaciones (Hill, en línea). Las estrategias están sujetas a un alto grado de subjetividad por parte del inversor - la misma serie de precios puede dar lugar a interpretaciones distintas que se traduzcan en posiciones distintas. Además se ha criticado que

el análisis técnico detecta las tendencias en los precios cuando gran parte del movimiento ha tenido ya lugar, con lo cual los beneficios se reducen.

\* \* \* \*

Estos dos tipos de estrategia enmarcan los comportamientos que los inversores exhiben en los mercados. Indican cómo seleccionar en qué activos invertir, qué órdenes emitir y cuándo hacerlo. Es difícil saber qué peso tiene cada uno de estos enfoques en los mercados de acciones. En un estudio realizado en 2010 sobre fondos de inversión (Menkhoff, 2010) se halló que la gran mayoría de gestores de fondos (un 87%) utilizan el análisis técnico de algún modo, aunque un porcentaje mucho menor (un 18%) lo prefiere al enfoque fundamentalista. Sin embargo, para inversiones a corto plazo (con un horizontes de varias semanas) el análisis técnico es la opción más usada, por delante del análisis fundamental.

## 2.2 PROPIEDADES ESTADÍSTICAS DE LOS MERCADOS DE ACCIONES

La aplicación de métodos computacionales a la abundante colección de datos recogidos en los mercados financieros en los últimos años ha permitido identificar diferentes regularidades de tipo estadístico que se repiten en mercados muy diversos (por ejemplo, mercados de acciones o divisas de cualquier parte del mundo y en épocas distintas) (Giardina & Bouchaud, 2003c), (Taylor, 2005)). Estas regularidades estadísticas (conocidas como “stylised facts” en inglés) normalmente se formulan en términos de propiedades cualitativas de las rentabilidades de los precios<sup>13</sup> (Cont, 2001).

<sup>13</sup> Si  $P_t$  denota el precio de un activo a tiempo  $t$ , definimos su rentabilidad entre  $t-1$  y  $t$  de la forma siguiente:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}.$$

Sin embargo, a menudo se trabaja con la rentabilidad logarítmica:

$$r_t = \ln(1 + R_t) = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}).$$

Para valores pequeños de  $R_t$ , la rentabilidad logarítmica  $r_t$  y la rentabilidad  $R_t$  valen prácticamente lo mismo. Por eso en las secciones siguientes hablaremos de “rentabilidad” a secas para referirnos tanto a  $R_t$  como a  $r_t$ .

En los últimos 50 años, se han desarrollado diferentes modelos estadísticos para describir el comportamiento de la rentabilidad de las acciones e índices financieros, y el criterio para evaluar la adecuabilidad de estos modelos se basa precisamente en su capacidad para reproducir una o más de estas propiedades estadísticas universales (Thompson, 2011). Como veremos en la sección 2.3, también los modelos de mercados financieros basados en agentes parten a menudo de estas propiedades para juzgar la validez del modelo, considerando que un modelo es más válido cuanto mejor las reproduzca el proceso de precios simulado, pero para explorar además qué mecanismos los originan (por tanto, los modelos basados en agente no sólo buscan *replicar* las propiedades estadísticas, sino también *explicarlas* a partir de la interacción de los agentes). Por este motivo, antes de seguir adelante revisaremos las propiedades estadísticas más importantes observadas en los mercados de acciones, que utilizaremos para validar nuestro propio modelo presentado en la sección 2.4.

Entre las propiedades más destacadas, podemos citar las siguientes:

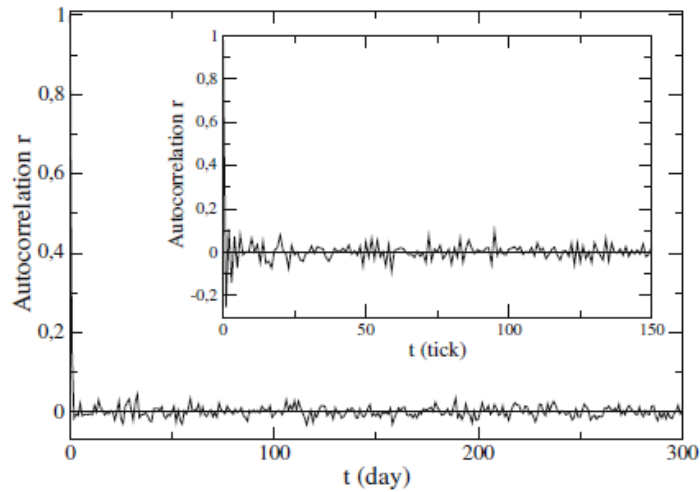
- *Ausencia de autocorrelación en la serie de rentabilidades*: Las autocorrelaciones<sup>14</sup> de la serie temporal de rentabilidades de los activos acostumbran a ser insignificantes, excepto para escalas de tiempo muy pequeñas (de pocos minutos, tanto más breve cuanto más líquido sea el mercado) (Slanina, 2014). Este hecho concuerda con la hipótesis del mercado eficiente: si hubiera autocorrelación en la serie de rentabilidades – y por tanto, en la serie de precios – sería posible diseñar y ejecutar estrategias de arbitraje que proporcionarían beneficios sin riesgo. La explotación de tales estrategias llevaría a la desaparición de la autocorrelación en poco rato (el tiempo suficiente para reaccionar a la nueva información) (Cont, 2001). Sin embargo, la ausencia de autocorrelación en la serie de rentabilidades indica que no es posible saber si el precio de un activo subirá o bajará en el siguiente periodo (Cristelli, 2014).

Una forma de detectar esta propiedad estadística es dibujar la función de autocorrelación de la serie de rentabilidades de un activo, que tiende rápidamente a 0:

---

<sup>14</sup> La autocorrelación de una serie temporal  $X$  es la correlación de la serie  $X$  consigo misma, pero desplazada en el tiempo:

$$\rho_{\tau} = \frac{E[(X_i - \mu)(X_{i-\tau} - \mu)]}{\sigma^2}$$

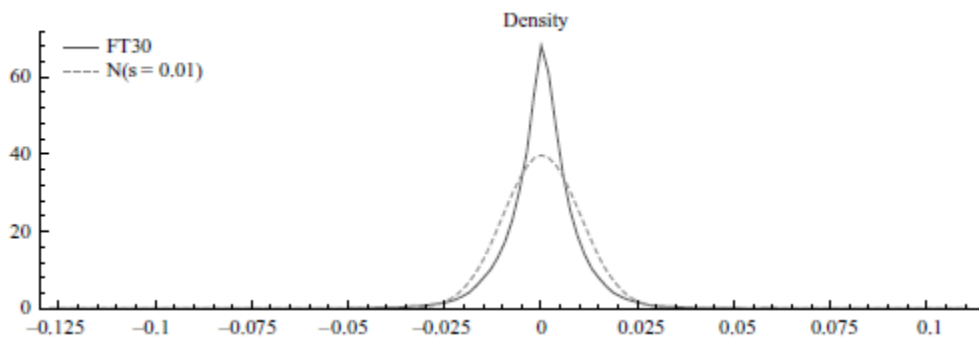


**Fig. 2.1** We report the autocorrelation function of returns for two time series. The series of the main plot is the return series of a stock of New York Stock Exchange (NYSE) from 1966 to 1998 while the series of the inset is the return series of a day of trading of a stock of London Stock Exchange (LSE). As we can see the sign of prices are unpredictable that is the correlation of returns is zero everywhere. The time unit of the inset is the tick, this means that we are studying the time series in event time and not in physical time

*Figura 2* - Ilustración de la ausencia de autocorrelación de la rentabilidad

[Fuente: (Cristelli, 2014, pág. 21)]

- *Colas gruesas*: La serie temporal de rentabilidades no sigue una distribución normal, pese a que ésta se ha usado a menudo como modelo de distribución porque es fácil de tratar analíticamente. Tal como ilustra la *Figura 3*, la distribución empírica de la rentabilidad es más apuntada que la distribución normal, y tiene más masa de probabilidad en las colas (Cont, 2001).



*Figura 3* - Ilustración de la leptocurtosis de la distribución de rentabilidades (índice FT30)

[Fuente: (Mills & Markellos, 2008, pág. 250)]

La propiedad de las 'colas gruesas' ya fue observada por Mandelbrot en 1963, y desde entonces se ha documentado para un gran número de series de rentabilidades de distintos mercados y activos (Chakraborti, Toke, Patriarca, & Abergel, 2011). Esta propiedad implica que el precio de un activo sufre subidas y bajadas extremas más a menudo de lo que predice una distribución normal.

Para detectar la presencia de colas gruesas, acostumbra a utilizarse la curtosis de la serie de rentabilidades. La curtosis de una variable  $X$  se define como el momento centrado de orden cuatro

$$k_X = E\left(\frac{(X - \mu_X)^4}{(\sigma_X)^4}\right),$$

e informa del tamaño de las colas de la distribución de probabilidad de  $X$  (Tsay, 2005). Una distribución con curtosis mayor que 3 (3 es la curtosis de una distribución normal) se llama *leptocúrtica* y se caracteriza precisamente por tener colas gruesas. De hecho, normalmente se calcula directamente el exceso de curtosis,  $k_X - 3$ , que mide en cuánto se diferencia la curtosis de  $X$  de la curtosis de una distribución normal.

La curtosis es muy sensible a la presencia de valores atípicos (*outliers*), porque la desviación de cada observación respecto a la media se eleva a cuatro (Rebonato, 2007). Por eso, al calcular la curtosis de series empíricas de rentabilidades se ha obtenido una gran variedad de valores, que oscilan entre 5 y 100, por lo que no existe ningún valor concreto de curtosis que sea representativo de la rentabilidad de un activo más allá de  $k > 3$  (Einarsson, 2013).

Otra forma de detectar la leptocurtosis de la rentabilidad es simplemente dibujar un histograma de su distribución (Thompson, 2011). Al compararlo con la curva de una distribución normal con la misma media y varianza, se observa la mayor acumulación de valores en el centro y en las colas como en la *Figura 3*.

Yendo más allá de la información proporcionada por la curtosis en los últimos años se ha podido precisar mejor el comportamiento de la distribución de rentabilidades en las colas. La función complementaria de probabilidad acumulada sigue asintóticamente una ley potencial (también llamada a veces distribución de Pareto):

$$F(x) = P(X > x) \sim x^{-\alpha} \text{ }^{15}$$

y por tanto la función de densidad desciende también con una ley potencial de exponente  $\alpha + 1$  en las colas (Cristelli, 2014). Este descenso es más lento que el de las colas de una distribución normal, que siguen un descenso exponencial (Lux & Marchesi, 2000). El exponente  $\alpha$  coincide con el llamado *índice de cola* de la distribución de rentabilidades, que mide el orden del mayor momento absoluto que es finito (por ejemplo, el índice de cola de una distribución normal es  $\infty$  porque todos los momentos son finitos, y cuanto mayor sea este índice, más finas son las colas de la distribución (Cont, 2001). Empíricamente se ha hallado que el valor típico de  $\alpha$  para la distribución de rentabilidades es 3 (Gabaix, Gopikrishnan, Plerou, & Stanley, 2003), aunque se han observado valores entre 2 y 4 (Cristelli, 2014). La forma habitual de estimar el exponente  $\alpha$  es utilizar el *índice de Hill*<sup>16</sup>, que es el estimador máximo verosímil del índice de cola (Einarsson, 2013).

---

<sup>15</sup> El símbolo  $\sim$  se utiliza para describir el comportamiento asintótico de una función (Clegg, 2006):

$$f(x) \sim g(x) \rightarrow \lim_{x \rightarrow \infty} \frac{f(x)}{g(x)} = 1$$

<sup>16</sup> Sea  $k$  el número de observaciones en la cola de una distribución. Si estas observaciones se ordenan de forma descendente,  $x_{(1)} \geq x_{(2)} \geq \dots \geq x_{(k)}$ , entonces el estimador de Hill se define como (Einarsson, 2013):

$$\hat{\alpha} = \frac{k}{\sum_{i=1}^{k-1} (\ln x_{(i)}) - (k-1) \ln x_{(k)}}$$



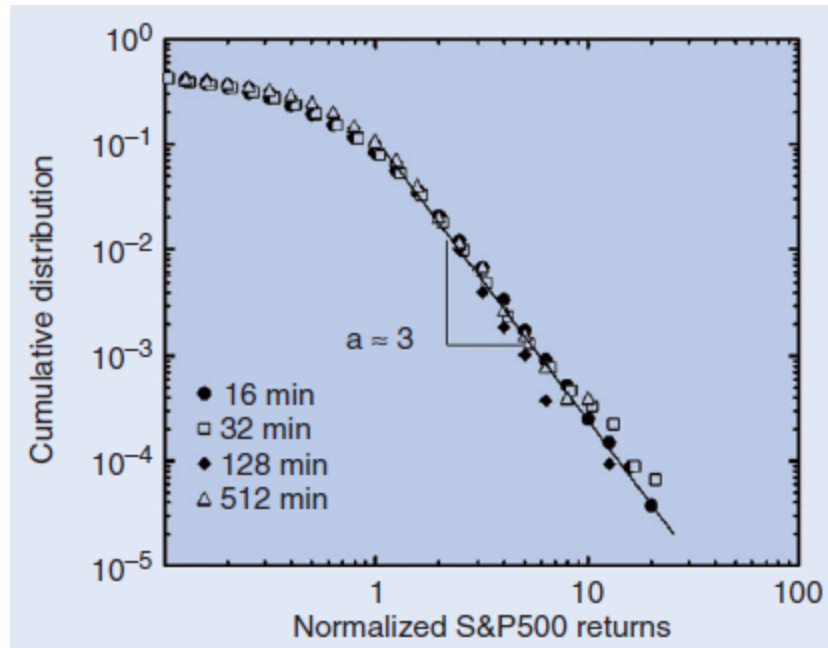


Figura 4 - Ilustración de la ley potencial en las colas de la distribución de rentabilidades (índice S&P500)

[Fuente: (Chakraborti, Toke, Patriarca, & Abergel, 2011, pág. 995)]

- *Clustering de la volatilidad*: Hemos visto que la serie de rentabilidades no está autocorrelacionada, lo que parece apoyar la hipótesis del mercado eficiente. Sin embargo, un análisis más exhaustivo revela que las rentabilidades no están correlacionadas pero no son independientes (Slanina, 2014): el valor absoluto o el cuadrado de la rentabilidad presentan una autocorrelación significativa a lo largo de días o incluso semanas para una gran variedad de acciones e índices (Cont, 2001).

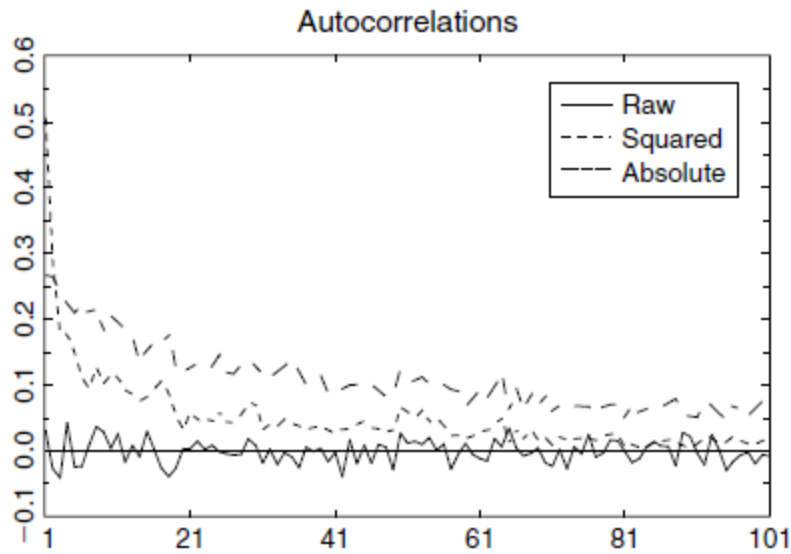


Figura 5 – Ilustración de la función de autocorrelación de la volatilidad de la rentabilidad (índice FTSE100)  
[Fuente: (Lux, 2009, pág. 168)]

Esta propiedad ya fue observada en 1963 por Mandelbrot, quien indicó que cambios grandes de precio tienden a ir seguidos de más cambios grandes - de cualquier signo - y que cambios pequeños tienden a ir seguidos de cambios pequeños (Chakraborti, Toke, Patriarca, & Abergel, 2011). Este fenómeno se conoce como 'clustering' de la volatilidad, y puede observarse a simple vista en la serie temporal de rentabilidades (la Figura 6 proporciona un ejemplo), donde los movimientos importantes en el precio parecen agruparse en el tiempo. Por tanto, existe cierta dependencia en la magnitud de las variaciones del precio, pero su signo es impredecible (Cristelli, 2014).

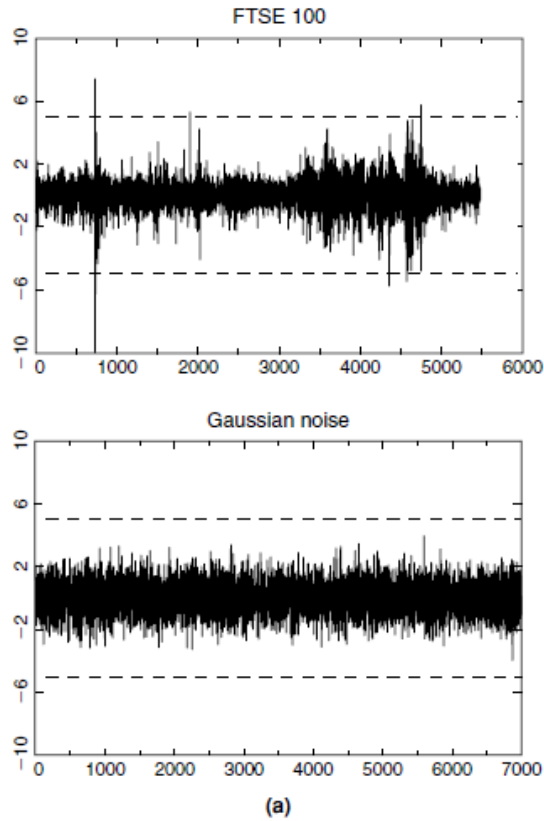


Figura 6 – Ilustración de la serie temporal de rentabilidades del índice FTSE100, comparada con una distribución normal [Fuente: (Lux, 2009, pág. 168)]

Una forma de detectar si la volatilidad tiene esta propiedad es dibujar la función de autocorrelación del valor absoluto o el cuadrado de la serie de rentabilidades, como en la Figura 5, y ver cómo decae lentamente y permanece positiva durante días o semanas. De hecho, el descenso de la función de autocorrelación se ajusta a una ley potencial

$$\text{corr}\left(|r_{t+\tau}|^d, |r_t|^d\right) \sim \tau^{-\beta}$$

con exponente  $\beta$  comprendido entre 0.2 y 0.4 (Cont, 2001). El valor concreto de  $\beta$  depende del activo que se considere, pero siempre es pequeño ( $\beta < 0.5$ ), lo que dificulta su ajuste (Slanina, 2014).

Cuando la caída de la función de autocorrelación de un proceso sigue una ley potencial con exponente  $\beta < 1$ , se dice que el proceso tiene *memoria a largo plazo* (Bouchaud, Farmer, & Lillo, 2009), lo que implica que sucesos que ocurrieron tiempo atrás todavía

tienen un impacto en los valores actuales (Thompson, 2011). Cuanto menor sea el exponente  $\beta$ , mayor es el plazo de la memoria. Para saber si existe dependencia entre los puntos de una serie temporal, es decir, si un proceso tiene memoria a largo plazo, se utiliza el exponente de Hurst  $H$  (Rickles, 2011), que para procesos con memoria a largo plazo viene dado por (La Spada, Farmer, & Lillo, 2011):

$$H = 1 - \frac{\beta}{2}.$$

Un proceso con memoria a largo plazo se caracteriza por tener un exponente de Hurst  $H \in (0.5, 1)$  (estudios empíricos han hallado valores  $H \in (0.7, 0.9)$  para mercados de acciones (Oh, Kim, & Eom, 2006), (Yang, Wang, & Hu, 2013)). El exponente de un proceso con memoria a corto plazo es  $H = 0.5$ , y su función de autocorrelación decae más rápido que  $1/\tau$  (Bouchaud, Farmer, & Lillo, 2009).

Otra forma de estudiar si la volatilidad tiene memoria a largo plazo es el test R/S. Hurst fue el primero en emplear un estadístico de rango ('range statistic' en inglés) para detectar la dependencia a largo plazo de datos hidráulicos en 1951, y Mandelbrot aplicó este estadístico a datos financieros en 1972 (Mills & Markellos, 2008). El estadístico R/S ('range over standard deviation') de una serie  $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$  mide la distancia entre los valores máximos y mínimos de una serie (es decir, su rango) mediante sumas parciales de las desviaciones respecto a la media (Taylor, 2005):

$$M_n = \left[ \max_{1 \leq T \leq n} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r}) \right] - \left[ \min_{1 \leq T \leq n} \sum_{t=1}^T (r_t - \bar{r}) \right]$$

Este rango se divide por su desviación estándar para reescalarlo (Taylor, 2005):

$$\frac{R}{S} = \frac{1}{\sqrt{n}\hat{\sigma}} \cdot M_n,$$

donde  $\hat{\sigma}$  es una constante multiplicada por un estimador consistente de la varianza de  $M_n$ . Si  $\hat{\sigma}$  es la desviación típica muestral de la serie,  $s$ , entonces se obtiene el estadístico R/S empleado por Mandelbrot. Sin embargo, este estadístico es sensible a la autocorrelación a corto plazo (Mills & Markellos, 2008) y por ello Lo (1991) propone una versión alternativa, tomando

$$\hat{\sigma}^2 = s^2 \cdot \left[ 1 + 2 \sum_{j=1}^q \left( 1 - \frac{j}{q+1} \right) \hat{\rho}_j \right]$$

donde  $\hat{\rho}_j$  es la correlación de  $\{r_t\}$  con  $\{r_{t-j}\}$ ,  $j=1, \dots, q$ , que incorpora la dependencia a corto plazo en el denominador. El rechazo de la hipótesis nula del test R/S implica que el proceso considerado tiene dependencia a largo plazo. Si bien la versión de Mandelbrot del test R/S rechaza la hipótesis nula en casos donde no hay memoria a largo plazo, la versión de Lo es por otro lado conservadora, y acepta la hipótesis nula erróneamente en casos en que sí hay memoria a largo plazo (Teverovsky, Taqq, & Willinger, 1999).

A menudo se identifica el *clustering* de la volatilidad con el *efecto ARCH*, en referencia a los modelos (G)ARCH que modelizan la autocorrelación del cuadrado de la volatilidad (Lux & Marchesi, 2000)<sup>17</sup>. Por eso, una forma alternativa de estudiar si la volatilidad está autocorrelacionada es aplicar un test para el efecto ARCH a la serie de rentabilidades (ver, por ejemplo (Tsay, 2005) para una descripción del test). Sin embargo, hay que tener en cuenta que el *clustering* de la volatilidad no va ligado a un modelo concreto como el (G)ARCH (Cont, 2005).

- *Correlación volumen-volatilidad*: El volumen de operaciones y la volatilidad presentan una correlación positiva (Cont, 2001). No se sabe si es la volatilidad la que causa

<sup>17</sup> El modelo ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedastic*) de Engle (1982) fue uno de los primeros modelos para la volatilidad. Si denotamos por  $a_t$  el residuo de la rentabilidad  $r_t$  (su diferencia respecto a la media), entonces el modelo ARCH asume que los residuos  $a_t$  no están correlacionados, pero su varianza sí depende de los valores previos de  $a_t$ . Concretamente, un modelo ARCH( $m$ ) se formula como sigue (Tsay, 2005):

$$a_t = \sigma_t \cdot \xi_t, \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2$$

donde  $\alpha_0 > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ , y  $\{\xi_t\}$  es una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con media 0 y varianza 1. Los residuos obtenidos con este modelo son heterocedásticos, es decir, su varianza no es constante, sino que cuando la varianza es grande se espera una mayor varianza que en periodos de poca varianza.

A veces hacen falta muchos términos para describir la volatilidad de un activo adecuadamente con un modelo ARCH, y por ello Bollerslev (1986) introdujo el modelo ARCH generalizado (GARCH) (Tsay, 2005). Un modelo GARCH( $m, s$ ) se define como sigue:

$$a_t = \sigma_t \cdot \xi_t, \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

donde  $\alpha_0 > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_j \geq 0$ .

variaciones en el volumen o al revés (Sinclair, 2013), o bien si existe un tercer factor subyacente que influye simultáneamente en el volumen y la volatilidad (Taylor, 2005).

- *Raíz unitaria*: Un camino aleatorio puede verse como un caso particular de un proceso AR(1)

$$P_t = \phi \cdot P_{t-1} + a_t$$

con  $\phi=1$  (donde  $a_t$  es una serie de variables aleatorias no correlacionadas, con media igual a 0 y varianza finita). Por este motivo, un camino aleatorio es una serie temporal con una raíz unitaria (Tsay, 2005). El test de Dickey-Fuller<sup>18</sup>

$$H_0 : \phi = 1$$

$$H_1 : \phi < 1$$

es la herramienta estándar para decidir si un proceso AR(1) es un camino aleatorio, y cuando se aplica a la serie temporal de precios reales o logarítmicos de un activo normalmente no puede rechazarse la hipótesis nula (Lux & Marchesi, 2000). Por tanto, la existencia de la raíz unitaria nos dice que estadísticamente no puede descartarse que el precio de una acción siga un camino aleatorio, lo que concuerda con la hipótesis del mercado eficiente.

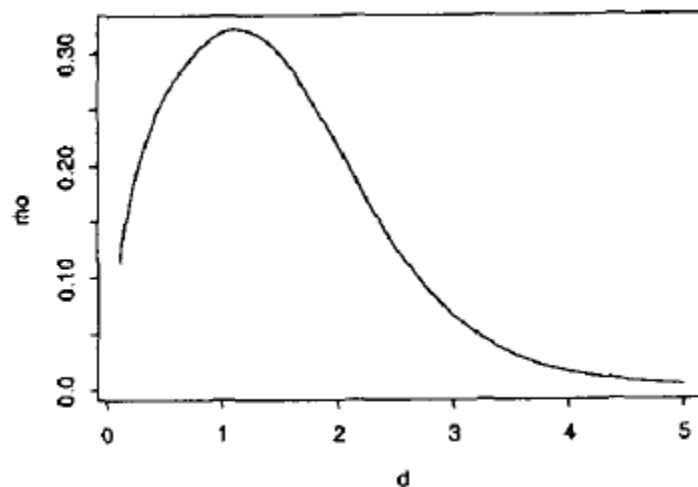
- *Efecto apalancamiento*: La correlación entre la rentabilidad y la volatilidad futura de un activo (medida por ejemplo como el valor absoluto o el cuadrado de la rentabilidad) es negativa y decae lentamente a 0 (Cont, 2001). Este efecto indica que los movimientos del precio tienen un efecto asimétrico en la volatilidad: cuando el precio baja (es decir, cuando la rentabilidad es negativa), entonces la volatilidad crece, mientras que si el precio sube (es decir, cuando la rentabilidad es positiva), entonces la volatilidad se reduce (Dudukovic, 2013). Sin embargo, la relación inversa no se satisface: la correlación de la volatilidad con la rentabilidad futura es prácticamente nula (Cont, 2001), es decir,  $corr(r_{t+\tau}^2, r_t)$  es negativa si  $\tau > 0$  y negligible si  $\tau < 0$ .

Cuando Black detectó esta propiedad (Black, 1976), argumentó que una caída en el precio de la acción de una compañía conlleva un aumento en el apalancamiento de la firma porque su capital desciende y esto es lo que provoca una mayor volatilidad en el precio de la acción (Thompson, 2011). Por eso esta propiedad recibe el nombre de ‘efecto apalancamiento’. Sin embargo, investigaciones posteriores han puesto en duda

<sup>18</sup> Ver (Tsay, 2005) para una descripción del estadístico empleado.

esta explicación ( (Taylor, 2005), (Hasanhodzic & Lo, 2011)) y han proporcionado teorías alternativas, como que el aumento en la volatilidad se debe a las ventas efectuadas por inversores poco informados cuando ven que el precio de un activo baja (Bouchaud, Matacz, & Potters, 2001), o que un escenario de volatilidad baja incentiva la toma de riesgos y la compra de activos (Lombardi & Schrimpf, 2014).

- *Efecto de Taylor*: Ya hemos visto que para estudiar la autocorrelación de la volatilidad se usa la serie de rentabilidades en valor absoluto o elevadas al cuadrado. Los valores de la autocorrelación que se obtienen con el valor absoluto de la rentabilidad acostumbran a ser superiores que los que se obtienen con el cuadrado (Cont, 2001). De forma más general, la autocorrelación de la serie  $|r_t|^d$  alcanza un único máximo cuando  $d$  está alrededor de 1 (Ding, Granger, & Engle, 1993). Por ejemplo, la *Figura 7* muestra la correlación entre  $|r_t|^d$  y  $|r_{t-1}|^d$  para diversos valores de  $d$ , y puede observarse que la curva tiene un máximo aproximadamente en  $d = 1$ .



*Figura 7* - Ilustración del efecto de Taylor  
 [Fuente: (Ding, Granger, & Engle, 1993, pág. 88)]

- *Autocorrelación del volumen*: La distribución del volumen (número de acciones compradas y vendidas durante un intervalo de tiempo) es similar a la de la volatilidad. En las colas sigue una ley potencial,

$$F(x) = P(V > x) \sim x^{-\lambda}$$

con exponente aproximadamente igual a 1.5 (Gabaix, 2009). Como en el caso de la volatilidad, el volumen también está autocorrelacionado (Covrig & Ng, 2004) y tiene memoria a largo plazo (Rossi & Santucci de Magistris, 2013).

Una posible explicación de la dependencia a largo plazo es la actividad de los inversores, que fraccionan sus operaciones (no emiten órdenes grandes al mercado sino que las dividen en órdenes más pequeñas que distribuyen a lo largo del tiempo) para no revelar información a los otros inversores (Covrig & Ng, 2004). Otros autores atribuyen el comportamiento del volumen a las operaciones de inversores institucionales muy grandes en mercados relativamente ilíquidos, que crean picos en la serie de volúmenes (estos autores sugieren que sucesos como la crisis del LTCM o la crisis de los *quants* podrían deberse a un mecanismo de este tipo) (Gabaix, 2009).

- *Asimetría de la volatilidad:* La distribución de la volatilidad es muy asimétrica, con mayor frecuencia de valores altos que una distribución normal (Sinclair, 2013). De hecho, la distribución de la volatilidad se ajusta bien a una log-normal, aunque en las colas parece seguir una ley potencial (Slanina, 2014).

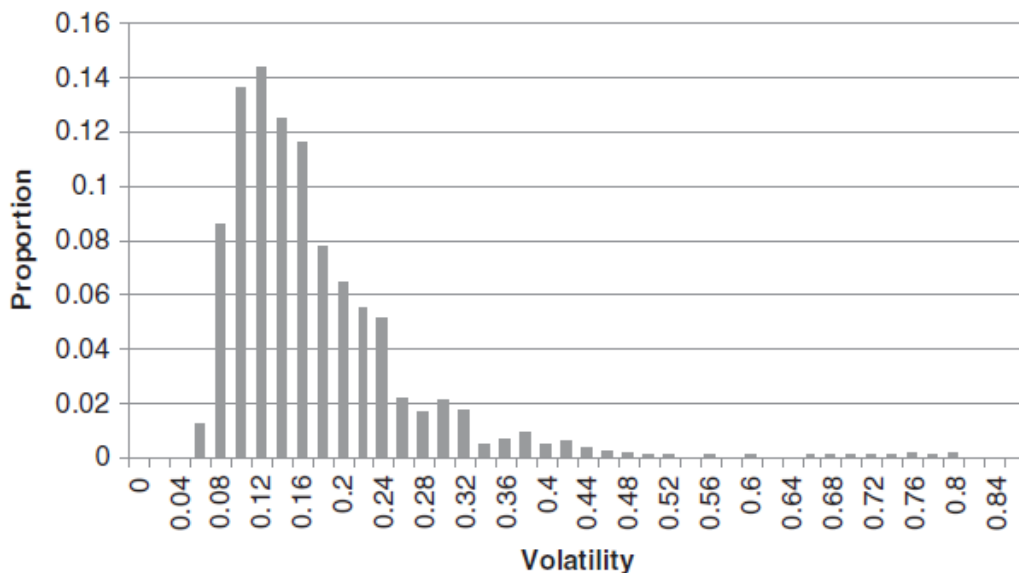


Figura 8 - Ilustración de la asimetría de la volatilidad (índice S&P500)  
[Fuente: (Sinclair, 2013, pág. 45)]



## 2.3 MODELOS RELACIONADOS

En los últimos años se ha empezado a aplicar la simulación basada en agentes para explorar y entender mejor determinados fenómenos financieros ( (LeBaron, 2000), (LeBaron, 2006), (Hommes, 2006)). En particular, una parte de estos modelos estudian qué estrategias y mecanismos pueden dar lugar a las propiedades estadísticas de los mercados de acciones (ver sección 2.2). A continuación revisamos esta parte de la literatura; como veremos es muy habitual utilizar una combinación de estrategias fundamentalistas y técnicas simples para representar el comportamiento de los inversores en los mercados reales - como la evidencia empírica muestra que gran parte de los inversores se basan en enfoques fundamentalistas o técnicos (ver sección 2.1), es consecuente construir modelos que combinen ambos enfoques (Menkhoff, 2010) -, pero a veces se añaden otros mecanismos (por ejemplo, mecanismos de aprendizaje o imitación) que dan lugar a determinadas dinámicas de interés.

Algunos artículos replican las propiedades estadísticas observadas en los mercados reales a partir de mecanismos puramente financieros, como modelos que simplemente combinan las dos estrategias mayoritarias, o que se centran en una de ellas, o que incorporan órdenes a precio limitado:

- Farmer y Joshi (2002) exploran el papel que las estrategias financieras arquetípicas (fundamentalista y técnica, ver sección 2.1) tienen en la dinámica de un mercado. Consideran dos tipos de agente: los agentes fundamentalistas perciben exógenamente un valor intrínseco para el activo. Creen que los precios tenderán a este valor, por lo cual compran cuando creen que el activo está infravalorado y venden cuando creen que está sobrevalorado; los agentes técnicos siguen las tendencias en los precios, con lo cual compran cuando el precio ha ido al alza y venden cuando ha ido a la baja. Ambos tipos de inversores tienen umbrales para entrar y salir de una posición (por ejemplo, la diferencia entre el precio y el valor debe ser mayor que un umbral de entrada para que un agente fundamentalista decida abrir una posición). Estos umbrales aseguran que el proceso de precio y valor fundamental estén cointegrados. Con esta población de inversores, que se completa con un *market maker* que forma el precio a partir del desajuste entre oferta y demanda, los autores comprueban que el mercado reproduce algunas de las propiedades estadísticas más características del mercado de acciones, como las colas gruesas de la distribución de la rentabilidad del activo o la autocorrelación de la volatilidad y el volumen de negociación.

- LiCalzi y Pellizzari (2006) construyen un mercado artificial donde todos los agentes siguen una estrategia fundamentalista. Todos tienen una estimación diferente (y constante) del valor fundamental de la acción, y venden o compran según si el precio supera o no el valor estimado. Los agentes tienen una cantidad limitada de dinero: no pueden vender al descubierto ni tomar prestado para comprar más acciones. Los autores estudian el efecto del *spread bid-ask* en las propiedades de la serie de rentabilidades. Los agentes tienen dos umbrales: cuando el precio está por debajo del umbral inferior, el agente compra acciones, y cuando el precio está por encima, el agente vende; estos umbrales constituyen el *spread bid-ask* del agente. Los autores observan que cuando aumenta el *spread bid-ask*, la volatilidad crece, pero disminuye la curtosis y el exponente de las colas de la distribución de la rentabilidad.
- Raberto, Cincotti, Focardi y Marchesi (2001) crean el llamado “Genoa Artificial Stock Market”, donde los inversores emiten órdenes aleatorios pero con un precio límite. La cantidad de activo que se vende es una proporción aleatoria de la cantidad en cartera, y la cantidad que se compra es una proporción aleatoria del efectivo disponible. Pero a los órdenes se les asocia un precio límite que depende del precio anterior modificado aleatoriamente mediante el producto o división por una normal de desviación típica proporcional a la volatilidad histórica. En otras palabras, el límite de precio refleja el hecho de que a más volatilidad, más incertidumbre, y mayor dispersión en los órdenes emitidos. El precio se calcula como la intersección de las curvas de oferta y demanda. Con este modelo, los autores logran reproducir algunos rasgos típicos de las series temporales financieras, como las colas gruesas en la distribución de rentabilidades del activo y la autocorrelación de su volatilidad.
- Raberto, Cincotti, Focardi y Marchesi (2003) aprovechan el “Genoa Artificial Stock Market” para estudiar los beneficios obtenidos por diferentes tipos de estrategias. A la población aleatoria que constituye el mercado de Genoa se le añaden inversores técnicos (tanto *momentum traders* que siguen la tendencia en el precio como *contrarian traders* que apuestan por un cambio en la tendencia del precio) e inversores fundamentalistas. El número de agentes técnicos y fundamentalistas es mucho menor que el de agentes aleatorios, con lo que su impacto en la dinámica del mercado es mínimo, y la serie de rentabilidades obtenida sigue mostrando colas gruesas y *clustering* de la volatilidad. El objetivo de los autores es comparar los resultados de cada grupo de inversores, y observan que los agentes técnicos obtienen beneficios mucho menores que el resto de agentes.

- Wei, Huang y Hui (2013) se centran en el efecto que los *momentum traders* tienen en la dinámica de los mercados financieros. Para ello crean un modelo con sólo dos tipos de agente: inversores aleatorios y *momentum traders*. Los *momentum traders* compran o venden si la variación del precio entre dos periodos consecutivos supera un umbral dado, y no hace nada en cualquier otro caso. El nuevo precio se calcula a partir del exceso de demanda, y la serie de rentabilidades así obtenida tiene colas gruesas y poca autocorrelación.
- Yang, Wang y Hu (2013) crean un modelo con tres tipos de agente: fundamentalistas, técnicos (tanto *momentum traders* como *contrarian traders*) y *noise traders* que actúan aleatoriamente. Inspirándose en el mercado chino de acciones, los inversores no pueden vender al descubierto ni tomar prestado. Los agentes se distinguen unos de otros en dos parámetros: su sensibilidad a las fluctuaciones del precio y la rapidez con que reaccionan a éstas. Dos inversores con diferentes valores para estos parámetros pueden reaccionar de forma diferente a un movimiento del precio, aún cuando utilicen la misma estrategia. La distribución de la rentabilidad que se obtiene con este modelo tiene colas gruesas (sigue una ley de potencia en las colas) y su volatilidad presenta autocorrelación a largo plazo.

Algunos autores incorporan aspectos de la investigación en *behavioural finance* para enriquecer el comportamiento de los agentes:

- Kodia, Ben Said y Ghedira ( (2010a), (2010b)) presentan un modelo donde los agentes toman la decisión de comprar o vender basándose en diversos indicadores (evaluación del activo, volatilidad, riesgo y tendencia) ligados tanto al análisis fundamental como al análisis técnico. Sin embargo, el comportamiento de los agentes viene dado por tres aspectos - grado de optimismo, especulación y mimetismo - que determinan qué indicadores financieros se tienen más en cuenta y hasta qué punto se hace caso de las opiniones de los otros agentes. La serie de rentabilidades que se obtiene tiene colas gruesas y su volatilidad está autocorrelacionada.
- Pascual, Pajares y López-Paredes (2006) presentan un modelo con tres tipos de agente: fundamentalistas, técnicos y psicológicos. La implementación de los inversores psicológicos, que constituyen la novedad respecto a otros modelos, se basa en las investigaciones de Kahneman y Tversky ( (Kahneman & Tversky, 1979), (Tversky & Kahneman, 1992)). Estos agentes tienen una aversión al riesgo que varía a lo largo del tiempo en función de los resultados obtenidos en las operaciones anteriores: cuando se

han sufrido pérdidas, la aversión al riesgo toma un valor superior que en el caso de haber obtenido ganancias. A partir de las simulaciones, los autores concluyen que los inversores psicológicos están relacionados con el *clustering* de la volatilidad, mientras que los inversores técnicos parecen ser la causa del exceso de curtosis y las raíces unitarias de la serie de rentabilidades y precios.

- Shimokawa, Suzuli y Misawa (2007) también se basan en las investigaciones de Kahneman y Tversky, y estudian la posibilidad de que la aversión al riesgo dé lugar a diversas propiedades de las rentabilidades. En este modelo se consideran tres tipos de inversores: inversores inteligentes – que disponen de información para extraer el valor del activo y calcular sus órdenes maximizando su utilidad –; inversores aversos al riesgo – que sólo disponen de la historia de precios para determinar su posición y se caracterizan por incorporar la aversión al riesgo en su función de utilidad; y un *noise trader* que actúa aleatoriamente. Al introducir los inversores aversos al riesgo, la distribución de rentabilidades muestra colas gruesas, *clustering* de la volatilidad y correlación con la serie de volúmenes. Además, cuando disminuye la liquidez del mercado, la curtosis, volatilidad y asimetría de la distribución de la rentabilidad aumentan.

En algunos modelos, los agentes tienen un repertorio de estrategias entre las cuales escoger, y seleccionan aquéllas que les hayan proporcionado mejores resultados en el pasado:

- El modelo de Challet, Marsili y Zhang (2001) se basa en el “Juego de la minoría” (“Minority Game”), que introdujeron Challet y Zhang (1997) para modelizar situaciones en que tomar una acción sale más a cuenta cuando los agentes que la ejecutan están en minoría. En este artículo se consideran dos tipos de inversores: los llamados “productores” juegan el papel de fundamentalistas, y determinan sus órdenes a partir de una variable que resume la información económica o estado del mundo; los llamados “especuladores” tienen una serie de reglas de decisión entre las cuales escoger en cada momento de tiempo, que les marcan diferentes acciones (comprar, vender o no hacer nada) en cada estado del mundo. Los especuladores escogen la estrategia que les haya proporcionado mejores resultados en el pasado reciente, considerando que una estrategia es buena cuando lleva a una acción minoritaria (reflejando el hecho de que un vendedor puede vender a un mejor precio cuando hay mayoría de compradores, y viceversa). La serie de rentabilidades obtenida tiene colas gruesas, y su volatilidad está autocorrelacionada.

- Giardina y Bouchaud ( (2003a), (2003b)) presentan un mercado donde los agentes son esencialmente técnicos: cada agente tiene una serie de estrategias que, dada la serie de precios en los últimos periodos de tiempo, permiten decidir entre comprar, vender o no hacer nada. Los agentes asignan una puntuación a cada estrategia, de manera que las estrategias más beneficiosas obtienen una puntuación superior; a la hora de decidir qué acción tomar, los agentes utilizan la estrategia con mayor puntuación entre todas las disponibles. Como las estrategias se basan en la historia de precios, los agentes se consideran técnicos, pero los autores incorporan la posibilidad de que algunos inversores actúen como fundamentalistas cuando el precio se aleja mucho de un valor de referencia, para asegurar que el precio revierte a la media. Dos parámetros resultan determinantes a la hora de describir el comportamiento del modelo: el impacto de los órdenes en la formación del precio y la tendencia de los agentes a seguir una tendencia o su contraria (*trend following* o *contrarian*). Al modificar los valores de estos dos parámetros, se observan tres regímenes: un régimen oscilatorio, con frecuentes burbujas y cracs; un régimen estable, con precios cercanos al valor fundamental; y un régimen intermitente a medio camino entre los otros dos. Justamente en este régimen intermitente se observan diversas propiedades estadísticas: rentabilidades poco correlacionadas, colas gruesas y *clustering* de la volatilidad.

Algunos autores exploran el efecto de utilizar algoritmos de aprendizaje, donde los agentes mejoran sus estrategias a lo largo del tiempo basándose en su propia experiencia:

- El modelo de Arthur, Holland, LeBaron, Palmer y Tayler (1996), llamado también “Santa Fe Stock Market” porque fue desarrollado por investigadores del *Santa Fe Institute*, es de los más conocidos y relevantes en la literatura de mercados artificiales. El modelo se basa en una población de agentes heterogéneos que emiten sus órdenes a partir de la predicción que hacen del precio futuro del activo. Para hacer estas predicciones se valen de reglas de tipo *condición*  $\rightarrow$  *predicción*, es decir, reglas que relacionan un estado del entorno con una predicción del precio futuro. Las reglas se basan tanto en información de tipo fundamental (proporciones de precios y dividendos) como de tipo técnico (medias móviles). Cada agente dispone de su propio conjunto de reglas, y no existe interacción entre los conjuntos de reglas de los agentes. Cada agente aprende individualmente, en dos aspectos: (i) el inversor observa cuáles de sus propias reglas son las que proporcionan mejores predicciones y le son por lo tanto más útiles, y (ii) las reglas evolucionan mediante un algoritmo genético, que permite

eliminar las reglas que funcionan peor y sustituirlas por otras nuevas. Mediante este modelo se pueden replicar ciertas propiedades estadísticas de las series financieras reales (persistencia en la serie de volatilidad y volumen, y correlación entre ambas series), y además bajo ciertas condiciones – una tasa de aprendizaje baja – se genera un comportamiento cercano al equilibrio de expectativas racionales. Si, por el contrario, los agentes aprenden rápidamente, su comportamiento se aleja del equilibrio, emergen estrategias de tipo técnico y se suceden burbujas y cracs temporales en el mercado.

- LeBaron, Arthur y Palmer (1999) retoman el “Santa Fe Stock Market” de Arthur et al (1996) y extienden los resultados, analizando cómo la frecuencia con que se actualizan las reglas de decisión con el algoritmo genético afectan las propiedades estadísticas de la serie de rentabilidades. Cuando el aprendizaje es más frecuente, la curtosis de la serie de rentabilidades aumenta y la persistencia de la volatilidad se hace más patente.
- Martínez-Jaramillo y Tsang (2009) presentan un mercado artificial poblado por inversores fundamentalistas, técnicos y *noise traders* que actúan aleatoriamente. La atención se centra en los inversores técnicos, que son los únicos que utilizan un algoritmo de aprendizaje a lo largo de la simulación. Este grupo de agentes utiliza una serie de indicadores técnicos, a partir de los cuales se construyen reglas de decisión que evolucionan a lo largo del tiempo mediante un algoritmo genético. La periodicidad con que se actualizan las reglas puede ser fijada de antemano o puede determinarse endógenamente cuando los resultados del agente quedan por debajo de la media (principio de la Reina Roja). Este mecanismo de aprendizaje permite mejorar los resultados de los agentes técnicos. Los autores consideran diferentes escenarios según el grado de heterogeneidad de los agentes y el método de actualización de las reglas de decisión, y observan que el modelo puede llegar a reproducir diversas propiedades estadísticas de las rentabilidades, como su ausencia de autocorrelación, las colas gruesas o el *clustering* de la volatilidad.

Diversos autores han estudiado el efecto del mecanismo de imitación, permitiendo a los agentes mejorar sus estrategias mirando los parámetros utilizados por otros agentes con mejores resultados, o cambiando de estrategia para adoptar la estrategia mayoritaria en el mercado o que proporciona más beneficios. Este tipo de mecanismo ha sido destacado como uno de los más efectivos a la hora de replicar la persistencia de la volatilidad ( (Cont, 2005), (Giardina & Bouchaud, 2003a)).

- LeBaron y Yamamoto (2007) replican diversas propiedades estadísticas mediante un modelo basado en el aprendizaje y la adaptación. Los agentes estiman el precio futuro con reglas que contienen un componente fundamentalista, técnico y aleatorio al mismo tiempo, y a partir de este precio esperado deciden comprar (si esperan que el precio suba) o vender (si esperan que el precio baje), y mandan al mercado un orden a precio limitado. Cada cierto tiempo, los agentes revisan los parámetros de su regla de precio esperado para mejorar su capacidad predictiva: las reglas evolucionan con un algoritmo genético donde los parámetros usados por los agentes con mejores resultados son los que tienen mayor probabilidad de ser imitados por los demás agentes. Los autores comparan los resultados obtenidos cuando los agentes emplean este algoritmo de aprendizaje con los resultados sin usar aprendizaje. Sólo cuando los agentes aprenden de los demás se obtienen series de volatilidades, volumen y signo de los órdenes con memoria a largo plazo, porque los inversores tienden a actuar de forma similar.
- Alfarano, Lux y Wagner ( (2005), (2006)) construyen un modelo con dos tipos de agentes: *noise traders* - cuyos órdenes son aleatorios - y fundamentalistas - cuyos órdenes dependen de la diferencia entre el precio del activo y su valor fundamental. Los agentes pueden cambiar de estrategia a lo largo del tiempo, según una probabilidad que depende de la propia propensión a cambiar de estrategia y del número de agentes que estén utilizando cada estrategia. Una vez los inversores emiten sus órdenes, el nuevo precio se calcula como el precio de equilibrio para el cual la oferta y demanda coinciden. El modelo reproduce las principales propiedades estadísticas (colas gruesas, ausencia de autocorrelación de las rentabilidades y *clustering* de la volatilidad). El modelo es suficientemente sencillo como para poder calcular analíticamente la expresión de la distribución de la rentabilidad, que sigue una ley de potencia. Los autores (2006) calibran los parámetros del modelo basándose en datos del mercado australiano y observan una ligera dominancia de la estrategia fundamentalista en este mercado.
- Feng, Li, Podobnik, Preis y Stanley (2012) proponen un modelo donde todos los agentes utilizan una estrategia aleatoria, comprando o vendiendo una unidad de activo con la misma probabilidad. Sin embargo, los inversores se distribuyen aleatoriamente en grupos de opinión, dentro de los cuales todos los miembros actúan de la misma forma; el tamaño de los grupos depende de la magnitud de los movimientos en el precio, de manera que si el precio varía poco los agentes tienden a actuar de forma independiente, y cuando hay grandes movimientos de precio todos los agentes tienden a actuar igual.

El modelo reproduce la memoria a largo plazo de la volatilidad y las colas gruesas en la serie de rentabilidades, que siguen una ley de potencia en los extremos. Los autores argumentan que la convergencia de opiniones genera la persistencia en la volatilidad, porque una rentabilidad alta hace que las opiniones de los agentes converjan y da lugar a mayores fluctuaciones de precio.

- Lamba y Seaman (2008) se centran en el efecto del seguidismo. Los agentes pueden tener dos estados, según si su posición es corta o larga, y se les asigna un umbral que refleja su tolerancia a estar en minoría. Mientras un agente está en el grupo minoritario, su tendencia seguidista aumenta a medida que pasa el tiempo, y de forma proporcional a la diferencia de tamaño de los dos grupos. Cuando esta tendencia supera el umbral, el agente invierte el signo de su posición para pasar al grupo mayoritario. Este modelo replica diversas propiedades estadísticas: colas gruesas, *clustering* de la volatilidad y ley de potencia en las colas de la distribución de la rentabilidad. Además, la distribución de la rentabilidad se vuelve asimétrica al introducir asimetrías en la tendencia seguidista, haciendo que esta aumente más deprisa cuando un agente tiene una posición corta en un mercado alcista.
- Lux y Marchesi ( (1999), (2000)) aplican el enfoque de la física estadística a un modelo poblado por dos tipos de agente: agentes fundamentalistas y agentes técnicos. Los inversores pueden cambiar de estrategia de acuerdo con una cierta probabilidad que depende de sus propios resultados y los de los demás agentes. La probabilidad de transición entre una estrategia fundamentalista y una estrategia técnica depende de la diferencia de beneficios entre los dos tipos de inversor. De este modo, se ve que la interacción entre los agentes puede explicar algunas de las propiedades estadísticas, con el *clustering* de la volatilidad, las raíces unitarias de los precios o las colas gruesas de la distribución de la rentabilidad.
- Tulassay (2008) presenta un modelo con dos activos con riesgo, y por tanto dos mercados. El valor fundamental de estos dos activos se ve afectado por *shocks* comunes a los dos mercados (como sería el caso de noticias macroeconómicas) y *shocks* específicos a cada mercado (como sería el caso de noticias acerca de una empresa). Los agentes pueden usar una estrategia técnica o fundamentalista. Los inversores fundamentalistas tienen información de los *shocks* en ambos mercados, pero difieren en su percepción del efecto que estos *shocks* tendrán en el valor fundamental de los dos activos. Sin embargo - y este es el mecanismo clave del modelo - cuando crece la inestabilidad del mercado, la sensibilidad de los fundamentalistas a estos *shocks* crece y



les dan más importancia, de forma que todos actúan de forma parecida. De esta forma, el modelo no sólo replica propiedades estadísticas de cada mercado individual (ausencia de autocorrelación de la rentabilidad, colas gruesas y *clustering* de la volatilidad), sino que además genera rentabilidades extremas simultáneas en los dos mercados (si bien a largo plazo el precio tiende al valor fundamental).

- Westerhoff (2010) presenta un modelo donde los agentes siguen una estrategia fundamentalista o técnica. Sin embargo, los agentes pueden cambiar de estrategia a lo largo del tiempo, y la probabilidad con que pasan de una estrategia a la otra depende de los resultados relativos obtenidos por éstas en el pasado reciente. De esta forma, la proporción de fundamentalistas y técnicos varía a lo largo del tiempo, dando lugar a burbujas y cracs cuando los inversores técnicos dominan el mercado, y precios cercanos al valor fundamental cuando son los inversores fundamentalistas quienes están en mayoría. La serie de rentabilidades obtenida tiene colas gruesas, *clustering* de la volatilidad y ausencia de autocorrelación.

## 2.4 DESCRIPCIÓN DEL MODELO

### INTRODUCCIÓN

A continuación describimos el modelo que servirá de base para los modelos de los dos capítulos siguientes. Hemos visto en la sección 2.3 que existe una variedad de modelos basados en agentes que reproducen en mayor o menor medida algunas de las propiedades estadísticas descritas en la sección 2.2. Entre todos ellos, hemos escogido el modelo de Farmer y Joshi (2002) como punto de partida, porque se trata de un modelo relativamente simple que logra explicar un buen número de propiedades estadísticas a partir únicamente de la interacción de agentes fundamentalistas y agentes técnicos – que, como hemos visto, son los dos tipos de estrategia que se han venido utilizando tradicionalmente en los mercados de renta variable. Por tanto, se trata de un modelo que parece razonable desde del punto de vista empírico en cuanto a las estrategias empleadas y cuyos resultados son ricos en cuando al número de propiedades estadísticas que replica.

Sin embargo, un análisis más a fondo del modelo de Farmer y Joshi (2002) revela que los agentes que utilizan la estrategia técnica en este mercado pierden dinero consistentemente, y los

inversores fundamentalistas son los únicos que hacen beneficios. Aunque esta configuración de mercado logre reproducir diversas propiedades estadísticas, consideramos que no es suficientemente realista, puesto que a la práctica una estrategia perdedora pronto dejaría de utilizarse. Por ello hemos decidido sustituir la estrategia técnica de Farmer y Joshi (2002), y tras experimentar con diferentes estrategias utilizadas en los mercados reales (Kestner, 2003), hemos escogido una más elaborada basada en la comparación de medias móviles a corto y largo plazo. De este modo, la estrategia técnica resulta competitiva respecto a la fundamentalista, y a nuestro parecer esto dota el modelo de mayor realismo. Sin embargo, tal como veremos en la sección 2.5, esta modificación va en detrimento de las propiedades estadísticas que el modelo logra replicar.

#### FORMACIÓN DEL PRECIO

Consideramos un mercado con un único activo con riesgo (una acción), sin limitación en cuanto a su oferta. Sea  $P_t$  el precio de esta acción a tiempo  $t$ . Podemos imaginar que hay un *market-maker* en el mercado que procesa todos los órdenes mandados por los inversores y modifica acordemente el precio en función de la demanda total: si el volumen de demanda es superior al de oferta, sube el precio, y en caso contrario lo baja. Siguiendo (Farmer & Joshi, 2002)<sup>19</sup>, asumimos que el *market-maker* fija el nuevo precio utilizando la siguiente función de impacto:

$$P_t = P_{t-1} + \frac{1}{\lambda} \cdot \Theta_{t-1} + \xi_t, \quad (1)$$

donde

- $\lambda$  es una constante que permite normalizar la demanda de los inversores, y por eso la llamaremos *liquidez*, puesto que cuanto más líquido es un mercado (en este caso, cuanto mayor es el valor de  $\lambda$ ), menor impacto tienen los órdenes grandes en el precio, y viceversa.
- $\Theta_{t-1}$  es el orden neto de los inversores, que se obtiene sumando los órdenes de todos los inversores fundamentalistas y técnicos del periodo anterior.
- $\xi_t$  es un término aleatorio,  $\xi_t \sim N(0, \sigma_p)$ , que recoge las posibles perturbaciones aleatorias del precio, por ejemplo la llegada de información que puede afectar la decisión del *market-maker* respecto al nuevo precio (Farmer & Joshi, 2002).

---

<sup>19</sup> Sin embargo, a diferencia de (Farmer & Joshi, 2002), aquí no utilizamos precios logarítmicos (recurso habitual en los modelos basados en agentes para evitar que el precio simulado alcance valores negativos), sino precios absolutos porque son los que se manejan en los mercados reales.

### ESTRATEGIAS DE INVERSIÓN

En este primer modelo tenemos dos tipos de inversor:

- *Inversores fundamentalistas* (FUND) - Estos agentes utilizan una estrategia fundamentalista: reciben exógenamente una señal que les da el valor de la acción y deciden comprar o vender dependiendo de si el activo está sobrevalorado o infravalorado de acuerdo con el valor fundamental que perciben. Notaremos con  $N_{FUND}$  el número de inversores fundamentalistas en el mercado.
- *Inversores técnicos* (TREND) - Estos agentes siguen las tendencias del precio: compran cuando el precio tiene una tendencia alcista, y venden cuando el precio tiene una tendencia bajista. Concretamente, utilizan una estrategia técnica basada en medias móviles para detectar las tendencias del precio. Notaremos con  $N_{TREND}$  el número de inversores técnicos en el mercado.

A continuación describimos detalladamente el funcionamiento de ambas estrategias.

#### Estrategia fundamentalista

Los inversores fundamentalistas reciben una señal exógena y privada (distinta para cada agente) que interpretan como el valor intrínseco del activo, y en la cual se basan para emitir su orden. Esta señal privada se define a partir del valor fundamental del activo, que calculamos como un camino aleatorio:

$$V_t = V_{t-1} + \eta_t, \quad (2)$$

donde  $\eta_t \sim N(0, \sigma_V)$ . Cada inversor fundamentalista  $f$  percibe una aproximación del valor fundamental  $V_t$ , definida como el propio valor  $V_t$  más una constante que depende del inversor:

$$V_t^f = V_t + v^f, \quad (3)$$

donde la constante  $v^f$  de cada inversor se determina al empezar la simulación a partir de una distribución uniforme:  $v^f \sim U(v_{\min}, v_{\max})$ , donde  $v_{\min} = -v_{\max}$ .

Cuando un inversor  $f$  recibe su señal respecto al valor fundamental del activo, lo compara con el precio. Si esta diferencia supera un determinado umbral,  $|V_t^f - P_t| > T^f$ , el agente abre una posición:

$$pos_t^f = c^{FUND} \cdot (V_t^f - P_t). \quad (4)$$

Observamos que si el precio supera al valor, el agente percibe el activo como sobrevalorado, con lo cual decide vender. Si el precio es inferior al valor, decide comprar. La constante  $c^{FUND}$  es un factor de capital que permite ajustar el orden emitido.

Los inversores fundamentalistas mantienen sus posiciones abiertas hasta que el precio y el valor fundamental convergen, es decir, cuando su diferencia es más pequeña que un determinado umbral. En ese caso, los agentes liquidan su posición:

$$\begin{aligned} \text{Si } pos_{t-1}^f > 0 \ \& \ V_t^f - P_t^f < \tau^f \ \text{entonces } pos_t^f = 0. \\ \text{Si } pos_{t-1}^f < 0 \ \& \ V_t^f - P_t^f > -\tau^f \ \text{entonces } pos_t^f = 0. \end{aligned} \quad (5)$$

En caso de que un agente tenga una posición abierta, pero no se satisfaga la condición de liquidación, entonces simplemente actualiza su posición a partir de la diferencia entre precio y valor (si la diferencia se ha reducido respecto al momento en que compró o vendió, el inversor también reduce la posición, y análogamente para el caso en que la diferencia se amplíe):

$$pos_t^f = c^{FUND} \cdot (V_t^f - P_t). \quad (6)$$

Notamos que los inversores fundamentalistas son heterogéneos en su umbral de entrada y de salida

$$T^f \sim U(T_{\min}, T_{\max}), \quad \tau^f \sim U(\tau_{\min}, \tau_{\max}),$$

pero el factor de capital  $c^{FUND}$  es el mismo para todos los fundamentalistas.

Una vez calculada la nueva posición, el agente calcula el orden que manda al *market-maker*:

$$\theta_t^f = pos_t^f - pos_{t-1}^f. \quad (7)$$

La *Figura 9* resume el funcionamiento de la estrategia fundamentalista:

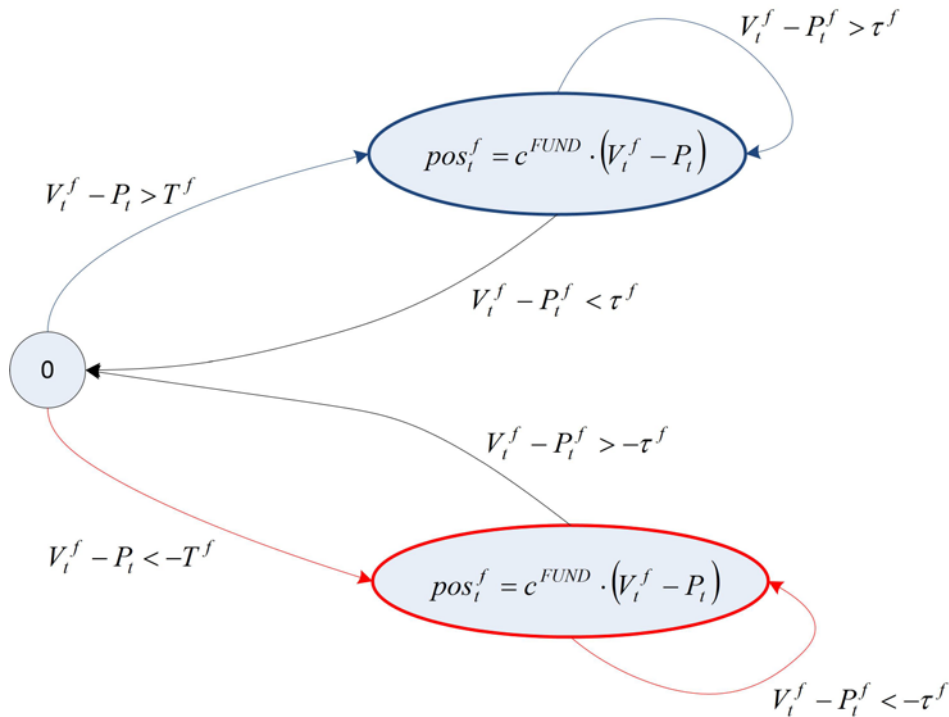


Figura 9 - Diagrama de estados de la estrategia fundamentalista

### Estrategia técnica

Los inversores técnicos explotan las tendencias en el precio, y para ello utilizan dos de las técnicas más comunes en los mercados reales (Taylor, 2005): para detectar el comienzo de una tendencia en el precio se basan en medias móviles de diferente longitud de los precios, y para detectar el fin de una tendencia se basan en la ruptura de canales (*channel breakouts* en inglés). En la implementación que presentamos a continuación nos hemos basado en la descripción que hace Kestner (2003) de estas reglas.

Los inversores técnicos calculan en cada momento de tiempo dos medias móviles simples de los precios: una a corto plazo, que responde más rápidamente a los movimientos recientes del precio, y otra a largo plazo, que responde más lentamente. Sean  $w_S^{tr}$  y  $w_L^{tr}$  las ventanas utilizadas por el agente técnico  $tr$  para calcular la media móvil a corto y largo plazo, respectivamente. Entonces las medias móviles vienen dadas por:

$$MM(w_S^{tr})_t = \frac{1}{w_S^{tr}} \cdot \sum_{i=t-w_S^{tr}+1}^t P_i \quad (8)$$

$$MM(w_L^{tr})_t = \frac{1}{w_L^{tr}} \cdot \sum_{i=t-w_L^{tr}+1}^t P_i$$

Cuando las dos medias móviles se cruzan, es el momento clave en que comprar o vender: si la media móvil a corto plazo supera la media a largo plazo, el agente interpreta que el precio está describiendo una tendencia alcista y abre una posición larga; si la media móvil a corto plazo cruza la media a largo plazo en sentido descendiente, el agente interpreta que el precio está describiendo una tendencia bajista y abre una posición corta (Figura 10).

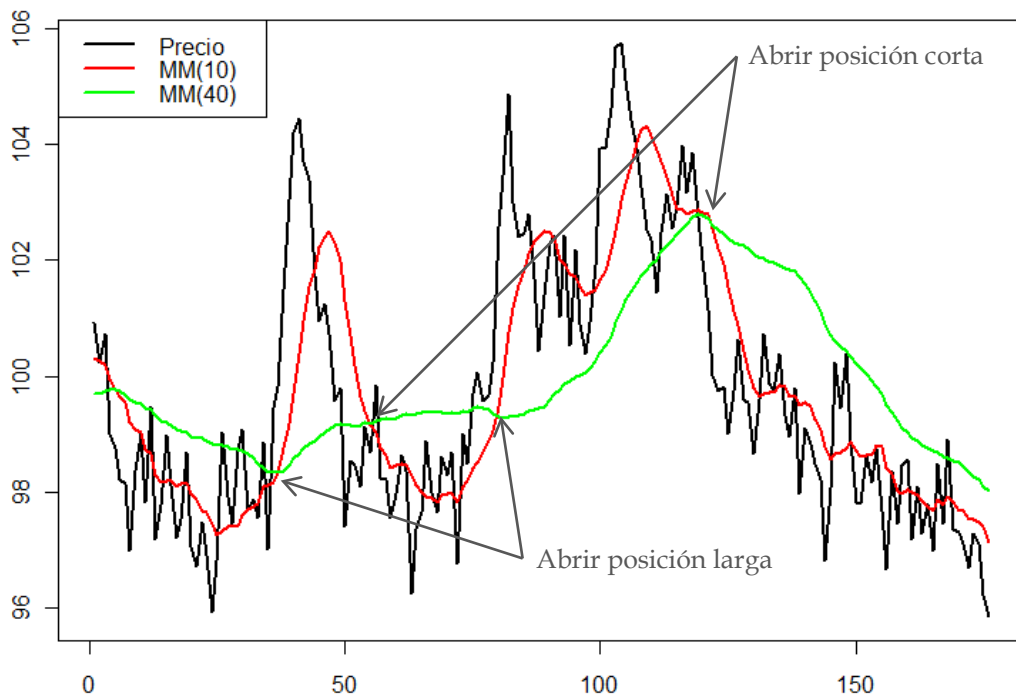


Figura 10 - Ilustración del comportamiento de las medias móviles a corto y largo plazo

Cuando las medias se cruzan y el agente abre una posición, ésta es proporcional a la diferencia de pendiente entre las dos medias móviles, porque asume que cuanto mayor sea esta diferencia, más marcada es la tendencia alcista o bajista del precio. La ecuación ( 9 ) especifica la fórmula que usan los inversores técnicos para calcular sus posiciones:

- Si  $MM(w_S^{tr})_t$  cruza  $MM(w_L^{tr})_t$  en dirección ascendente, entonces el agente abre una posición larga:

$$pos_i^{tr} = 25 \cdot c^{TREND} \cdot |\Delta incl_i^{tr}| \quad (9)$$

- Si  $MM(w_S^{tr})_t$  cruza  $MM(w_L^{tr})_t$  en dirección descendente, entonces el agente abre una posición corta:

$$pos_t^{tr} = -25 \cdot c^{TREND} \cdot |\Delta incl_t^{tr}|, \quad (10)$$

donde

- El factor 25 es un factor de normalización para que el orden de magnitud de las posiciones de los agentes técnicos y de los agentes fundamentalistas sea el mismo.
- La constante  $c^{TREND}$  es un factor de capital que permite ajustar el orden emitido.
- $\Delta incl_t^{tr}$  es la diferencia de inclinación entre las dos medias móviles:

$$\Delta incl_t^{tr} = \arctan(MM(w_S^{tr})_t - MM(w_S^{tr})_{t-1}) - \arctan(MM(w_L^{tr})_t - MM(w_L^{tr})_{t-1})$$

Los inversores técnicos mantienen sus posiciones abiertas hasta que creen que la tendencia del precio ha empezado a invertirse. Para detectar este momento, los agentes utilizan la regla de la ruptura de canales: si el precio hoy es el mínimo de los últimos  $w_C^{tr}$  días, se interpreta que el precio está bajando, y si se tiene una posición larga conviene liquidarla; si el precio hoy es el máximo de los últimos  $w_C^{tr}$  días, se interpreta que el precio está subiendo, y si se tiene una posición corta conviene liquidarla.

$$\begin{aligned} \text{Si } pos_{t-1}^{tr} > 0 \ \& \ P_t == \underset{j \in [t-w_C^{tr}+1, t]}{\text{Min}} \{P_j\} \text{ entonces } pos_t^{tr} = 0. \\ \text{Si } pos_{t-1}^{tr} < 0 \ \& \ P_t == \underset{j \in [t-w_C^{tr}+1, t]}{\text{Max}} \{P_j\} \text{ entonces } pos_t^{tr} = 0. \end{aligned} \quad (11)$$

Observamos que al trazar el máximo y el mínimo del precio a lo largo de un periodo se dibuja un canal, de donde se deriva el nombre de 'ruptura de canales'.

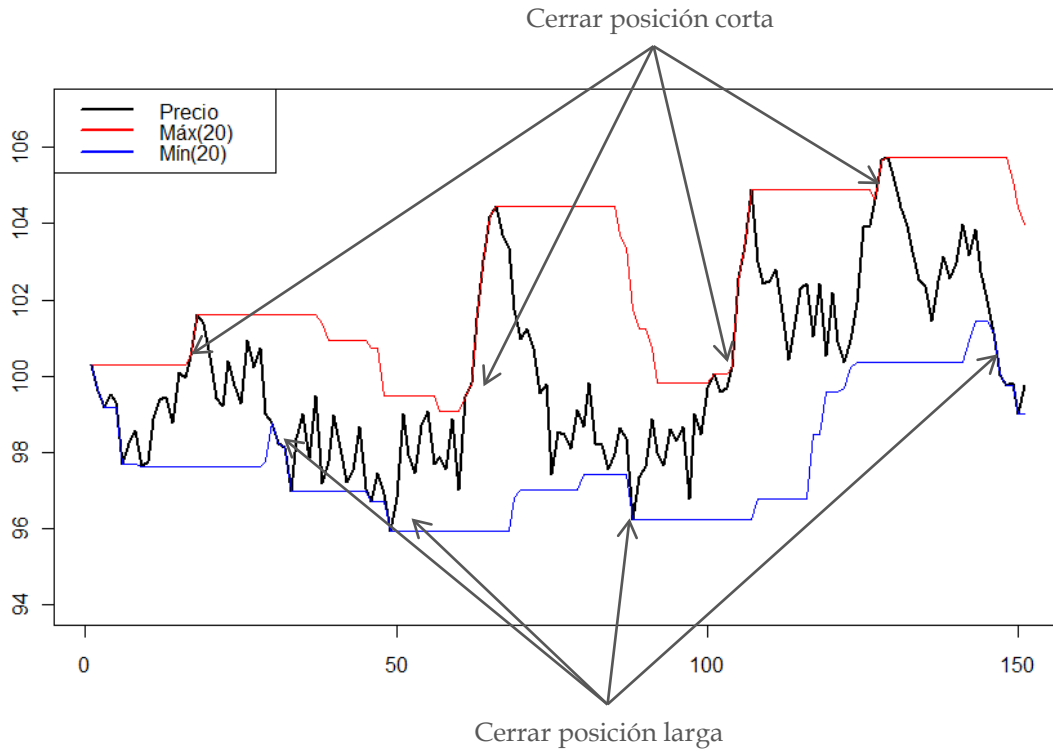


Figura 11 - Ilustración del comportamiento del canal utilizado como criterio de salida

Igual que en el caso de los inversores fundamentalistas, cuando un agente técnico tiene una posición abierta, pero no se satisface la condición de la ruptura de canales, entonces simplemente actualiza su posición, conservando el mismo signo:

$$\begin{aligned} \text{Si } pos_{t-1}^{tr} > 0 \text{ entonces } pos_t^{tr} &= 25 \cdot c^{TREND} \cdot |\Delta incl_t^{tr}| \\ \text{Si } pos_{t-1}^{tr} < 0 \text{ entonces } pos_t^{tr} &= -25 \cdot c^{TREND} \cdot |\Delta incl_t^{tr}|. \end{aligned} \quad (12)$$

Notamos que los inversores técnicos son heterogéneos en las ventanas que utilizan para calcular las medias móviles y el canal de salida

$$w_S^{tr} \sim U(w_{S,\min}^{tr}, w_{S,\max}^{tr}), \quad w_L^{tr} \sim U(w_{L,\min}^{tr}, w_{L,\max}^{tr}), \quad w_C^{tr} \sim U(w_{C,\min}^{tr}, w_{C,\max}^{tr}),$$

pero el factor de capital  $c^{TREND}$  es el mismo para todos los técnicos.

Una vez calculada la nueva posición, el agente calcula el orden que manda al *market-maker*:

$$\theta_t^{tr} = pos_t^{tr} - pos_{t-1}^{tr}. \quad (13)$$

La Figura 12 resume el funcionamiento de la estrategia técnica:



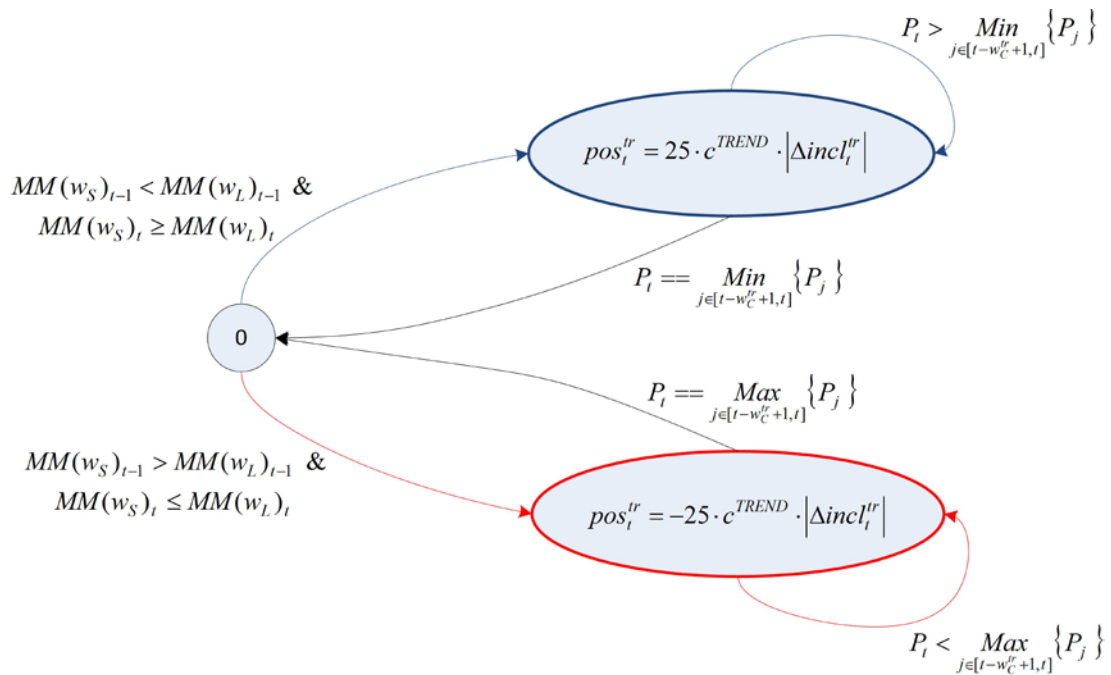


Figura 12 – Diagrama de estados de la estrategia técnica

### 2.4.1 Parámetros

En la *Tabla 1* incluimos el valor de los parámetros utilizado en los experimentos descritos en la sección 2.5. A la hora de escoger estos valores, hemos seguido los siguientes criterios:

- Para aquellos parámetros que son ‘observables’ en los mercados reales, hemos escogido valores que sean realistas. Por ejemplo, las ventanas para las medias móviles a corto y largo plazo que utilizan los inversores técnicos se mueven alrededor de 10 y 40, que son los valores usados normalmente por los inversores reales (Kestner, 2003).
- Para aquellos parámetros que no son ‘observables’ (por ejemplo, la liquidez  $\lambda$  o la desviación estándar  $\sigma_p$  del proceso aleatorio usado en la fórmula del *market-maker*), hemos ajustado su valor para obtener resultados válidos, es decir, con dinámicas del precio razonables y que satisfagan en la medida de lo posible las propiedades estadísticas descritas en la sección 2.2.

Parámetro	Valor	Descripción del parámetro
$N_{ticks}$	4000	Número de ticks que compone cada simulación

$\lambda$	400	Liquidez
$P_0$	100	Valor inicial del precio
$\sigma_P$	0.4	Desviación estándar del término aleatorio que interviene en la formación del precio
$N_{FUND}$	200	Número de inversores fundamentalistas
$N_{TREND}$	200	Número de inversores técnicos
$\sigma_V$	0.25	Desviación estándar del término aleatorio que interviene en la definición del valor fundamental
$[v_{\min}, v_{\max}]$	[-8, 8]	Extremos de la distribución uniforme que determina la diferencia entre el valor fundamental y el valor percibido por cada agente fundamentalista
$[T_{\min}, T_{\max}]$	[2, 5]	Extremos de la distribución uniforme que determina el umbral de entrada de los agentes fundamentalistas
$[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$	[-0.5, 1]	Extremos de la distribución uniforme que determina el umbral de salida de los agentes fundamentalistas
$c^{FUND}$	1	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores fundamentalistas
$[w_{S,\min}^{tr}, w_{S,\max}^{tr}]$	[5, 15]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a corto plazo empleada por los agentes técnicos
$[w_{L,\min}^{tr}, w_{L,\max}^{tr}]$	[35, 50]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a largo plazo empleada por los agentes técnicos
$[w_{C,\min}^{tr}, w_{C,\max}^{tr}]$	[5, 30]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana del canal de salida empleado por los agentes técnicos
$c^{TREND}$	1	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores técnicos

Tabla 1 – Tabla de parámetros utilizados en el modelo de agentes fundamentalistas y técnicos

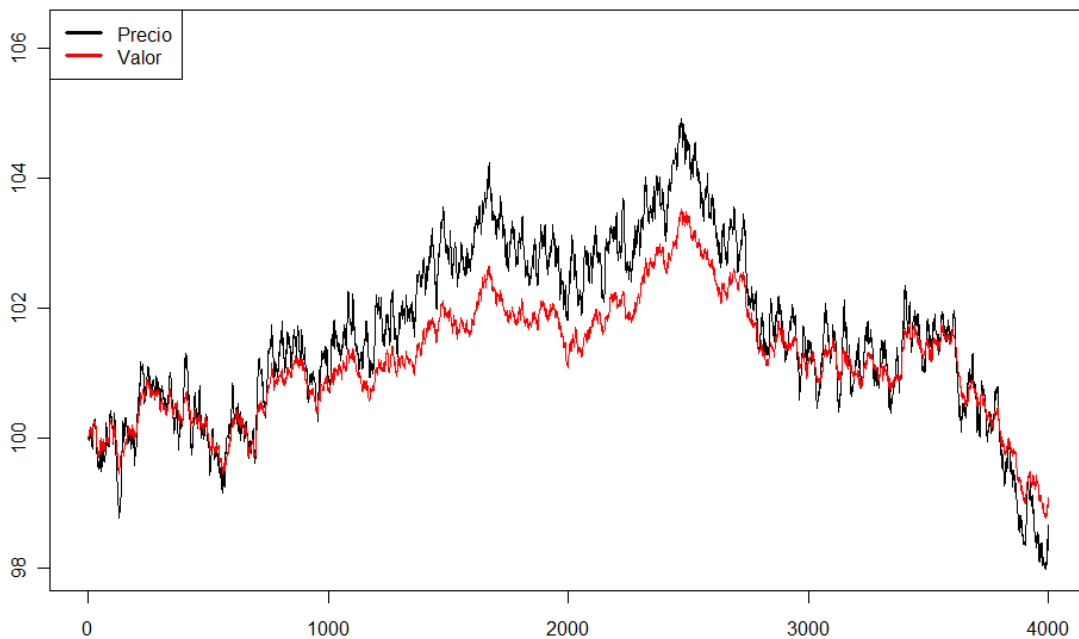
## 2.5 RESULTADOS DEL MODELO

### DINÁMICA GENERAL

Las simulaciones tienen una duración de 4000 pasos de tiempo (que para calibrar variables como la volatilidad del precio asumimos que son días y equivalen por tanto a unos 16 años).

Los resultados promedio descritos a continuación se basan en 25 simulaciones con diferentes semillas para los procesos aleatorios. En todas las simulaciones los parámetros del modelo toman los valores descritos en la *Tabla 1*.

*Precio y valor fundamental.* El precio se mueve alrededor del valor fundamental. Aunque puede ser que el precio y el valor fundamental no se crucen durante un periodo largo de tiempo, la acción de los agentes hace que los dos procesos acaben siempre convergiendo.



*Figura 13* – Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones

La acción de los inversores fundamentalistas impide que el precio se aleje mucho del valor fundamental, puesto que cuando el precio cae por debajo del valor, los fundamentalistas compran y empujan el precio hacia arriba y viceversa. Los inversores técnicos impulsan las tendencias en el precio: cuando el precio empieza a subir, los inversores técnicos compran y potencian la subida del precio (análogamente cuando el precio empieza a bajar). La acción conjunta de los inversores fundamentalistas y técnicos hace que las tendencias del precio sean temporales, y que el precio acabe moviéndose siempre alrededor del valor fundamental. Por tanto, el precio tiene una dinámica estable y no muestra movimientos exagerados ni burbujas.



Figura 14 – Promedio de la volatilidad anualizada de las rentabilidades para 25 simulaciones

*Órdenes de los inversores.* Por construcción, las posiciones de los inversores fundamentalistas y técnicos tienen el mismo orden de magnitud (precisamente en la expresión de las posiciones de los agentes técnicos hemos añadido un factor de normalización para evitar que un grupo tenga posiciones muy superiores al otro, ver ecuaciones ( 9 ) y ( 10 )). Como de hecho ocurre en los mercados reales (Henning, 2010), los fundamentalistas son inversores a más largo plazo, ya que mantienen sus posiciones abiertas durante largos periodos de tiempo; los técnicos invierten a corto plazo, abriendo y cerrando posiciones mucho más a menudo que los fundamentalistas.

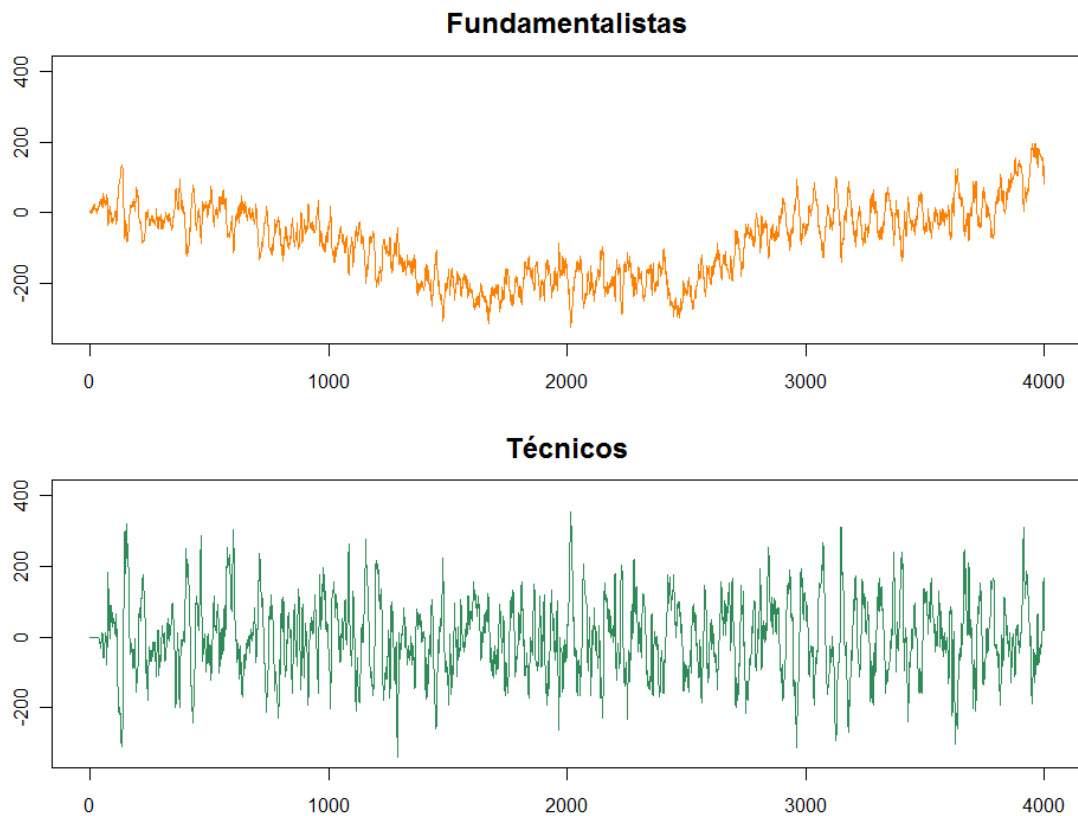


Figura 15 – Promedio de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones

Observamos que las posiciones agregadas de los inversores técnicos normalmente se mueven en la dirección de los precios – si el precio sube, los inversores técnicos compran –, mientras que las posiciones agregadas de los inversores fundamentalistas tienden a moverse en la dirección contraria – si el precio sube y supera el valor fundamental, los inversores fundamentalistas venden (por tanto, los inversores técnicos inducen autocorrelación positiva en las rentabilidades, y los inversores fundamentalistas inducen autocorrelación negativa). Esto se aprecia con mayor claridad al hacer un ‘zoom’ en el gráfico del precio y de las posiciones agregadas de los agentes:

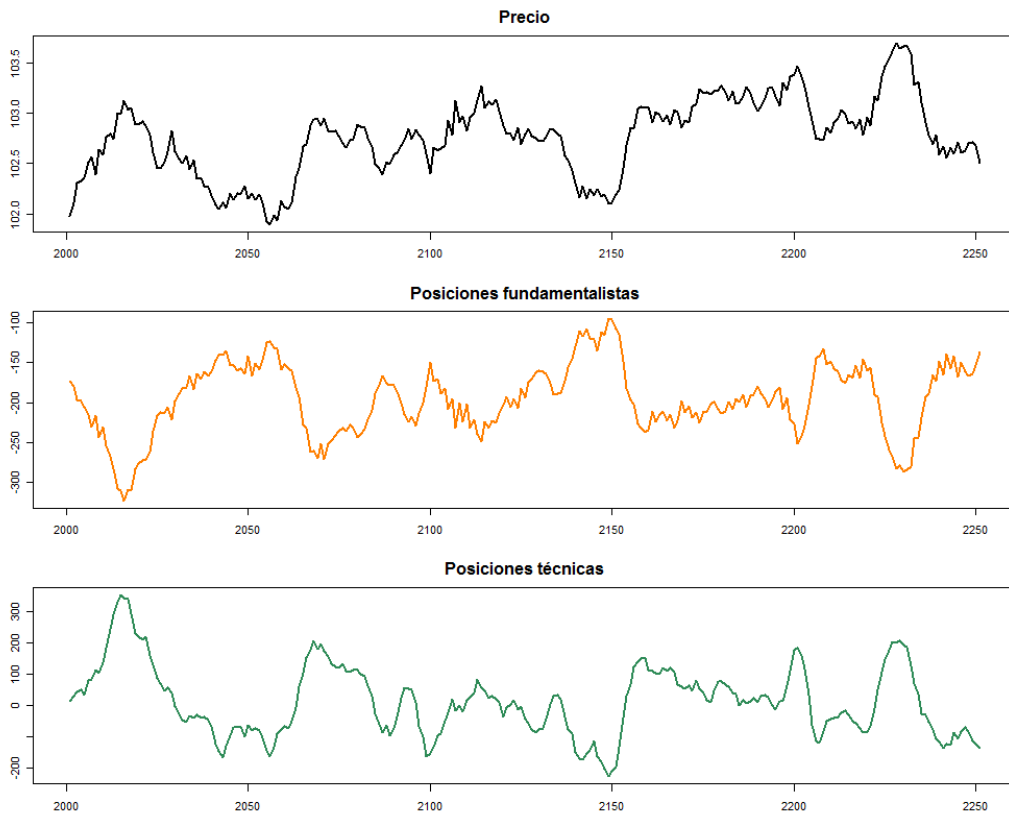


Figura 16 – Zoom en  $t=2000..2250$  del promedio del precio y de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones

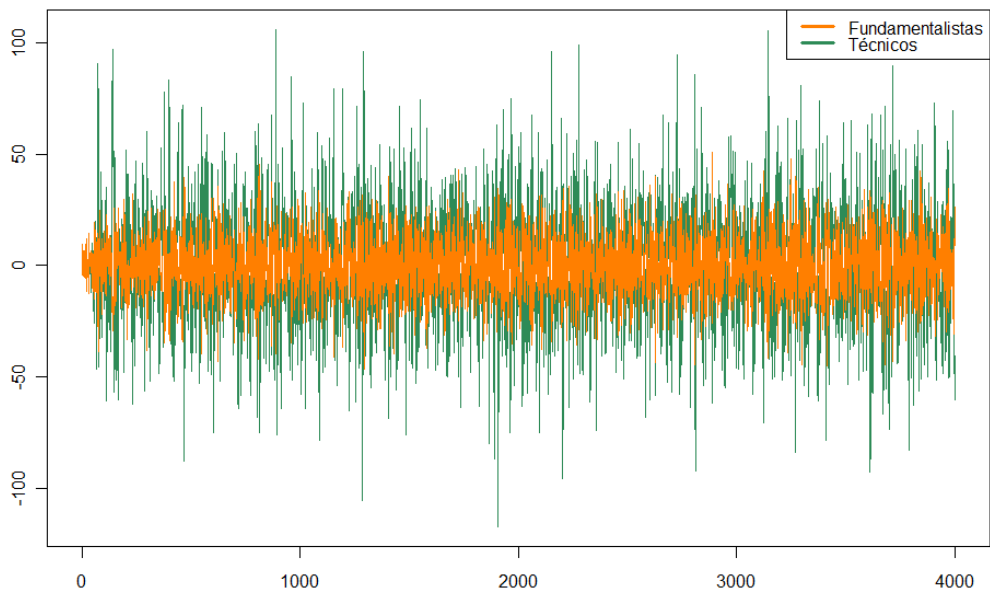


Figura 17 – Promedio de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones

En la *Figura 15* ya vemos que las posiciones de los inversores técnicos sufren variaciones mayores que las de los inversores fundamentalistas, porque cuando el precio cambia de tendencia los inversores técnicos liquidan su cartera y pasan de tener posiciones cortas a largas, mientras que los agentes fundamentalistas no necesariamente liquidan sus posiciones porque la diferencia entre el precio y el valor fundamental puede no cambiar de signo (ver, por ejemplo, el intervalo  $t=1000..2700$  en la *Figura 13*). El hecho de que las posiciones técnicas cambien más entre dos momentos de tiempo se traduce en mayores órdenes (ver *Figura 17*), con lo que el impacto del grupo técnico en la formación del precio es también mayor (*Figura 18*). Este comportamiento es consistente con los volúmenes relativos de cada grupo que se observan empíricamente: aunque no hay datos sobre qué volumen mueven los inversores fundamentalistas y técnicos en los mercados reales, sí que hay evidencia de que la mayoría de fondos de inversión se comportan como inversores técnicos a corto plazo (Menkhoff, 2010), y de que las estrategias técnicas tienen un peso más importante en la dinámica de los mercados bursátiles (Feng, Li, Podobnik, Preis, & Stanley, 2012).

*Beneficios de los inversores.* Tanto el grupo de fundamentalistas como el grupo de técnicos son capaces de obtener beneficios; esto no quiere decir que todos los agentes obtengan ganancias, pero el promedio sí es positivo. Éste era precisamente uno de los objetivos al diseñar nuestro modelo: no tiene sentido desde el punto de vista empírico utilizar estrategias que no son capaces de obtener beneficios, y por eso no hemos utilizado exactamente el modelo de Farmer y Joshi (2002), sino que hemos modificado la estrategia técnica para que sea más sofisticada y no pierda dinero sistemáticamente.

Al analizar las posiciones de los inversores técnicos y el precio, puede verse que este grupo de inversores tiene un gran peso en la dinámica del precio (ver *Figura 18*). El hecho de ser capaces de impulsar tendencias les ayuda a ganar dinero, porque entran en posiciones largas (cortas) cuando el precio empieza a subir (bajar), y sus propios órdenes potencian esta subida, lo que les reporta beneficios. Sin embargo, los inversores fundamentalistas también son capaces de aprovechar esta dinámica de los precios, porque al aumentar la distancia entre el precio y el valor fundamental, sus posiciones son mayores, y más dinero pueden ganar cuando el precio y el valor convergen.

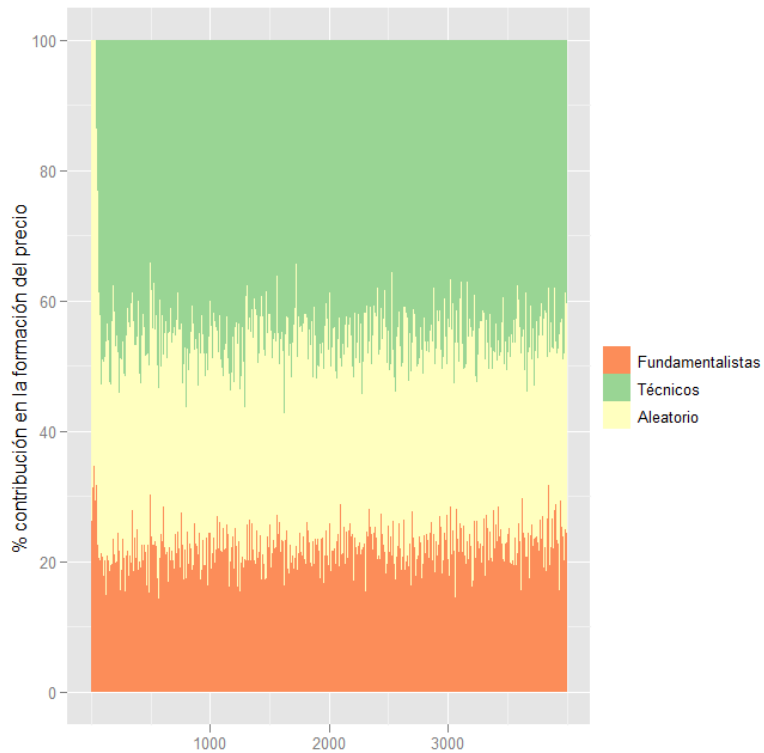


Figura 18 – Promedio del impacto de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) en la formación del precio para 25 simulaciones

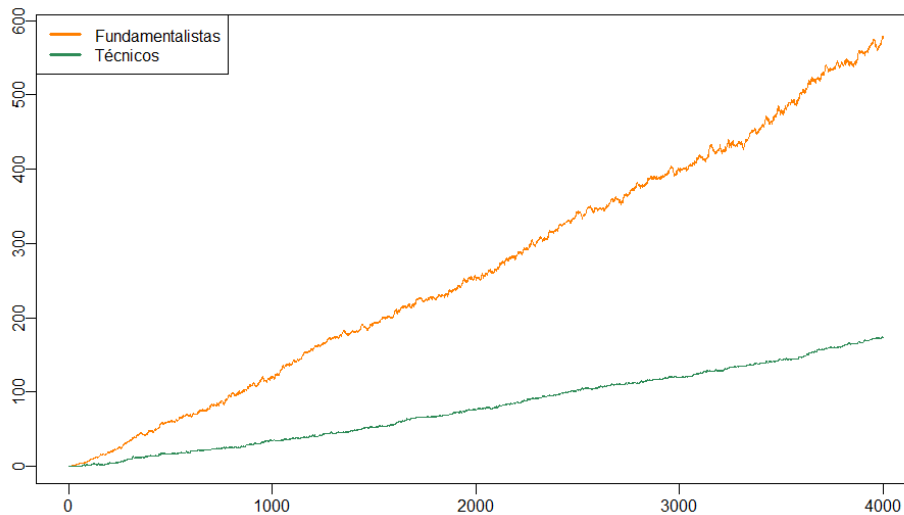


Figura 19 – Promedio de los beneficios<sup>20</sup> de los inversores fundamentalistas (en naranja) y técnicos (en verde) para 25 simulaciones

<sup>20</sup> Calculamos los beneficios obtenidos por el agente  $i$  como las ganancias acumuladas desde el principio de la simulación debido a las variaciones del precio:



### PROPIEDADES ESTADÍSTICAS

Como hemos visto en la sección 2.3, existen diversos modelos basados en agentes que reproducen algunas de las propiedades estadísticas observadas repetidamente en los mercados financieros, pero no existe ningún modelo que sea capaz de reproducir todas las propiedades descritas en la sección 2.2. Nuestro modelo no es ninguna excepción: replica algunas de estas propiedades estadísticas pero no todas. Dada la simplicidad de nuestro modelo, podemos concluir que el mecanismo que da lugar a estas propiedades es la interacción entre los agentes fundamentalistas y técnicos: los fundamentalistas inducen una dinámica de precios parecida a la de un camino aleatorio (lo que va ligado a propiedades como la ausencia de correlaciones de la rentabilidad o las raíces unitarias), pero los técnicos inducen correlaciones en los movimientos de los precios (lo que va ligado a propiedades como el *clustering* de la volatilidad). De la interacción de ambos grupos se reproducen en mayor o menor grado algunas de las propiedades estadísticas de los mercados de acciones.

A continuación recuperamos la lista de propiedades de la sección 2.2 y analizamos una por una si nuestro modelo de inversores fundamentalistas y técnicos es capaz de reproducirlas.

Ausencia de autocorrelación en la serie de rentabilidades. En los mercados de acciones, las autocorrelaciones de la serie de rentabilidades son muy pequeñas excepto para escalas de tiempo muy cortas. En la *Figura 20* presentamos el promedio de la función de autocorrelación de las series de rentabilidad obtenidas en nuestras simulaciones. Podemos observar que las autocorrelaciones tienden a 0 cuando crece el *lag*, pero no tan rápidamente como en los mercados reales (la autocorrelación media en la *Figura 20* es significativa hasta el *lag* 8).

---

$$\text{Beneficio}_t^i = \text{Beneficio}_{t-1}^i + \text{pos}_{t-1}^i \cdot (P_t - P_{t-1})$$

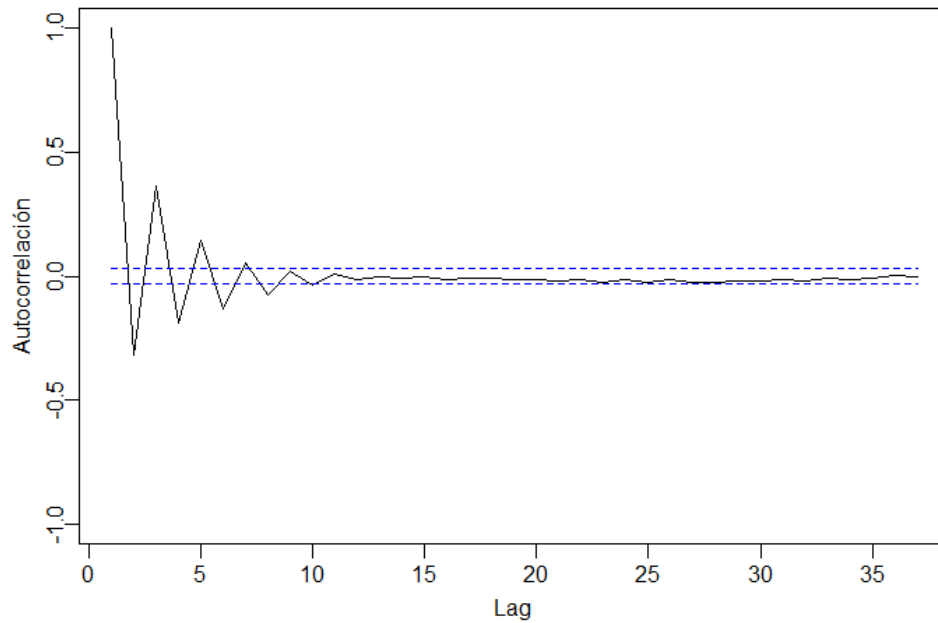


Figura 20 – Promedio de la autocorrelación de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones

Colas gruesas. Tal como ocurre en los mercados reales, la distribución de las series de rentabilidades obtenidas con nuestro modelo son más leptocúrticas que la distribución normal. Esto puede apreciarse en el histograma de la rentabilidad (Figura 21), donde se superponen la distribución de la rentabilidad para una simulación individual con la curva de una distribución normal, y puede observarse que la primera es más apuntada y tiene más observaciones en las colas. Vemos otra prueba de la presencia de colas gruesas al trazar el gráfico Q-Q de la distribución de la rentabilidad (Figura 22), que se aleja de la diagonal – correspondiente a una distribución normal – en las colas. Además, la media del exceso de curtosis es  $k_r = 0.65$  (con valores comprendidos entre 0.20 y 2.63), lo que indica nuevamente que la distribución de la rentabilidad es leptocúrtica, pese a que estos valores son inferiores a los observados normalmente en los mercados empíricos.

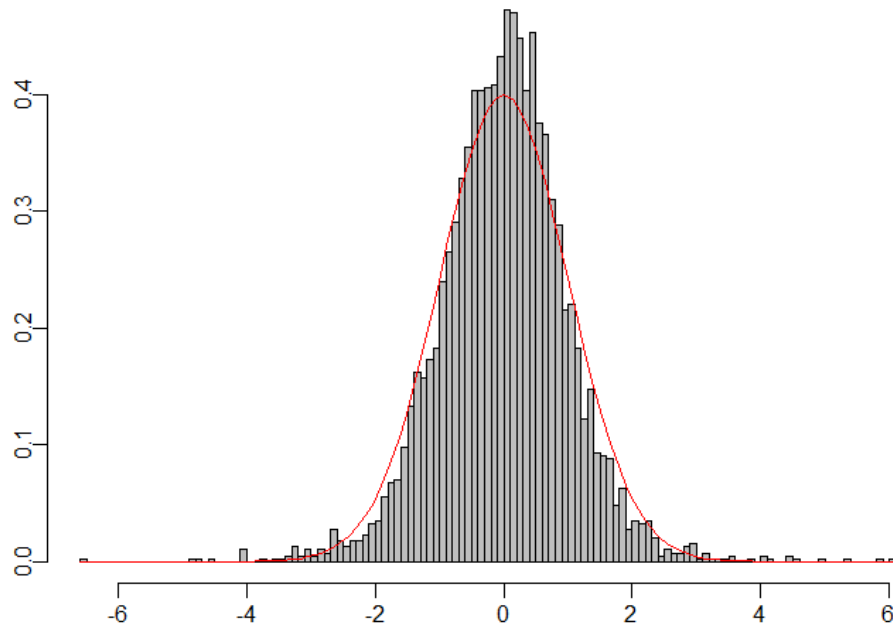


Figura 21 - Histograma de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual

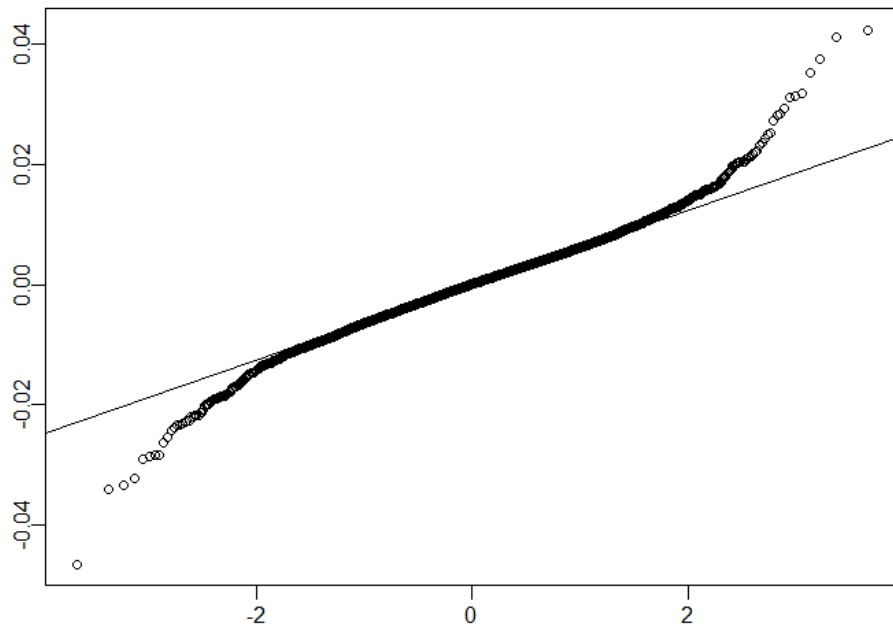
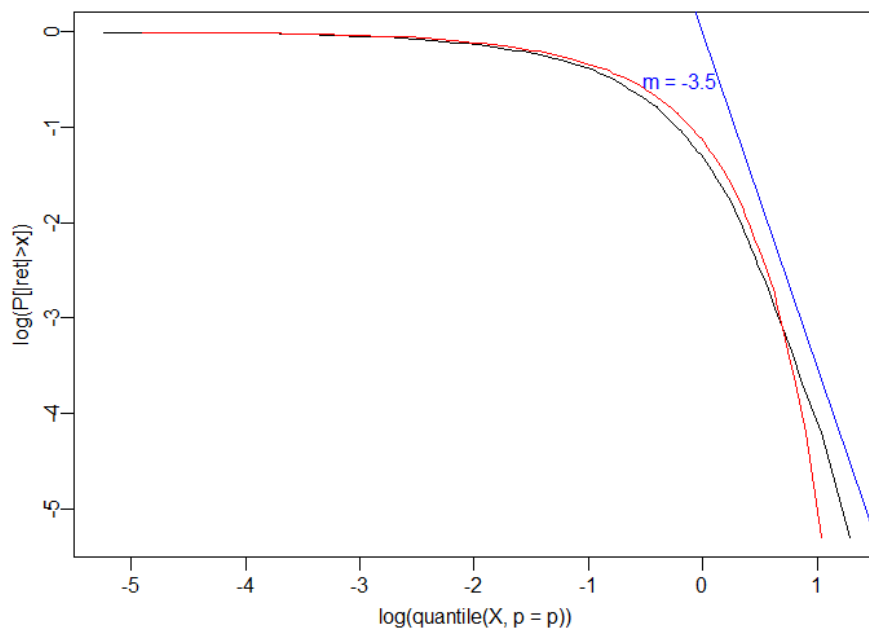


Figura 22 - Gráfico Q-Q de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual

En la sección 2.2 hemos visto que las colas de la distribución de la rentabilidad siguen una ley potencial. Para analizar si nuestro modelo satisface esta propiedad, dibujamos en la *Figura 23* la función complementaria de probabilidad acumulada en escala log-log. Aunque parece que la cola se ajusta a una línea recta (en azul), lo que es indicativo de que la probabilidad acumulada sigue asintóticamente una ley potencial, al mismo tiempo sigue un comportamiento parecido al de la distribución normal (línea roja). Por ello consideramos que este análisis no es conclusivo, y no podemos afirmar que nuestro modelo satisfaga esta propiedad.



*Figura 23* – Función complementaria de probabilidad acumulada de la serie de rentabilidades en escala log-log, para una simulación individual

Clustering de la volatilidad. En los mercados reales, el valor absoluto o el cuadrado de la rentabilidad presentan una autocorrelación significativa a lo largo de días o incluso semanas. Al dibujar la función de autocorrelación de la volatilidad de nuestro modelo (*Figura 24*), estimada tanto como el valor absoluto como el cuadrado de la rentabilidad, vemos que permanece positiva durante varios *lags*, pero decae a 0 más rápidamente que en los mercados reales.

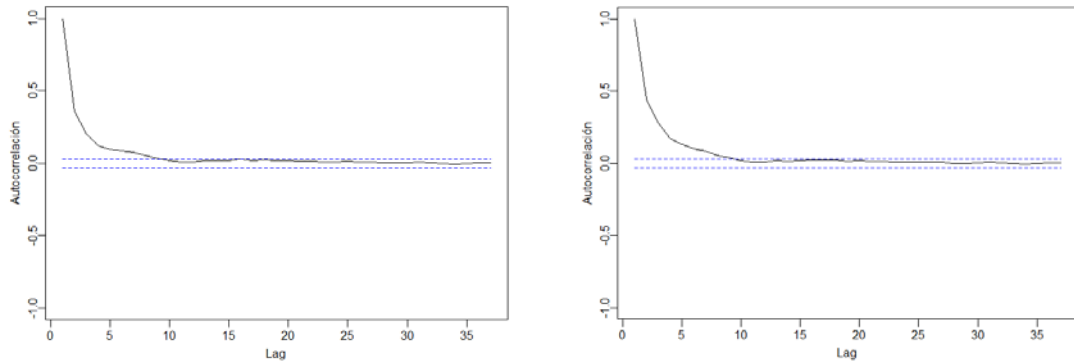


Figura 24 – Promedio de la autocorrelación del valor absoluto (izquierda) y el cuadrado (derecha) de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones

Aunque el gráfico de autocorrelación de la volatilidad (Figura 24) parece decaer a 0 al mismo ritmo que el gráfico de la rentabilidad (Figura 20), al estudiar el exponente de Hurst de ambas series temporales se revela que el valor absoluto o el cuadrado de la rentabilidad tienen memoria a mayor plazo: la media del exponente de Hurst de la volatilidad es  $H = 0.72$  para el valor absoluto y  $H = 0.77$  para el cuadrado de la rentabilidad, lo que indica que esta serie tiene memoria a largo plazo, mientras que la media para la serie de la rentabilidad es  $H = 0.53$ , que al ser cercano a  $1/2$  indica que la serie no tiene memoria a largo plazo. Aunque estos valores son coherentes con los valores observados empíricamente, cabe mencionar que es difícil medir con precisión el exponente de Hurst, y más todavía si la serie se ve afectada por ruido (Clegg, 2006). Por tanto, los valores mostrados aquí para el exponente de Hurst – calculados con la función ‘hurstSpec’ del paquete ‘fractal’ de R<sup>21</sup> – deben tomarse con cierta cautela. Sin embargo, sí es interesante ver que la serie de la volatilidad tiene invariablemente un exponente de Hurst mayor que el de la serie de rentabilidades, lo que indica que su dependencia o memoria a largo plazo es mayor.

Hemos visto en la sección 2.2 que existen dos tipos de test estadístico relacionados con el *clustering* de la volatilidad: el test R/S y el test ARCH. Al ejecutar estos tests con la serie de la volatilidad obtenida en las diferentes simulaciones, los resultados no son conclusivos. La siguiente tabla muestra el porcentaje de simulaciones en que se rechaza la hipótesis nula al 95%

<sup>21</sup> R dispone de diferentes funciones para calcular el exponente de Hurst, y nosotros hemos escogido la función ‘hurstSpec’ porque es la que proporciona una mejor estimación de  $H$  (Stroe-Kunold, Stadnytska, Werner, & Braun, 2009).

de confianza, lo que en ambos tests se interpretaría como presencia de *clustering* en la volatilidad:

Test	% rechazo $H_0$ [presencia de <i>clustering</i> en la volatilidad]
Efecto ARCH	100%
R/S (Mandelbrot)	98%
R/S modificado (Lo) [ $q = 1$ ] <sup>22</sup>	92%
R/S modificado (Lo) [ $q = 5$ ]	68%
R/S modificado (Lo) [ $q = 10$ ]	52%

Tabla 2 - Resultados de los tests R/S y ARCH

Todos estos análisis revelan que no es claro que nuestro modelo reproduzca el *clustering* de la volatilidad: si sólo nos basáramos en la función de autocorrelación, podríamos decir que el modelo no replica esta propiedad, porque la función de autocorrelación de la volatilidad obtenida con nuestro modelo decae más rápidamente de lo observado en los mercados reales, pero al analizar la memoria a largo plazo vemos que la volatilidad simulada tiene una estructura subyacente diferente a la de la rentabilidad, y exhibe dependencia a largo plazo como la volatilidad real. Por otro lado, si sólo ejecutáramos el test ARCH, concluiríamos que el modelo siempre reproduce el *clustering* de la volatilidad, puesto que este test indica que hay heterocedasticidad condicional en la serie del cuadrado de la rentabilidad en todas las simulaciones.

Correlación volumen-volatilidad. La correlación entre el volumen (calculado como la suma de órdenes emitidos por los agentes en valor absoluto) y la volatilidad es positiva, tal como se observa en los mercados reales. La Figura 25 muestra que la correlación entre el volumen y el valor absoluto de la rentabilidad es positiva en todas las simulaciones, y su valor se mueve entre 0.62 y 0.69.

<sup>22</sup> El parámetro  $q$  es el número máximo de *lags* utilizados en el cálculo de la autocorrelación de la rentabilidad en el estimador de la varianza propuesto por Lo (1991). Qué valor de  $q$  seleccionar es todavía una cuestión abierta (Mills & Markellos, 2008), y por eso ejecutamos el test R/S modificado para diferentes valores de  $q$ . Cabe señalar que cuanto mayor es el valor de  $q$ , más frecuentemente se rechaza la hipótesis nula (Teverovsky, Taqq, & Willinger, 1999).

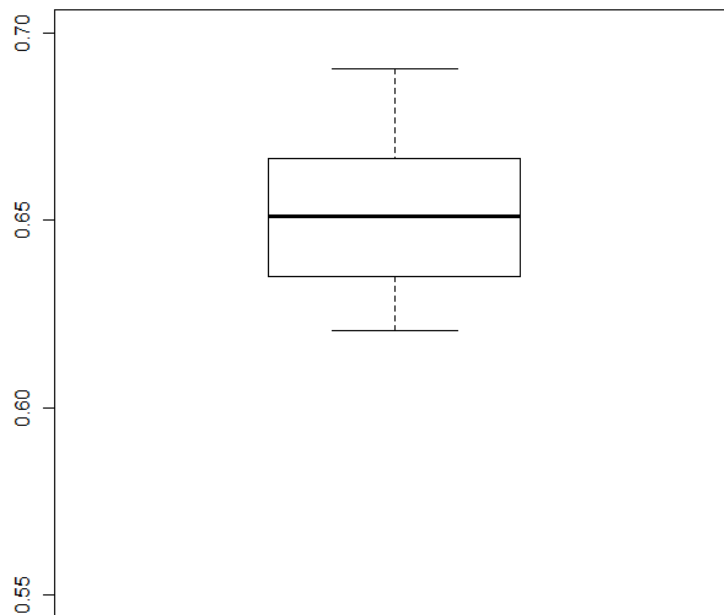


Figura 25 – Boxplot de la correlación entre la serie del volumen y la volatilidad a lo largo de 25 simulaciones

Raíz unitaria. Al aplicar el test aumentado de Dickey-Fuller a la serie temporal del precio logarítmico, la hipótesis nula se acepta en el 38% de las simulaciones, lo que indica que en la mayoría de simulaciones no se satisface la propiedad de la raíz unitaria.

Efecto apalancamiento. El gráfico de la función de correlación cruzada entre la serie de la rentabilidad y la volatilidad pasada o futura (Figura 26) revela que el modelo no satisface el efecto apalancamiento, puesto que las dos series no tienen correlaciones significativas para ningún *lag*. De hecho, aunque las dos series estuvieran correlacionadas, el efecto apalancamiento no se podría satisfacer, porque el comportamiento de nuestro modelo es perfectamente simétrico tanto para una subida del precio como para una bajada.

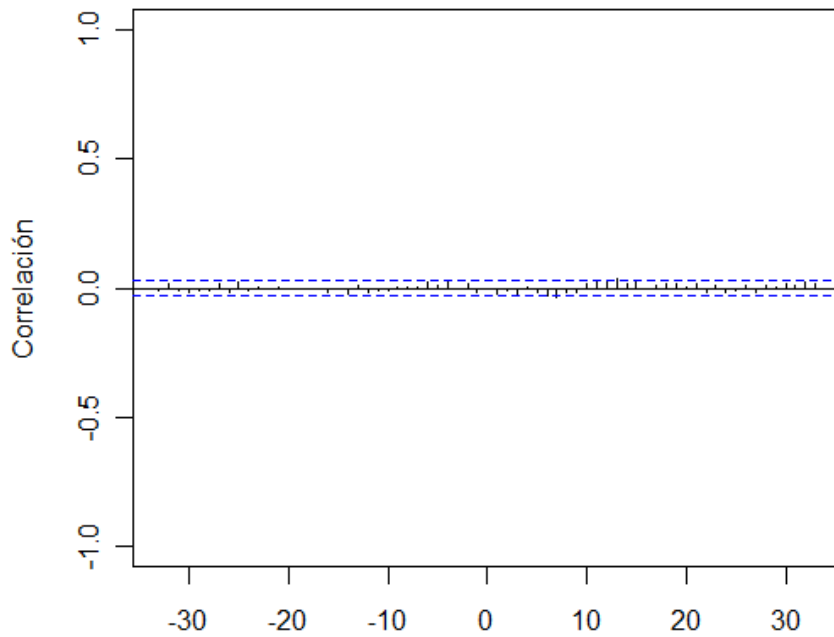


Figura 26 – Función de correlación entre la serie de volatilidades y rentabilidades para una simulación individual

Efecto de Taylor. Sabemos que la autocorrelación de la serie  $|r_t|^d$  alcanza un máximo cuando  $d$  es cercano a 1. Para ver si nuestro modelo satisface esta propiedad, en la Figura 27 incluimos el gráfico de la función de autocorrelación de  $|r_t|^d$  obtenida en una simulación individual como función de  $d$  para diferentes lags<sup>23</sup>. El efecto de Taylor se satisface cuando estas curvas tienen su máximo alrededor de  $d = 1$ , señalado con una línea discontinua vertical. Como ilustra la Figura 27, el efecto de Taylor se satisface sólo parcialmente, porque el máximo de la autocorrelación se alcanza alrededor de  $d = 1$  en algunos lags, pero en otros el máximo se alcanza en  $d = 2$  o incluso  $d = 3$ .

<sup>23</sup> Este gráfico se ha obtenido con la función 'teffectPlot' de R, incluida en el paquete 'fBasics'.



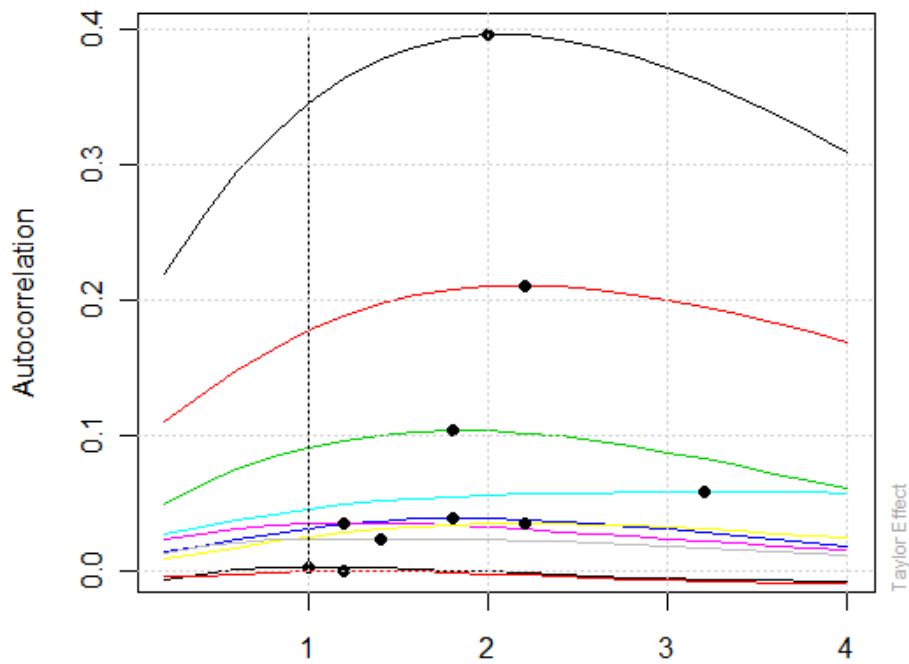


Figura 27 – Comprobación del efecto de Taylor: autocorrelación de la serie  $|r_t|^d$  como función de  $d$  para una simulación individual

Autocorrelación del volumen. La función de autocorrelación del volumen permanece positiva durante varios lags y decae lentamente a 0, como se observa en la Figura 28. Al calcular además el exponente de Hurst, comprobamos que la serie del volumen tiene memoria a largo plazo, porque la media del exponente de Hurst es  $H = 0.91$ .

Asimetría de la volatilidad. Al dibujar el histograma de la serie del valor absoluto de las rentabilidades (Figura 29) vemos que la distribución es asimétrica, con una mayor acumulación de observaciones a la derecha, tal como se observa en los mercados reales. Al calcular la asimetría de esta distribución, se obtiene un valor positivo en todas las simulaciones (el valor medio es 1.3), lo que indica que la cola derecha es más larga, es decir, los valores pequeños de la volatilidad (parte izquierda de la distribución) son más frecuentes que los valores altos (parte derecha de la distribución).

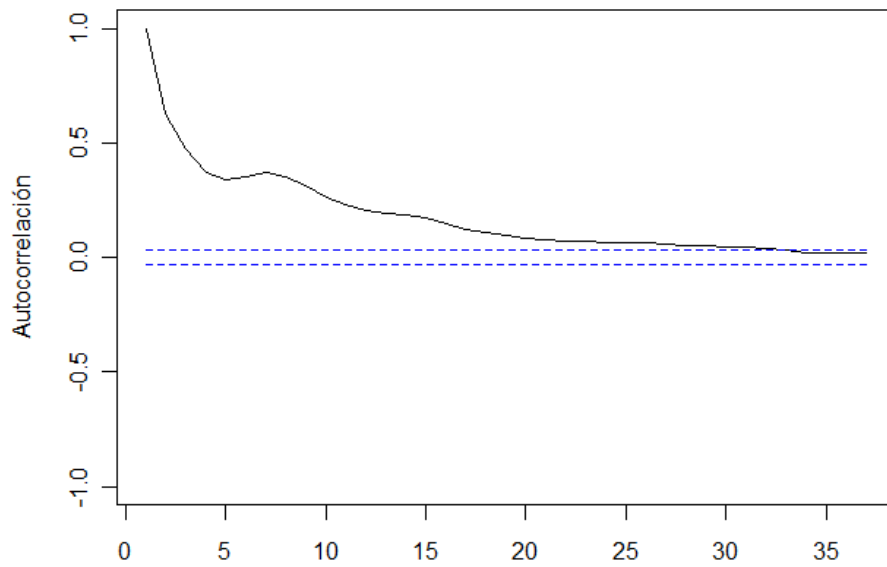


Figura 28 - Promedio de la autocorrelación de la serie del volumen para 25 simulaciones

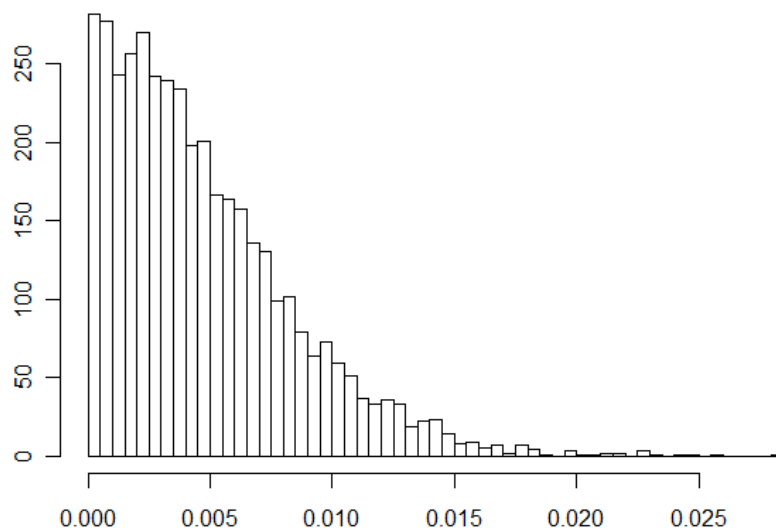


Figura 29 - Histograma de la distribución de la volatilidad para una simulación individual

RESUMEN. A continuación resumimos de forma gráfica hasta qué punto reproduce nuestro modelo cada una de las propiedades estadísticas. Señalamos en verde aquellas propiedades que se cumplen satisfactoriamente, en ámbar aquellas propiedades que se satisfacen parcialmente, o respecto a las cuales diferentes tests llevan a conclusiones diferentes, y en rojo aquellas propiedades que no se satisfacen.





























Propiedad estadística	Test/Análisis	¿Se satisface el test?	¿Se satisface la prop. estadística?
Ausencia de autocorrelación de la rentabilidad	Gráfico de autocorrelaciones		
	Exponente de Hurst		
Colas gruesas	Histograma		
	Gráfico Q-Q		
	Exceso de curtosis		
	Ley potencial en las colas		
<i>Clustering</i> de la volatilidad	Gráfico de autocorrelaciones		
	Exponente de Hurst		
	Test ARCH		
	Test R/S (Mandelbrot)		
	Test R/S (Lo)		
Correlación volumen-volatilidad	Correlación entre volumen y volatilidad		
Raíz unitaria	Test Dickey-Fuller		
Efecto apalancamiento	Correlación cruzada entre rentabilidad y volatilidad		
Efecto de Taylor	Gráfico de autocorrelaciones en función del exponente		
Autocorrelación del volumen	Gráfico de autocorrelaciones		
	Exponente de Hurst		
Asimetría de la volatilidad	Histograma		
	Asimetría		

Tabla 3 - Resumen gráfico de las propiedades estadísticas satisfechas por el modelo de agentes fundamentalistas y técnicos

# MODELO MULTIAGENTE: INTRODUCCIÓN DE INVERSORES *LONG-SHORT*

EN este capítulo extendemos el modelo de inversores fundamentalistas y técnicos para añadir una tercera estrategia muy presente en los mercados de acciones: la estrategia *long-short*. Empezamos el capítulo explicando en qué consiste esta estrategia, muy utilizada no sólo por los *hedge funds* sino también por los grandes bancos de inversión. A continuación describiremos cómo hemos implementado esta estrategia en nuestro modelo, veremos qué efecto tiene en la dinámica del mercado y estudiaremos en qué grado el modelo replica las propiedades empíricas de los mercados de acciones.

## 3.1 ESTRATEGIAS *LONG-SHORT* DE INVERSIÓN

Actualmente, la mayor parte del volumen de acciones está en manos de inversores institucionales (Aguilar, 2013). A los inversores institucionales “tradicionales” – fondos de pensiones, fondos de inversión y compañías de seguros – se les han unido inversores “alternativos” como *hedge funds* o ETFs (Çelik & Isaksson, 2014).

Los *hedge funds* (‘fondos de inversión libre’ en español, aunque a la práctica se sigue utilizando la denominación en inglés) son fondos de inversión destinados a inversores muy ricos o inversores insitucionales (Coggan, 2011). El hecho de no dirigirse al público general ha motivado que la regulación para los *hedge funds* sea más laxa que para otros tipos de fondos, porque se ha considerado que quienes pueden permitirse invertir en un *hedge fund* no necesitan que los reguladores velen por ellos (Paredes, 2006). Como están sometidos a menor regulación, tienen más libertad a la hora de invertir, pudiendo comprar derivados, vender en corto, o tomar prestado para apalancar sus operaciones y mejorar así su rentabilidad (Working Group on Financial Markets, 1999).

En las últimas dos décadas, el sector de los *hedge funds* ha vivido un crecimiento espectacular: desde 1990 sus activos se han multiplicado por 50, llegando aproximadamente a unos 2 billones de dólares en 2007 (Quaglia, 2009). A pesar de que los activos gestionados por los *hedge funds*

son sólo una pequeña fracción de los activos que poseen los otros inversores institucionales (Çelik e Isaksson (2014) señalan que los activos gestionados por los *hedge funds* constituyen sólo un 2% de los de las otras instituciones financieras), se trata de inversores muy activos, con mucho peso en determinados mercados. Por ejemplo, se calcula que los *hedge funds* mueven un 40% del volumen del mercado de préstamos, más del 80% de los derivados de crédito (King & Maier, 2009) o más del 50% del volumen diario del mercado de acciones (Comisión Europea, 2008).

Dado el peso de los *hedge funds* en el mercado de acciones, es importante tener en cuenta su comportamiento a la hora de replicar el funcionamiento del mercado mediante un modelo. No sólo eso, sino que además un buen número de bancos pusieron en funcionamiento antes de la crisis de 2007-2008 departamentos de *proprietary trading* (Ferguson & Laster, 2007), es decir, departamentos que utilizaban el capital propio del banco para invertir en activos financieros con fines especulativos (House of Lords, 2013). Estos departamentos operaban a la práctica como *hedge funds*, utilizando estrategias parecidas y el mismo estilo de inversión (Chan, Getmansky, Haas, & Lo, 2005), (Comisión Europea, 2008)). Incluso algunos bancos operaban *hedge funds*, tanto directamente - como en el caso de JPMorgan o Goldman Sachs - como a través de una participación minoritaria (King & Maier, 2009). Si bien no se conoce el peso de los departamentos de *proprietary trading* porque los bancos no proporcionaban detalles al respecto (House of Lords, 2013), está claro que su acción se suma a la de los *hedge funds* y por tanto todavía tiene más sentido tener en cuenta las estrategias que utilizan este tipo de entidades.

El primer *hedge fund* de la historia, creado por A.W. Jones en 1949 (Stefanini, 2006) utilizaba una estrategia *long-short* neutra: Jones compraba acciones que pensaba que iban a subir de precio, y vendía acciones - por el mismo valor, para cubrirse del riesgo de mercado - que pensaba que iban a bajar de precio (Coggan, 2011). Sin embargo, a lo largo de los años, los *hedge funds* han diversificado enormemente sus estrategias (Agarwal & Naik, 2002). A día de hoy, no existe ninguna clasificación estándar de los tipos de estrategias que manejan los *hedge funds*, sino que la mayoría de investigadores, consultores o proveedores de datos trabajan con clasificaciones distintas (Lhabitant, 2007). Sin embargo, para proporcionar una pincelada de los diferentes tipos de estrategias, los podemos agrupar en cuatro grupos principales (Jaeger R. , 2003):

- Fondos macro globales: Estos fondos invierten en mercados globales - acciones, bonos, divisas o materias primas - basándose en sus pronósticos de la situación macroeconómica, política o financiera (Lhabitant, 2007). Los fondos macro globales a

menudo analizan escenarios macroeconómicos para identificar oportunidades de negocio, y toman posiciones para explotar estas oportunidades cuando los escenarios se ajustan a sus pronósticos (Aikman, 2010). Aunque existe gran variedad respecto a las estrategias específicas que emplean estos fondos, en principio toman posiciones largas o cortas globales, por ejemplo en índices bursátiles en lugar de hacerlo en compañías individuales (Jaeger R. , 2003). Normalmente acumulan carteras grandes y apalancadas, y utilizan derivados como opciones, futuros o swaps (Lhabitant, 2007). Dentro de esta categoría de fondos se incluyen a menudo los CTAs (*Commodity Trading Advisors*), que sólo invierten en futuros sobre instrumentos financieros o materias primas (Jaeger R. , 2003).

- Fondos *event-driven*: Estos fondos aprovechan las oportunidades que surgen ante determinadas transacciones empresariales, tales como fusiones o quiebras. Hay dos grandes subtipos de estrategia dentro de la categoría *event-driven*:
  - Arbitraje de riesgo: los fondos explotan las oportunidades que surgen de una posible fusión de dos empresas. En este caso, típicamente las acciones de la empresa adquiriente bajan de precio, mientras que las de la empresa adquirida suben; por eso los fondos venden al descubierto las primeras acciones y compran las segundas, esperando que al completarse la fusión los precios de ambas empresas converjan (Jaeger R. , 2003). El principal riesgo de esta estrategia es que la fusión no llegue a producirse, en cuyo caso las pérdidas para el fondo pueden ser sustanciales (Aikman, 2010).
  - Deuda de empresas insolventes (*distressed debt*): los fondos aprovechan en este caso las oportunidades que surgen cuando una empresa en situación crítica afronta una reestructuración financiera o la quiebra (Jaeger R. , 2003). En estas situaciones, normalmente las acciones y la deuda emitidas por la empresa en problemas cotizan a un precio muy bajo, y los fondos las compran si prevén que algún suceso, como una reestructuración, las hará subir de precio (Lhabitant, 2007).
- Fondos *long-short*: Como ya hemos comentado, las estrategias *long-short* consisten en tomar posiciones largas y cortas para reducir la exposición al mercado y beneficiarse tanto de las subidas de precio como de las bajadas<sup>24</sup>. Las posiciones largas y cortas no

---

<sup>24</sup> Aunque la mayor parte de fondos *long-short* cubren parcialmente el riesgo de mercado vendiendo títulos al descubierto, algunos lo hacen vendiendo derivados como opciones, futuros

son independientes, sino que las dos operaciones son simultáneas y están escogidas explícitamente para reducir el riesgo de la cartera y aumentar su rentabilidad (Jacobs & Levy, 1996). La mayoría de fondos *long-short* tienen una posición neta larga (con lo cual conservan cierta exposición al movimiento del mercado), pero unos pocos tienen una posición neta corta (Lhabitant, 2007). Dentro de esta categoría pueden distinguirse diferentes subtipos de estrategia *long-short*, por ejemplo según si un fondo se restringe a un área geográfica (como Europa o Estados Unidos), o a una determinada industria (como las compañías tecnológicas), o si sólo utilizan posiciones cortas (*dedicated short*) (Lhabitant, 2007). En los últimos años ha surgido un nuevo subtipo de estrategia *long-short* conocido como 130/30. Este nombre se refiere a la proporción de posiciones largas y cortas de la cartera: el fondo empieza con una cartera larga, y toma prestado para comprar un 30% más de activos, al mismo tiempo que lo cubre con ventas al descubierto por el mismo valor (Horejs, 2012). De esta forma, la posición bruta es el 160% de los activos invertidos, pero la exposición neta es del 100% como una cartera larga tradicional. Esta estrategia se ha popularizado a raíz de la entrada en el sector de *hedge funds* de instituciones que tradicionalmente sólo invertían en posiciones largas, como los fondos de inversión, ya que les proporciona una alternativa a medio camino entre sus estrategias de siempre y las de los *hedge funds*: la exposición neta de una cartera 130/30 es como la de una cartera larga, pero tomando provecho hasta un cierto punto de las ventas al descubierto como hacen los *hedge funds long-short* (Leibowitz, Emrich, & Bova, 2009), (Coggan, 2011)).

- Fondos de valor relativo: Estos fondos (también llamados *neutrales respecto al mercado*) aprovechan discrepancias en los precios de activos suficientemente similares o relacionados de algún modo (Lhabitant, 2007). Con la previsión de que estas discrepancias desaparecerán con el tiempo y los precios de los activos convergerán, los fondos toman simultáneamente una posición corta en el activo cuyo precio debería bajar, y una posición larga en el activo cuyo precio debería subir, con la precaución de que ambas posiciones estén compensadas y por tanto la cartera esté cubierta frente a los movimientos globales del mercado (Jaeger R. , 2003). A menudo estos fondos utilizan un alto grado de apalancamiento para poder sacar partido de las discrepancias de precio (ya que estas acostumbran a ser pequeñas) e incrementar la rentabilidad (Aikman, 2010). La rentabilidad de la posición depende por tanto de los movimientos

---

o ETFs, o incluso unos pocos operan sólo con opciones, tanto para las posiciones largas como cortas (Horejs, 2012).

relativos de los dos activos involucrados, obteniendo una ganancia cuando su precio converge. Dentro de esta categoría, se pueden distinguir diversos subtipos de estrategia, según los activos en que invierten ( (Jaeger R. , 2003), (Lhabitant, 2007)):

- Estrategia neutra en renta variable: los fondos que siguen esta estrategia compran acciones de compañías infravaloradas, y venden al descubierto acciones de compañías sobrevaloradas para aprovechar la diferencia de precio entre estas acciones. Este tipo de estrategia se diferencia de la *long-short* en que la cartera está neutralizada respecto al riesgo de mercado, gracias a que las posiciones largas y cortas están compensadas (ambas tienen el mismo valor, o la beta total de la cartera es cero). Un ejemplo de estrategia neutra en renta variable es la llamada *pairs trading*, que consiste en comprar y vender dos acciones muy correlacionadas (por ejemplo, Coca-Cola y Pepsi) cuya diferencia de precio ha divergido de su tendencia histórica.
- Estrategia neutra en renta fija: en este caso, se venden y se compran bonos u otros productos de renta fija con alguna discrepancia en su precio o rentabilidad. El ejemplo más simple es la diferencia entre el tipo de interés de un bono del Tesoro recién emitido (también llamado *on-the-run*) y el de un bono de las mismas características pero emitido con anterioridad (*off-the-run*). El mercado de bonos *on-the-run* es más líquido – los bonos antiguos permanecen en las carteras, más bien estáticas, de los fondos de pensiones y compañías de seguros –, y por esto los bonos recién emitidos tienen un precio superior o, equivalentemente, un tipo de interés inferior al de los bonos *off-the-run*. Sin embargo, ninguna diferencia en sus características justifica esta diferencia de precio. Por esto, cuando tiene lugar una nueva emisión de bonos, los que hasta ahora eran *on-the-run* pasan a ser *off-the-run* y su precio converge al de los bonos de anteriores emisiones (Stowell, 2012).
- Arbitraje de convertibles: Los convertibles son bonos que incluyen una opción para canjear el bono por acciones. Los fondos que siguen la estrategia de arbitraje de convertibles explotan cualquier discrepancia entre el precio de los bonos convertibles y las acciones subyacentes.

Actualmente, la estrategia *long-short* es la más importante entre los *hedge funds*, ya que es la que cuenta con un porcentaje mayor de *hedge funds* y con más activos gestionados (Figura 30).



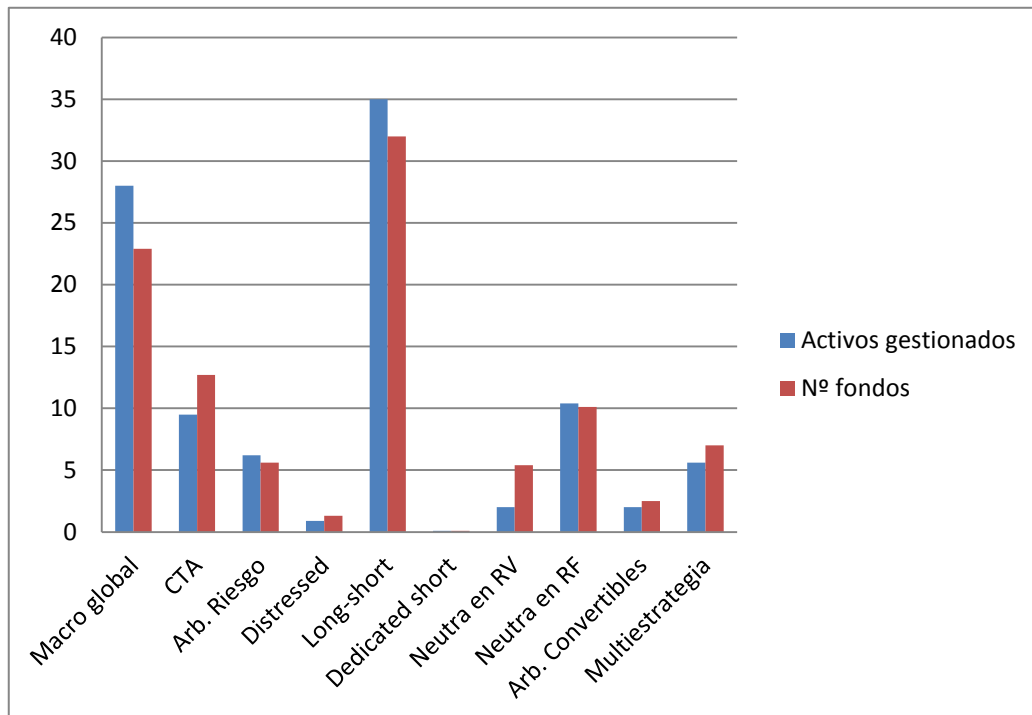


Figura 30 – Porcentaje de utilización de cada estrategia, agosto 2013 (fuente: (Citi, 2013))

Como vemos en la categorización anterior, las estrategias *long-short* y las neutras se distinguen en la exposición al riesgo de mercado, que está explícitamente cubierto en una cartera neutra, pero no necesariamente en una cartera *long-short*. Sin embargo, ambas estrategias se rigen por principios similares, y un fondo *long-short* también busca cubrir parcialmente su exposición al mercado sin eliminarla totalmente, de forma que a grandes rasgos una cartera *long-short* podría descomponerse como una cartera neutra y una serie de posiciones (normalmente) largas en algunos activos ( (Fung & Hsieh, 2011), (Jaeger L. , 2008)). De hecho, en su análisis de la crisis de los *quants* de 2007, Khandani y Lo utilizan el término *long-short* para referirse no sólo a este tipo de estrategias, sino también a las neutras porque ambas se están acercando cada vez más (por ejemplo, muchos fondos *long-short* que se basaban en la habilidad de sus gestores para seleccionar títulos con criterios fundamentalistas, están adoptando tecnología y herramientas de los fondos neutros para mejorar sus rentabilidades) (Khandani & Lo, 2007)<sup>25</sup>.

<sup>25</sup> En la descripción del episodio de la crisis de los *quants* (sección 1.1.2), además de los términos “estrategia neutra” y “long-short,” también hemos utilizado el término de “arbitraje estadístico.” El arbitraje estadístico se basa en la utilización de modelos computacionales para detectar ineficiencias en los precios de los activos y explotar su tendencia a revertir a la media.

Para captar el efecto de los *hedge funds* en el mercado de acciones, en el modelo introduciremos inversores con una estrategia *long-short* neutra<sup>26</sup>. No sólo escogemos una estrategia *long-short* porque es la más utilizada por los *hedge funds*, sino porque gran parte de las estrategias descritas arriba bajo otras denominaciones son en esencia *long-short* o neutras, puesto que consisten en comprar y vender activos similares para intentar aprovechar su convergencia en el futuro (Blundell-Wignall, 2007).

## 3.2 DESCRIPCIÓN DEL MODELO

### INTRODUCCIÓN

Para estudiar el efecto de la estrategia *long-short* partimos del modelo base de agentes fundamentalistas y técnicos (descrito en la sección 2.4), al cual añadimos un nuevo conjunto de inversores que utilizan una estrategia simple de pares (*pairs trading*). Esta estrategia opera sobre pares de activos de características parecidas, abriendo una posición cuando su *spread* ha divergido suficientemente de su rango histórico con la confianza de que el *spread* volverá a su valor medio (Vidyamurthy, 2004). Simultáneamente se compra el activo de menor precio y se vende en corto el activo de mayor precio, en la proporción adecuada para que la operación sea neutral respecto al mercado (Ehrman, 2006) – por ejemplo, para que el dinero invertido en la posición larga iguale el dinero obtenido de la venta en corto.

Puesto que los agentes *long-short* compran y venden simultáneamente activos diferentes, es necesario extender el modelo para que el mercado incluya diferentes acciones. El precio de cada una de estas acciones se calcula del mismo modo que en el mercado de un activo (ver sección 2.4), y los agentes fundamentalistas y técnicos aplican las mismas reglas para calcular sus posiciones en cada acción que en el modelo de la sección 2.4 – como los agentes no tienen restricciones de capital, las posiciones en cada activo son independientes unas de otras. Por

---

Normalmente se trata de una estrategia a muy corto plazo que maneja un gran número de activos (Khandani & Lo, 2007).

<sup>26</sup> En cierta forma, seguimos el ejemplo de Khandani y Lo en su análisis de la crisis de los *quants* (Khandani & Lo, 2007) al escoger una estrategia neutra para representar el sector más amplio de fondos *long-short*, porque ambos tipos de fondos se ven afectados por los mismos factores, por ejemplo en la crisis de 2007.

todo ello, en esta sección nos centraremos en describir la estrategia *long-short*, que es la novedad y el foco de atención del modelo presentado en este capítulo.

#### ESTRATEGIA LONG-SHORT

Los inversores *long-short* explotan las divergencias de los *spreads* respecto a su media histórica. Por tanto, no analizan la serie de precios de cada activo individual, sino los *spreads* entre estos activos<sup>27</sup>:

$$S_t^{ij} = P_t^i - P_t^j. \quad (14)$$

Cuando el *spread* ha divergido suficientemente, los agentes *long-short* abren una posición neutral respecto al mercado en los dos activos que componen el *spread*, comprando el activo de precio inferior y vendiendo en corto el activo de precio superior. Las posiciones se cierran cuando el *spread* ha convergido de nuevo a su media histórica – para recoger los beneficios de la operación – o cuando el *spread* ha divergido más de la cuenta – para acotar las pérdidas.

Para decidir en qué momento conviene abrir una posición, los inversores *long-short* calculan en cada momento de tiempo dos medias móviles simples del *spread*: una a muy corto plazo, que responde rápidamente a los movimientos recientes del *spread*, y otra a largo plazo, que informa de la tendencia histórica del *spread*. Sean  $w_S^{ls}$  y  $w_L^{ls}$  las ventanas utilizadas por el agente *long-short*  $ls$  para calcular la media móvil a corto y largo plazo, respectivamente. Entonces las medias móviles vienen dadas por:

$$\begin{aligned} MM(w_S^{ls})_t^{i-j} &= \frac{1}{w_S^{ls}} \cdot \sum_{k=t-w_S^{ls}+1}^t S_k^{i-j} \\ MM(w_L^{ls})_t^{i-j} &= \frac{1}{w_L^{ls}} \cdot \sum_{k=t-w_L^{ls}+1}^t S_k^{i-j} \end{aligned} \quad (15)$$

Al mismo tiempo, los agentes calculan la desviación estándar del *spread* para evaluar su variación histórica (usan para ello la ventana  $w_L^{ls}$ ):

$$\sigma_t^{i-j} = \sqrt{\frac{1}{w_L^{ls}} \cdot \sum_{k=t-w_L^{ls}+1}^t (S_k^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j})^2}. \quad (16)$$

---

<sup>27</sup> Dado un mercado con  $n$  activos, no consideramos todas las combinaciones posibles de *spreads*, sino sólo  $n-1$ , para que todos ellos sean independientes.

Es habitual abrir una posición *long-short* cuando el *spread* ha divergido de su media histórica más de 2 desviaciones estándares (Whistler, 2004) (si se asume que la divergencia del *spread* es una variable aleatoria con distribución normal, entonces la probabilidad de que supere el umbral de 2 desviaciones estándares es 2.3%, y por tanto se trata de una anomalía suficientemente rara que merece la pena explotar (Ehrman, 2006). Sin embargo, los agentes *long-short* no abren una posición hasta que el *spread* cruza el umbral de 2 desviaciones estándares *por segunda vez* (tal como proponen Chiu *et al.* (2011)), porque en ese caso es de esperar que el *spread* ya esté convergiendo a su valor medio histórico.

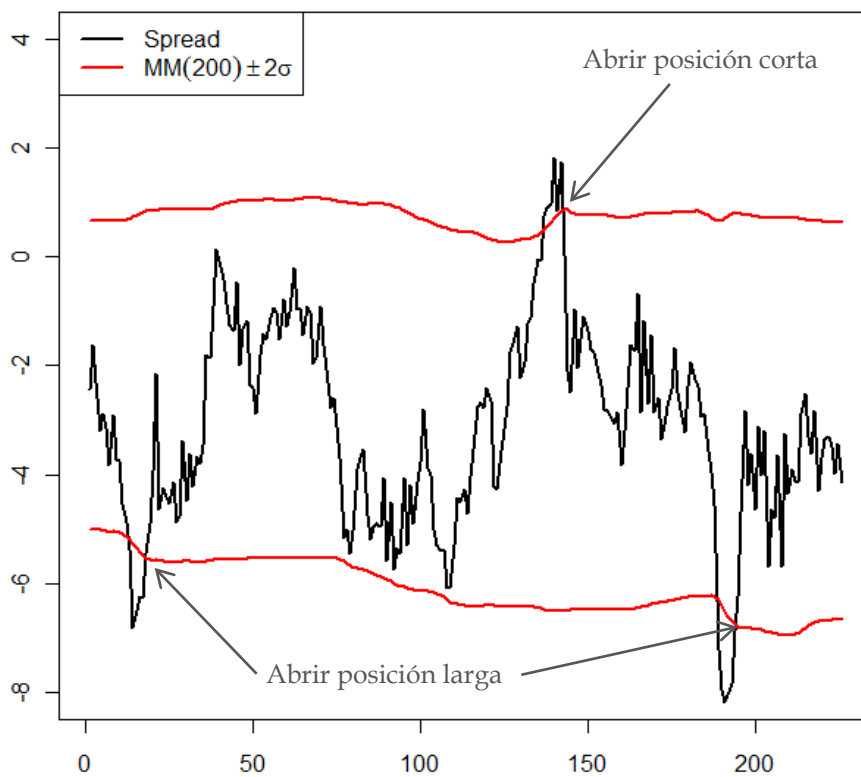


Figura 31 – Ilustración del comportamiento de las medias móviles a corto y largo plazo

Una vez se abre una posición, esta es proporcional a la diferencia entre las dos medias móviles; es decir, cuanto mayor sea la divergencia del *spread* respecto a su media histórica, mayor será la posición porque se estima que los beneficios potenciales son más suculentos (Ehrman, 2006). La ecuación ( 17 ) especifica la fórmula que usan los inversores *long-short* para calcular sus posiciones:

- Si  $MM(w_S^{ls})_t^{i-j}$  cruza el umbral  $MM(w_L^{ls})_t^{i-j} + 2 \cdot \sigma_t^{i-j}$  por segunda vez, entonces el agente abre una posición larga en el activo de menor valor ( $P^j$ ), y una posición corta en el activo de mayor valor ( $P^i$ ):

$$\begin{aligned} pos_t^{ls,i} &= -1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| < 0 \\ pos_t^{ls,j} &= 1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| \cdot \frac{P_t^i}{P_t^j} > 0 \end{aligned} \quad (17)$$

- Si  $MM(w_S^{ls})_t^{i-j}$  cruza el umbral  $MM(w_L^{ls})_t^{i-j} - 2 \cdot \sigma_t^{i-j}$  por segunda vez, entonces el agente abre una posición larga en el activo de menor valor ( $P^i$ ), y una posición corta en el activo de mayor valor ( $P^j$ ):

$$\begin{aligned} pos_t^{ls,i} &= 1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| > 0 \\ pos_t^{ls,j} &= -1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| \cdot \frac{P_t^i}{P_t^j} < 0 \end{aligned} \quad (18)$$

donde

- El factor 1.75 es un factor de normalización para que el orden de magnitud de las posiciones de los agentes *long-short* y de los agentes fundamentalistas (y por ende, de los agentes técnicos) sea el mismo.
- La constante  $c^{LS}$  es un factor de capital que permite ajustar el orden emitido.
- La posición en el segundo activo se multiplica por el factor  $\frac{P_t^i}{P_t^j}$  para que el valor de ambas posiciones sea el mismo y la operación sea neutral respecto al mercado (Ehrman, 2006).

Los inversores *long-short* mantienen sus posiciones abiertas hasta que creen que (1) el *spread* ha convergido a su media histórica (es decir, la diferencia entre las dos medias móviles es menor que  $0.5 \cdot \sigma_t^{i-j}$ ), o (2) el *spread* diverge más allá de  $3 \cdot \sigma_t^{i-j}$  (es habitual fijar reglas *stop-loss* de este tipo en las estrategias *long-short* para limitar las pérdidas (Whistler, 2004)).

- Si  $pos_{t-1}^{ls,i} < 0$  &  $pos_{t-1}^{ls,j} > 0$  (es decir, si se abrió previamente una posición porque el *spread* había cruzado el umbral superior  $MM(w_L^{ls})_t^{i-j} + 2 \cdot \sigma_t^{i-j}$ ):

$$\text{Si } MM(w_S^{ls})_t^{i-j} < MM(w_L^{ls})_t^{i-j} + 0.5 \cdot \sigma_t^{i-j} \quad \text{o bien} \quad (19)$$

$$MM(w_S^{ls})_t^{i-j} > MM(w_L^{ls})_t^{i-j} + 3 \cdot \sigma_t^{i-j} \text{ entonces } pos_t^{ls,i} = pos_t^{ls,j} = 0.$$

- Si  $pos_{t-1}^{ls,i} > 0$  &  $pos_{t-1}^{ls,j} < 0$  (es decir, si se abrió previamente una posición porque el *spread* había cruzado el umbral inferior  $MM(w_L^{ls})_t^{i-j} - 2 \cdot \sigma_t^{i-j}$ ):

$$\text{Si } MM(w_S^{ls})_t^{i-j} > MM(w_L^{ls})_t^{i-j} - 0.5 \cdot \sigma_t^{i-j} \text{ o bien} \tag{20}$$

$$MM(w_S^{ls})_t^{i-j} < MM(w_L^{ls})_t^{i-j} - 3 \cdot \sigma_t^{i-j} \text{ entonces } pos_t^{ls,i} = pos_t^{ls,j} = 0.$$

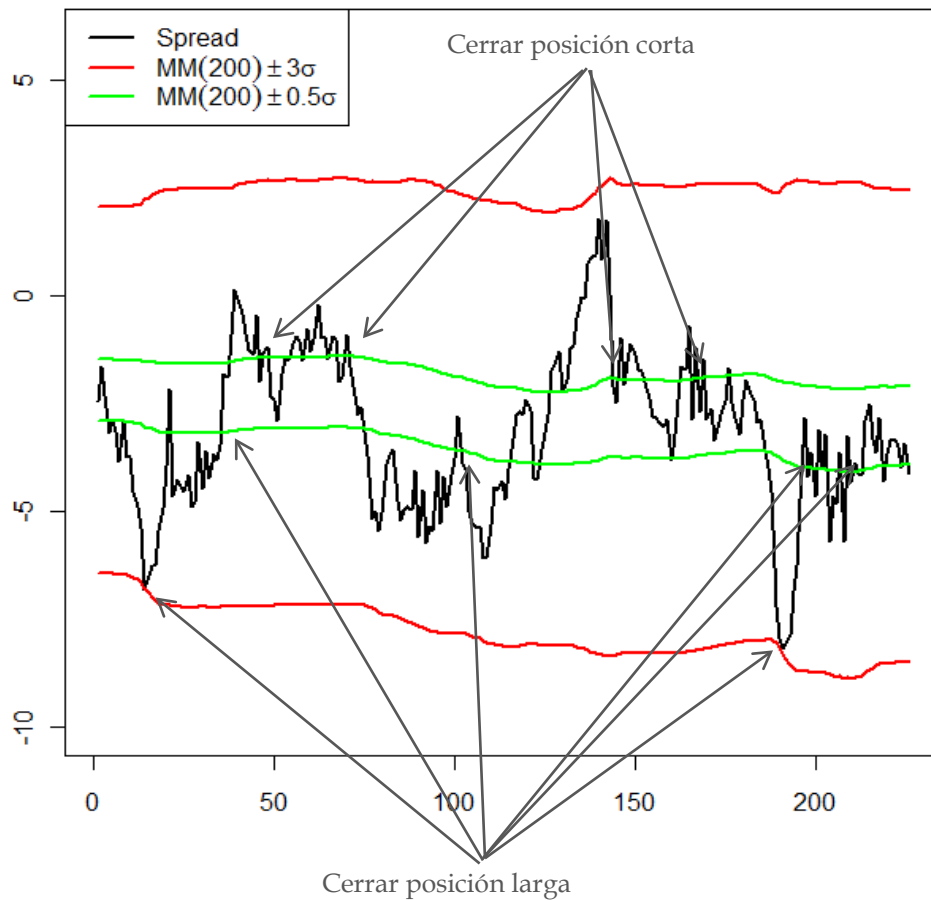


Figura 32 – Ilustración del comportamiento del canal utilizado como criterio de salida

Igual que en el caso de los inversores fundamentalistas y técnicos, cuando un agente *long-short* tiene una posición abierta pero no se satisfacen las condiciones de salida, entonces simplemente actualiza su posición, conservando el mismo signo:

Si  $pos_{t-1}^{ls,i} < 0$  &  $pos_{t-1}^{ls,j} > 0$  entonces

$$\begin{aligned} pos_t^{ls,i} &= -1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| < 0 \\ pos_t^{ls,j} &= 1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| \cdot \frac{P_t^i}{P_t^j} > 0 \end{aligned} \quad (21)$$

Si  $pos_{t-1}^{ls,i} > 0$  &  $pos_{t-1}^{ls,j} < 0$  entonces

$$\begin{aligned} pos_t^{ls,i} &= 1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| > 0 \\ pos_t^{ls,j} &= -1.75 \cdot c^{LS} \cdot \left| MM(w_S^{ls})_t^{i-j} - MM(w_L^{ls})_t^{i-j} \right| \cdot \frac{P_t^i}{P_t^j} < 0 \end{aligned} \quad (22)$$

Notamos que los inversores *long-short* son heterogéneos en las ventanas que utilizan para calcular las medias móviles

$$w_S^{ls} \sim U(w_{S,\min}^{ls}, w_{S,\max}^{ls}), \quad w_L^{ls} \sim U(w_{L,\min}^{ls}, w_{L,\max}^{ls}),$$

pero el factor de capital  $c^{LS}$  es el mismo para todos los agentes *long-short*.

Una vez calculada la nueva posición, el agente calcula el orden que manda al *market-maker* para cada activo:

$$\theta_t^{ls,i} = pos_t^{ls,i} - pos_{t-1}^{ls,i}. \quad (23)$$

La Figura 33 resume el funcionamiento de la estrategia *long-short*:

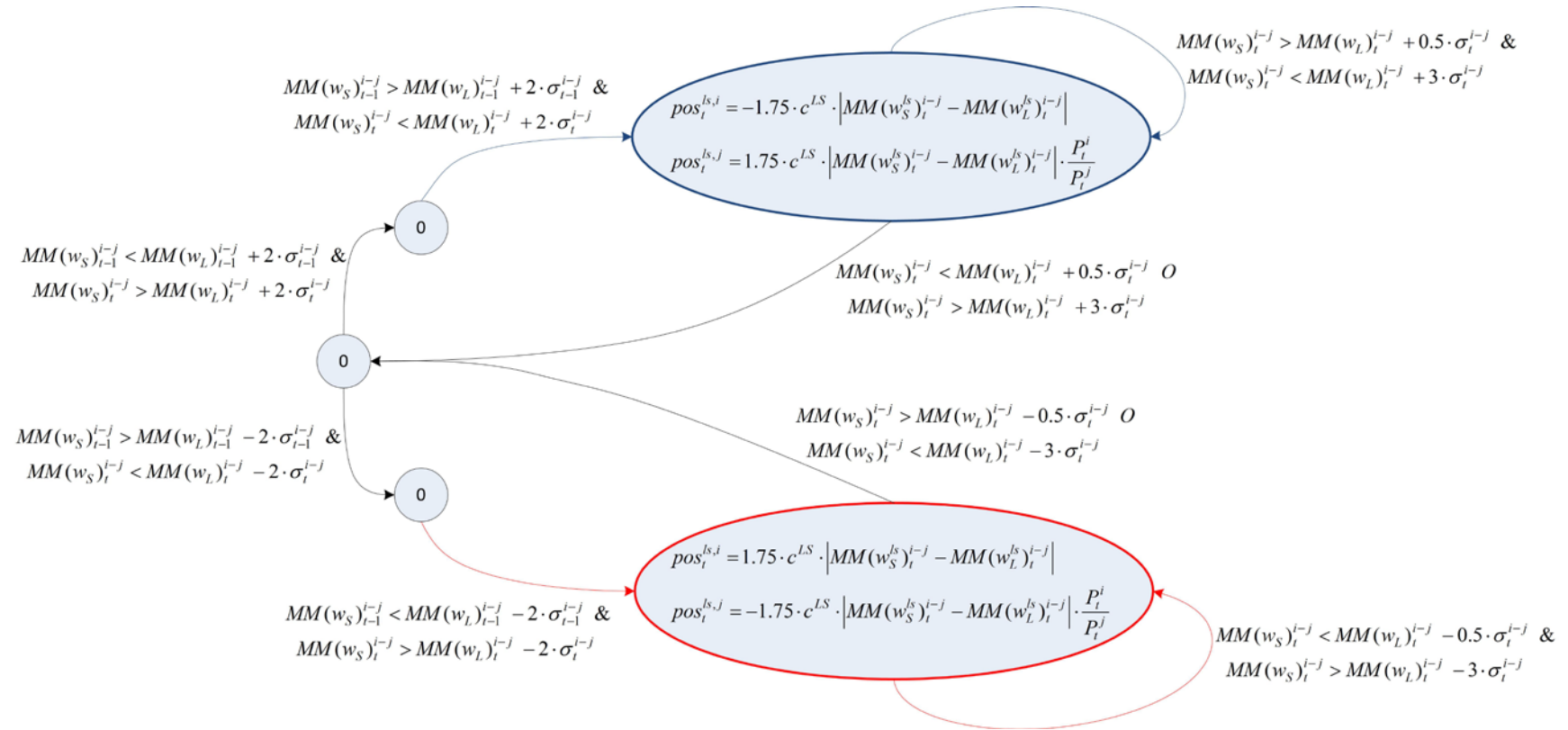


Figura 33 – Diagrama de estados de la estrategia *long-short*



### 3.2.1 Parámetros

En la *Tabla 4* incluimos el valor de los parámetros utilizado en los experimentos descritos en la sección 3.3. Hemos mantenido los mismos valores utilizados en la sección 2.4.1 para los parámetros del mercado y las estrategias fundamentalista y técnica, y hemos añadido tres parámetros para la estrategia *long-short*. A la hora de escoger estos valores, hemos seguido los siguientes criterios:

- Para aquellos parámetros que son ‘observables’ en los mercados reales, hemos escogido valores que sean realistas. Por ejemplo, las ventanas para las medias móviles a corto y largo plazo que utilizan los inversores técnicos se mueven alrededor de 10 y 40, que son los valores usados normalmente por los inversores reales (Kestner, 2003).
- Para aquellos parámetros que no son ‘observables’ (por ejemplo, la liquidez  $\lambda$  o la desviación estándar  $\sigma_p$  del proceso aleatorio usado en la fórmula del *market-maker*), hemos ajustado su valor para obtener resultados válidos, es decir, con dinámicas del precio razonables y que satisfagan en la medida de lo posible las propiedades estadísticas descritas en la sección 2.2.

Parámetro	Valor	Descripción del parámetro
$N_{ticks}$	4000	Número de ticks que compone cada simulación
$\lambda$	500 <sup>28</sup>	Liquidez
$P_0$	100	Valor inicial del precio
$\sigma_p$	0.4	Desviación estándar del término aleatorio que interviene en la formación del precio
$N_{FUND}$	200	Número de inversores fundamentalistas
$N_{TREND}$	200	Número de inversores técnicos
$N_{LS}$	200	Número de inversores <i>long-short</i>
$\sigma_v$	0.25	Desviación estándar del término aleatorio que interviene en la definición del valor fundamental
$[v_{\min}, v_{\max}]$	[-8, 8]	Extremos de la distribución uniforme que determina la

<sup>28</sup> Hemos incrementado la liquidez respecto al valor utilizado en el modelo de fundamentalistas y técnicos (sección 2.4.1) porque al haber añadido el grupo de inversores *long-short*, ahora el mercado contiene más agentes.

		diferencia entre el valor fundamental y el valor percibido por cada agente fundamentalista
$[T_{\min}, T_{\max}]$	[2, 5]	Extremos de la distribución uniforme que determina el umbral de entrada de los agentes fundamentalistas
$[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$	[-0.5, 1]	Extremos de la distribución uniforme que determina el umbral de salida de los agentes fundamentalistas
$c^{FUND}$	1	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores fundamentalistas
$[w_{S,\min}^{tr}, w_{S,\max}^{tr}]$	[5, 15]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a corto plazo empleada por los agentes técnicos
$[w_{L,\min}^{tr}, w_{L,\max}^{tr}]$	[35, 50]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a largo plazo empleada por los agentes técnicos
$[w_{C,\min}^{tr}, w_{C,\max}^{tr}]$	[5, 30]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana del canal de salida empleado por los agentes técnicos
$c^{TREND}$	1.2 <sup>29</sup>	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores técnicos
$[w_{S,\min}^{ls}, w_{S,\max}^{ls}]$	[1, 5]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a corto plazo empleada por los agentes <i>long-short</i>
$[w_{L,\min}^{ls}, w_{L,\max}^{ls}]$	[150, 300]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a largo plazo empleada por los agentes <i>long-short</i>
$c^{LS}$	1	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores <i>long-short</i>

Tabla 4 - Tabla de parámetros utilizados en el modelo de agentes fundamentalistas, técnicos y *long-short*

<sup>29</sup> Hemos incrementado el factor de capital de los agentes técnicos respecto al valor utilizado en el modelo de fundamentalistas y técnicos (sección 2.4.1) para reducir la autocorrelación de la serie de rentabilidades, porque los agentes fundamentalistas y *long-short* inducen una autocorrelación negativa para el lag 1 y los agentes técnicos inducen una autocorrelación positiva. A pesar de que nos hemos basado en las propiedades estadísticas de las rentabilidades para calibrar este parámetro, no es descabellado dar un mayor peso a los agentes técnicos, porque el análisis empírico de Menkhoff (2010) muestra que a corto plazo las estrategias técnicas dominan a las fundamentalistas, y el estudio de Wei *et al.* (2013) concluye que tres cuartas partes de los fondos de inversión de EEUU se comportan como inversores técnicos.

### 3.3 RESULTADOS DEL MODELO

#### DINÁMICA GENERAL

Como en la sección 2.5, las simulaciones tienen una duración de 4000 pasos de tiempo, y los resultados promedio descritos a continuación se basan en 25 simulaciones con diferentes semillas para los procesos aleatorios. Para que los agentes *long-short* puedan operar, el mercado debe contar con más de un activo; como los resultados no dependen del número de activos empleado, por simplicidad hemos optado por describir los resultados de un mercado de dos activos - que componen un par. En todas las simulaciones los parámetros del modelo toman los valores descritos en la *Tabla 4*.

*Precio y valor fundamental.* En el modelo base de inversores fundamentalistas y técnicos hemos visto que los agentes técnicos impulsan las tendencias en el precio, comprando cuando el precio sube, y vendiendo cuando el precio baja. Sin embargo, estas tendencias tienen una duración limitada, porque la acción de los agentes fundamentalistas impide que el precio se aleje mucho del valor fundamental. De este modo, el precio se mueve alrededor del valor fundamental.

La introducción de los agentes *long-short* no altera esta dinámica. Estos inversores aprovechan las divergencias de los *spreads*, emitiendo órdenes cuando el precio de los dos activos que componen un par ha divergido suficientemente; al comprar el activo de menor precio y vender el activo de mayor precio, su acción contribuye a reducir la divergencia entre ambos. Por tanto, los inversores *long-short* tienden a cortar las tendencias prolongadas en los precios, tanto alcistas como bajistas. En este aspecto, su acción tiene similitudes con la acción de los inversores fundamentalistas, aunque los mecanismos subyacentes son distintos: en lugar de intervenir cuando el precio se aleja del valor fundamental como hacen los fundamentalistas, los inversores *long-short* intervienen cuando el *spread* se aleja de su media histórica. La *Figura 34* muestra a modo de ejemplo el precio obtenido en una simulación individual cuando el mercado sólo contiene inversores fundamentalistas y técnicos (en azul), y cuando se añaden inversores *long-short* (en negro). Puede verse que las tendencias en el precio que impulsan los inversores técnicos se frenan antes cuando hay inversores *long-short* en el mercado, porque al alejarse el *spread* de su media histórica, estos intervienen para aprovechar la oportunidad de negocio y con sus órdenes revierten la tendencia.

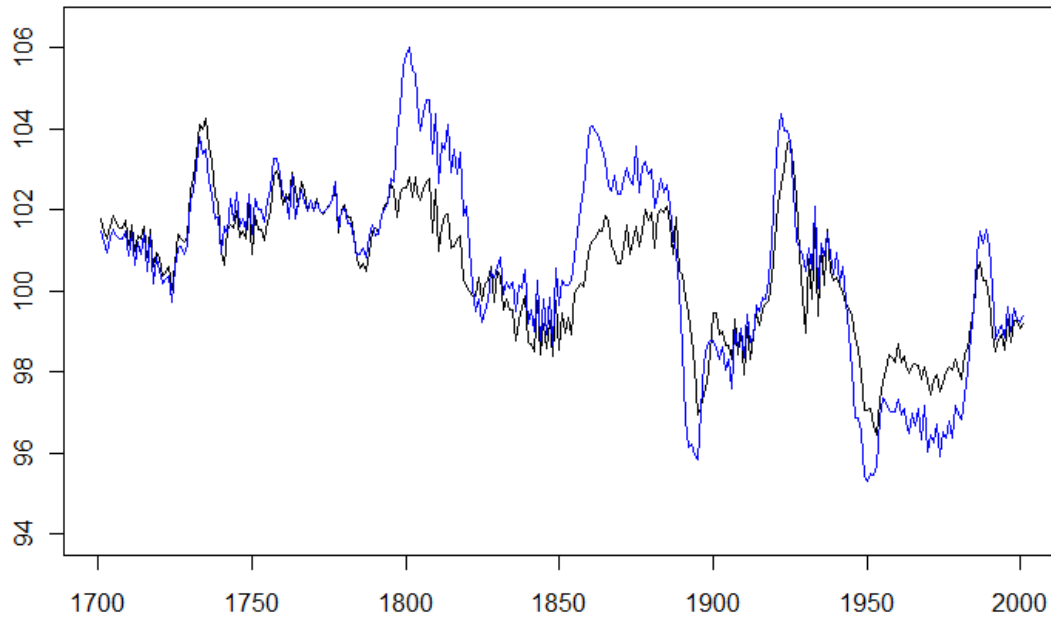


Figura 34 - Ilustración del efecto de los inversores *long-short*, comparando el precio obtenido en el modelo de fundamentalistas y técnicos (en azul) con el precio obtenido en el modelo con agentes *long-short* (en negro) para una simulación individual

De este modo, la acción conjunta de los inversores fundamentalistas, técnicos y *long-short* hace que las tendencias del precio sean temporales, y que el precio acabe moviéndose siempre alrededor del valor fundamental (Figura 35). Por tanto, el precio tiene una dinámica estable y no muestra movimientos exagerados ni burbujas. En la Figura 36 podemos ver que al introducir los inversores *long-short* en el modelo, la volatilidad de los activos se mantiene en un nivel similar a cuando sólo hay inversores fundamentalistas y técnicos, por lo que los inversores *long-short* no afectan la estabilidad del mercado.

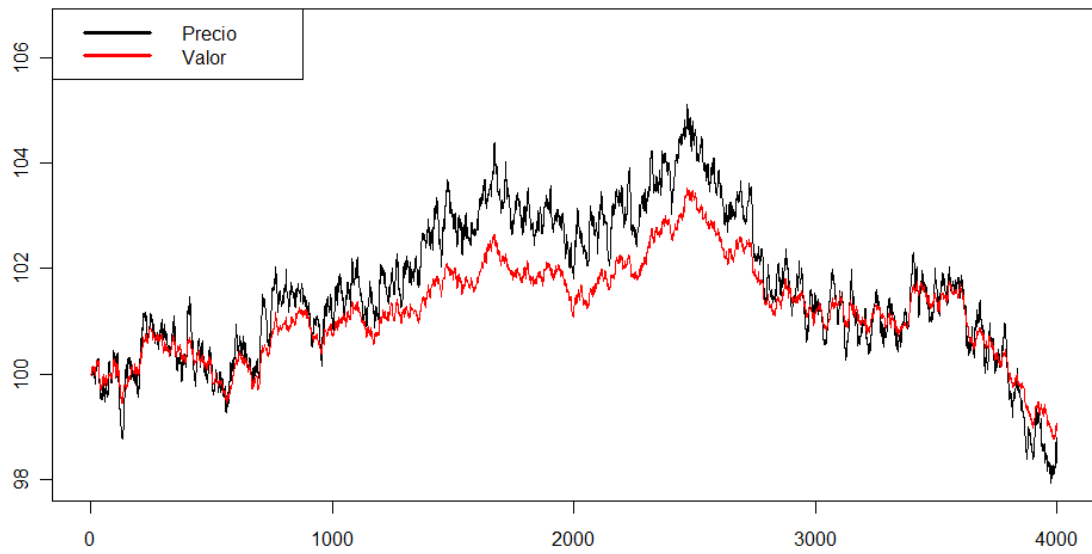


Figura 35 – Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones

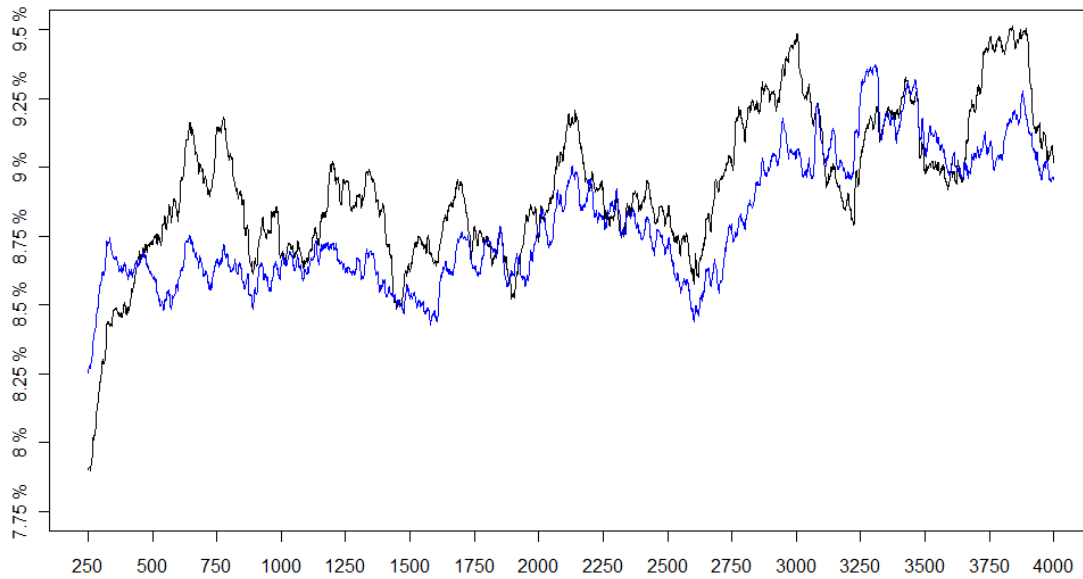
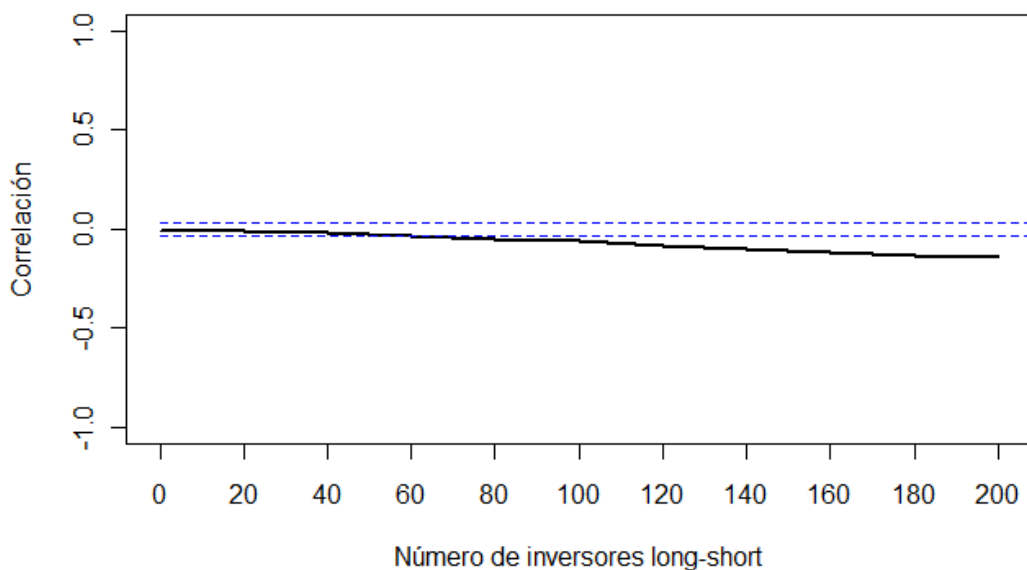


Figura 36 – Comparación del promedio de la volatilidad anualizada de las rentabilidades obtenida en el modelo de fundamentalistas y técnicos (en azul) y en el modelo con agentes long-short (en negro), para 25 simulaciones

*Correlación entre diferentes activos.* En el modelo base asumimos que los inversores fundamentalistas y técnicos invierten independientemente en los diferentes activos; no tienen restricciones de capital ni de ningún otro tipo que les obliguen por ejemplo a decidir qué cantidad de dinero invierten en cada activo y que induzcan dependencias entre las diferentes posiciones. Sin embargo, los inversores *long-short* no miran cada activo por separado, sino que invierten en *pares* y por ello la posición que tienen en un activo del par está vinculada a la posición que tienen en el otro activo que compone el par. Del mismo modo, al deshacer una posición en un activo, cierran automáticamente la posición en el otro activo que compone el par. Estos movimientos a dos bandas inducen ciertas correlaciones en las rentabilidades de los activos que componen un mismo par (*Figura 37*), aunque estas correlaciones son pequeñas porque el precio de los activos también es resultado de la acción de los inversores fundamentalistas y técnicos, y de un término aleatorio (ecuación (1)).



*Figura 37* – Correlación media entre las rentabilidades de los dos activos al aumentar el número de agentes *long-short* de 0 a 200

*Órdenes de los inversores.* Por construcción, las posiciones de los inversores fundamentalistas, técnicos y *long-short* tienen el mismo orden de magnitud (precisamente en la expresión de las posiciones de los agentes técnicos y *long-short* hemos añadido un factor de normalización para

evitar que un grupo tenga posiciones muy superiores al otro, ver ecuaciones ( 9 ), ( 10 ), ( 17 ) y ( 18 )).

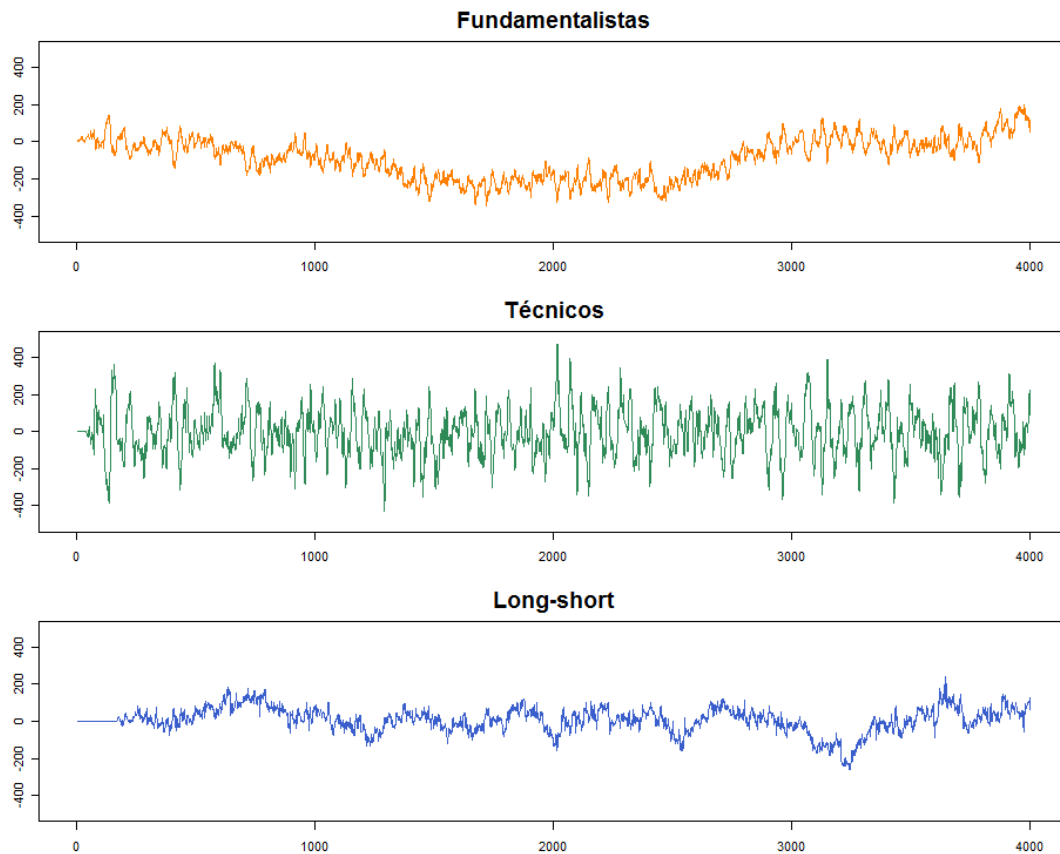


Figura 38 – Promedio de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones

En la sección 2.5 ya habíamos visto que las posiciones agregadas de los inversores técnicos normalmente se mueven en la dirección de los precios – si el precio sube, los inversores técnicos compran –, mientras que las posiciones agregadas de los inversores fundamentalistas tienden a moverse en la dirección contraria – si el precio sube y supera el valor fundamental, los inversores fundamentalistas venden. Análogamente a los inversores fundamentalistas, las posiciones agregadas de los inversores *long-short* también tienden a moverse en dirección contraria a los precios: cuando el precio de un activo sube mucho, es probable que el *spread* que forma con el otro activo diverja de su media histórica (a menos que el precio de los dos activos suba simultáneamente), y los inversores *long-short* venden el activo de mayor precio (y compran

el activo de menor precio)<sup>30</sup>. Sin embargo, esta relación contraria al movimiento del precio es menos clara que para los inversores fundamentalistas, porque los órdenes de los inversores *long-short* dependen simultáneamente del precio de los dos activos. Esto se aprecia mejor al hacer un 'zoom' en el gráfico del precio y de las posiciones agregadas de los agentes:

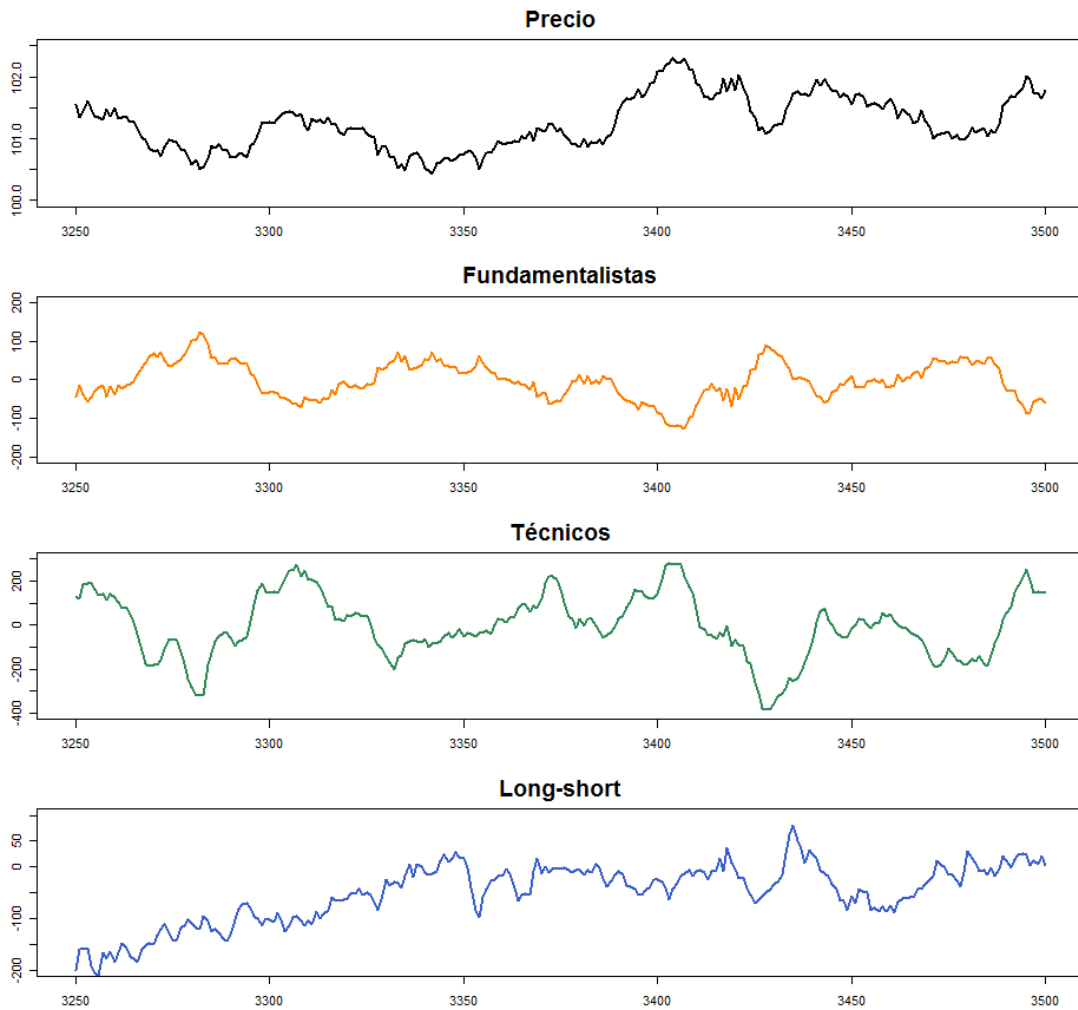


Figura 39 - Zoom en  $t=3250..3500$  del promedio del precio y de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones

<sup>30</sup> Por tanto, los inversores técnicos inducen autocorrelación positiva en las rentabilidades, y los inversores fundamentalistas y *long-short* inducen autocorrelación negativa. Este aspecto es importante a la hora de calibrar el modelo para que satisfaga la propiedad empírica de ausencia de autocorrelación en la serie de rentabilidades (ver nota al pie 29 en la Tabla 4).



En la sección 2.5 ya habíamos comentado que las posiciones de los inversores técnicos sufren variaciones mayores que las de los inversores fundamentalistas, porque cuando el precio cambia de tendencia los inversores técnicos liquidan su cartera y pasan de tener posiciones cortas a largas, mientras que los agentes fundamentalistas acostumbran a mantener sus posiciones abiertas durante periodos de tiempo más largos. En este aspecto, el comportamiento de la estrategia *long-short* es parecido al de la estrategia técnica: los inversores *long-short* operan puntualmente, cuando el *spread* entre los dos activos ha divergido suficientemente, y cierran sus posiciones cuando el *spread* se ha reducido (Figura 40).

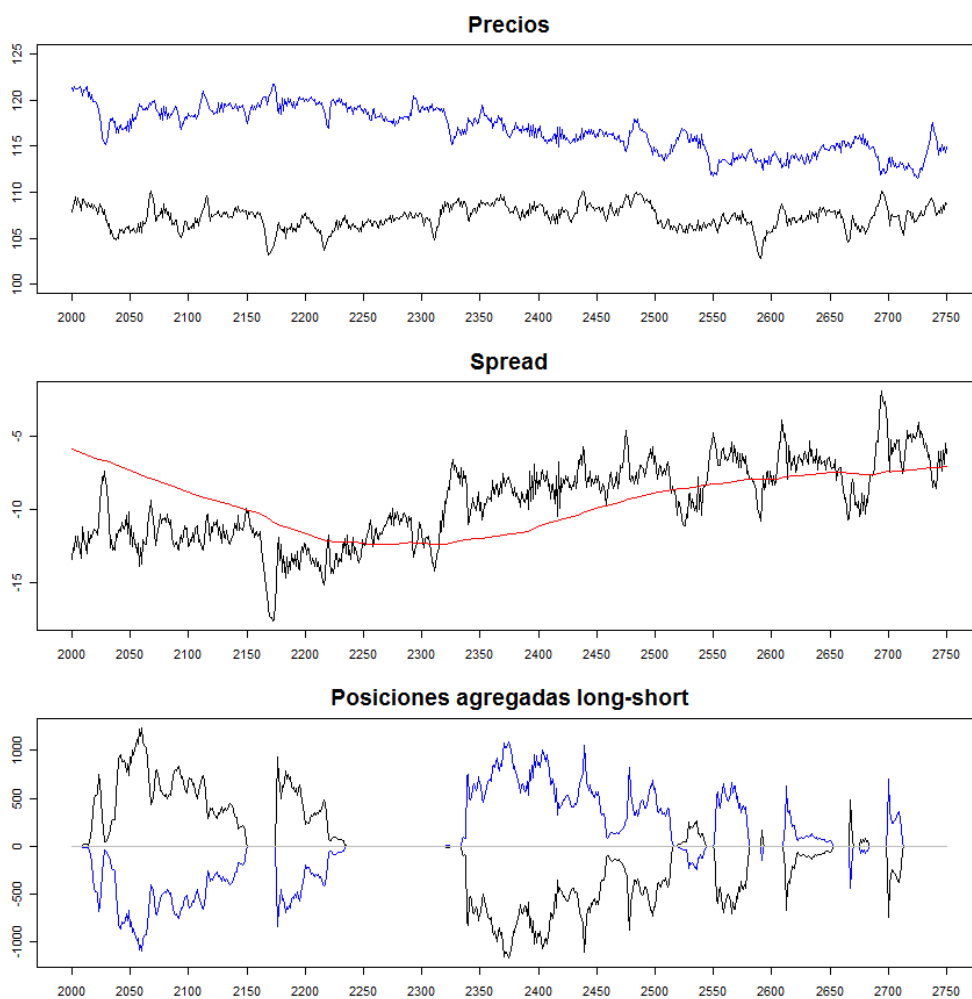


Figura 40 – Zoom en  $t=2000..2750$  del precio de los dos activos, de su *spread* y de las posiciones de los inversores *long-short*, para una simulación individual

El hecho de que las posiciones técnicas cambien más entre dos momentos de tiempo se traduce en mayores órdenes (ver Figura 41), con lo que el impacto del grupo técnico en la formación del

precio es también mayor (Figura 42). Este comportamiento es consistente con los volúmenes que se observan empíricamente, porque se sabe que las estrategias técnicas tienen un peso importante en la dinámica de los mercados bursátiles (Feng, Li, Podobnik, Preis, & Stanley, 2012). Los inversores *long-short* operan más puntualmente, y por eso su impacto global en la formación del precio es menor.

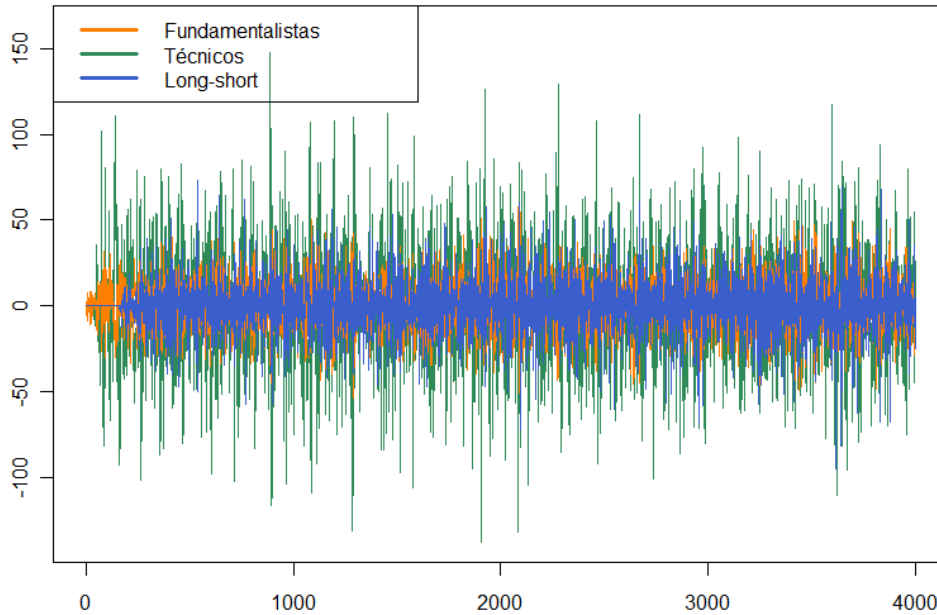


Figura 41 – Promedio de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones

*Beneficios de los inversores.* Los tres grupos de agentes son capaces de obtener beneficios (no todos los agentes obtienen ganancias, pero el promedio sí es positivo). Sin embargo, la introducción de inversores *long-short* en el modelo resulta perjudicial para los agentes técnicos: como los órdenes *long-short* contribuyen a frenar antes las tendencias en los precios impulsadas por los inversores técnicos, estos obtienen menores beneficios. Los beneficios de los inversores fundamentalistas y *long-short* son más estables, porque ambos aprovechan divergencias en el precio, y no tienen restricciones que les obliguen a cerrar sus posiciones hasta que el precio converge al valor fundamental – en el caso de los inversores fundamentalistas – o hasta que el spread se ha reducido suficientemente – en el caso de los inversores *long-short*<sup>31</sup>.

<sup>31</sup> Cuando introduzcamos límites VaR en el próximo capítulo, veremos que los agentes pueden verse obligados a cerrar sus posiciones en momentos adversos para cumplir con las restricciones impuestas por su sistema de gestión de riesgo.

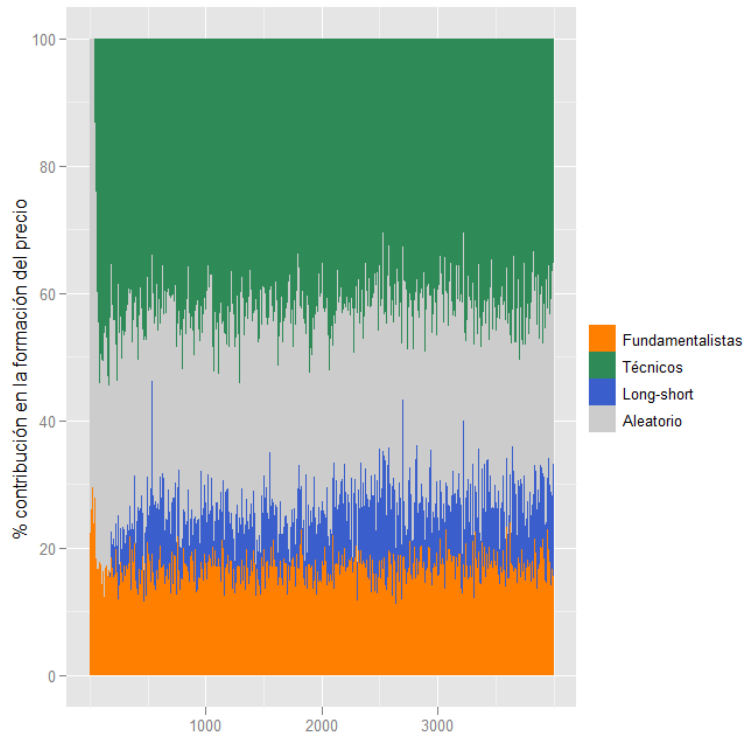


Figura 42 – Promedio del impacto de los órdenes de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) en la formación del precio para 25 simulaciones

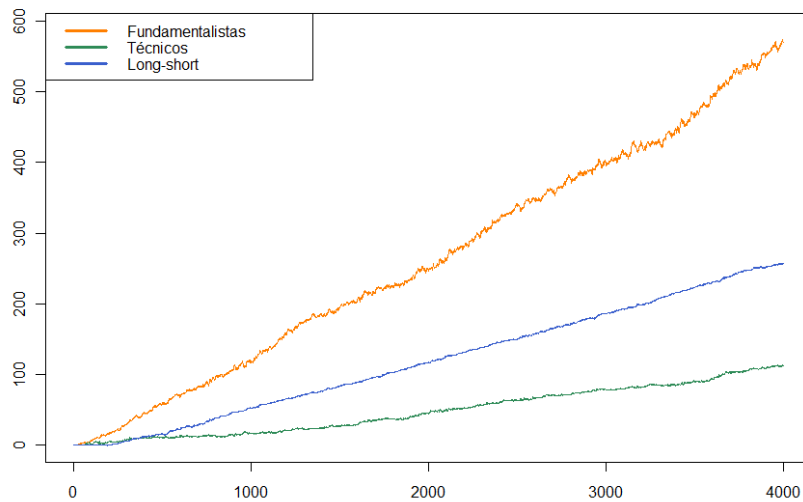


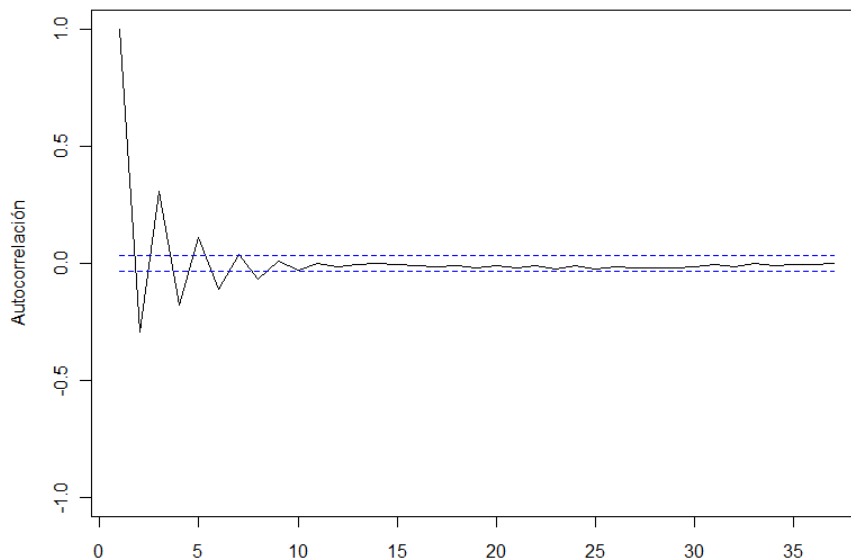
Figura 43 – Promedio de los beneficios<sup>32</sup> de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones

<sup>32</sup> Calculamos los beneficios obtenidos por el agente  $i$  como las ganancias acumuladas desde el principio de la simulación debido a las variaciones del precio:

**PROPIEDADES ESTADÍSTICAS**

En la sección 2.5 hemos descrito las propiedades estadísticas del modelo de fundamentalistas y técnicos. Ahora veremos qué pasa al añadir inversores *long-short* al modelo. A continuación recuperamos la lista de propiedades de la sección 2.2 y analizamos una por una si nuestro modelo de inversores fundamentalistas, técnicos y *long-short* es capaz de reproducirlas.

Ausencia de autocorrelación en la serie de rentabilidades. En los mercados de acciones, las autocorrelaciones de la serie de rentabilidades son muy pequeñas excepto para escalas de tiempo muy cortas. En la *Figura 44* presentamos el promedio de la función de autocorrelación de las series de rentabilidad obtenidas en nuestras simulaciones. Tal como ocurre con el modelo de fundamentalistas y técnicos (sección 2.5), las autocorrelaciones tienden a 0 cuando crece el *lag*, pero no tan rápidamente como en los mercados reales (la autocorrelación media en la *Figura 44* es significativa hasta el *lag* 8).



*Figura 44* - Promedio de la autocorrelación de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones

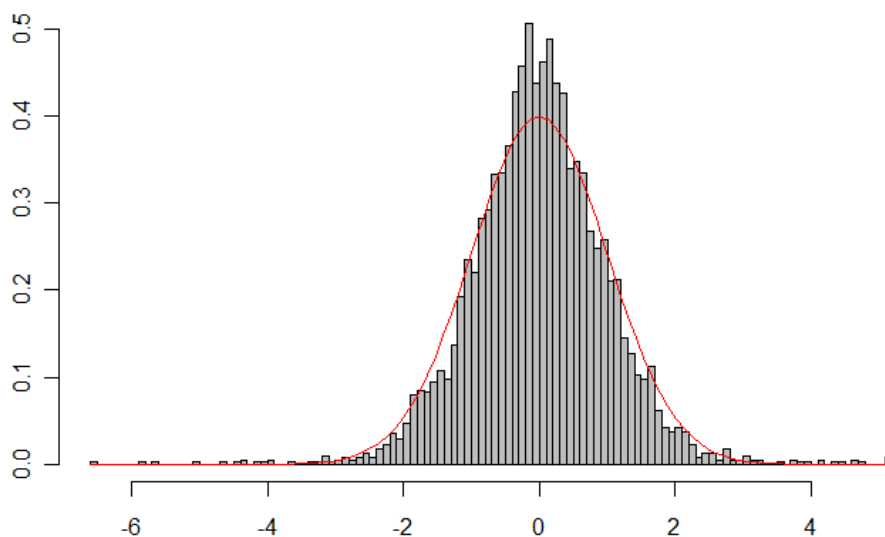
Observamos que en la *Tabla 4* de parámetros el factor de capital de los inversores técnicos es superior al de los otros dos grupos de agentes. Los agentes fundamentalistas y *long-short* inducen una autocorrelación negativa en el *lag* 1 de la serie de rentabilidades, porque si el

---


$$Beneficio_t^i = Beneficio_{t-1}^i + pos_{t-1}^i \cdot (P_t - P_{t-1})$$

precio se aleja del valor fundamental o de su media histórica, sus órdenes lo empujan en sentido contrario; sin embargo, los agentes técnicos inducen una autocorrelación positiva, porque sus órdenes tienden a mantener las tendencias en los precios. Si no se aumenta el peso del grupo técnico (incrementando su factor de capital), entonces la serie de rentabilidades tiende a ser antipersistente por el efecto agregado de los agentes fundamentalistas y *long-short*:

Colas gruesas. Al añadir los inversores *long-short*, no se observan diferencias en las colas de la distribución de rentabilidades respecto a los resultados obtenidos con el modelo de fundamentalistas y técnicos. La distribución de las series de rentabilidades es más leptocúrtica que la distribución normal. Esto puede apreciarse en el histograma de la rentabilidad (*Figura 45*), donde se superponen la distribución de la rentabilidad para una simulación individual con la curva de una distribución normal, y puede observarse que la primera es más apuntada y tiene más observaciones en las colas. Vemos otra prueba de la presencia de colas gruesas al trazar el gráfico Q-Q de la distribución de la rentabilidad (*Figura 46*), que se aleja de la diagonal - correspondiente a una distribución normal - en las colas. Además, la media del exceso de curtosis es  $k_r = 1.3$  para ambos activos (con valores comprendidos entre 0.2 y 4.2), lo que indica nuevamente que la distribución de la rentabilidad es leptocúrtica, pese a que estos valores son inferiores a los observados normalmente en los mercados empíricos.



*Figura 45* - Histograma de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual

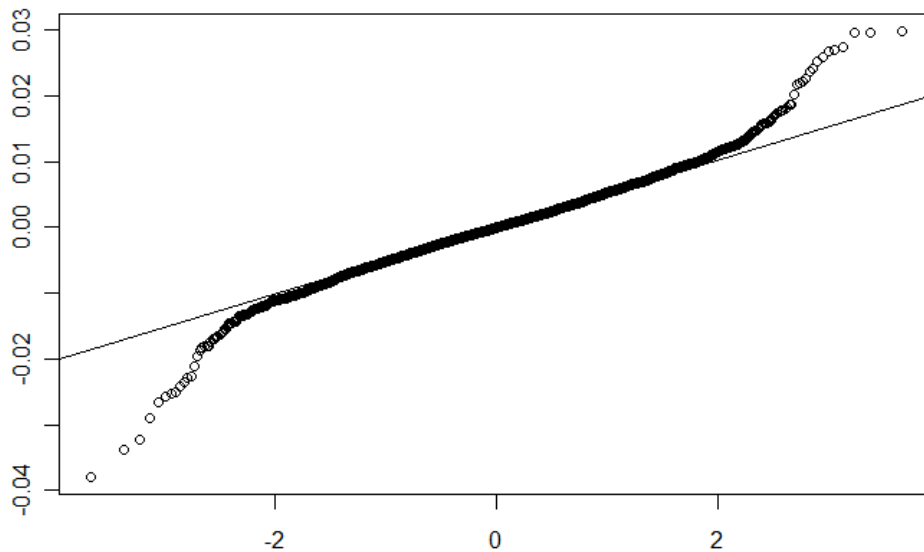


Figura 46 – Gráfico Q-Q de la distribución de la serie de rentabilidades para una simulación individual

Para analizar si las colas de la distribución de la rentabilidad siguen una ley potencial, mostramos en la *Figura 47* la función complementaria de probabilidad acumulada en escala log-log. Aunque parece que la cola se ajusta a una línea recta (en azul), lo que es indicativo de que la probabilidad acumulada sigue asintóticamente una ley potencial, al mismo tiempo sigue un comportamiento parecido al de la distribución normal (línea roja). Por ello consideramos que este análisis no es conclusivo, y no podemos afirmar que nuestro modelo satisfaga esta propiedad.

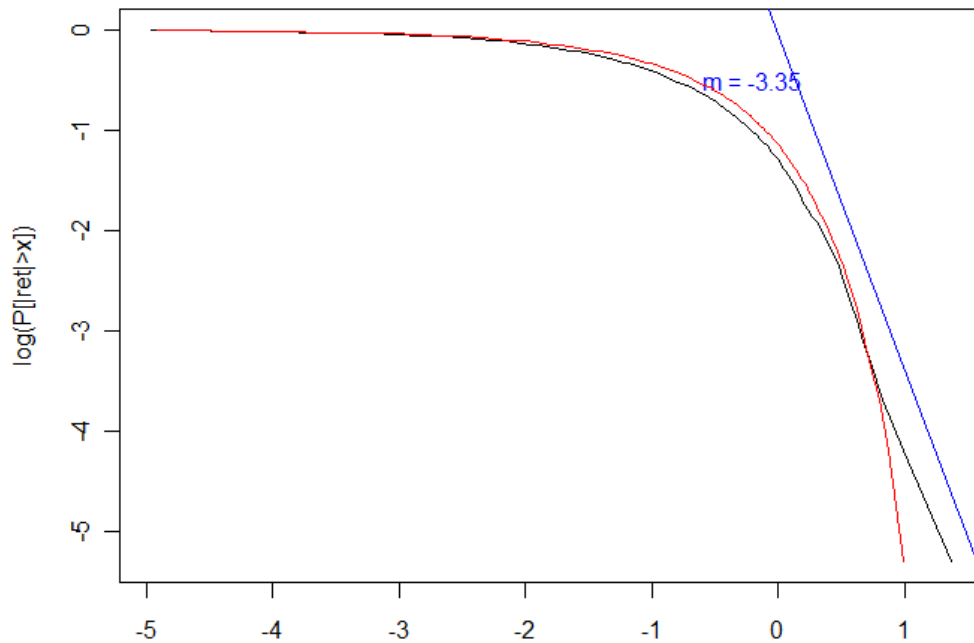


Figura 47 – Función complementaria de probabilidad acumulada de la serie de rentabilidades en escala log-log, para una simulación individual

Clustering de la volatilidad. En los mercados reales, el valor absoluto o el cuadrado de la rentabilidad presentan una autocorrelación significativa a lo largo de días o incluso semanas. Al dibujar la función de autocorrelación de la volatilidad de nuestro modelo (Figura 48), estimada tanto como el valor absoluto como el cuadrado de la rentabilidad, vemos que permanece positiva durante varios lags, pero decae a 0 más rápidamente que en los mercados reales.

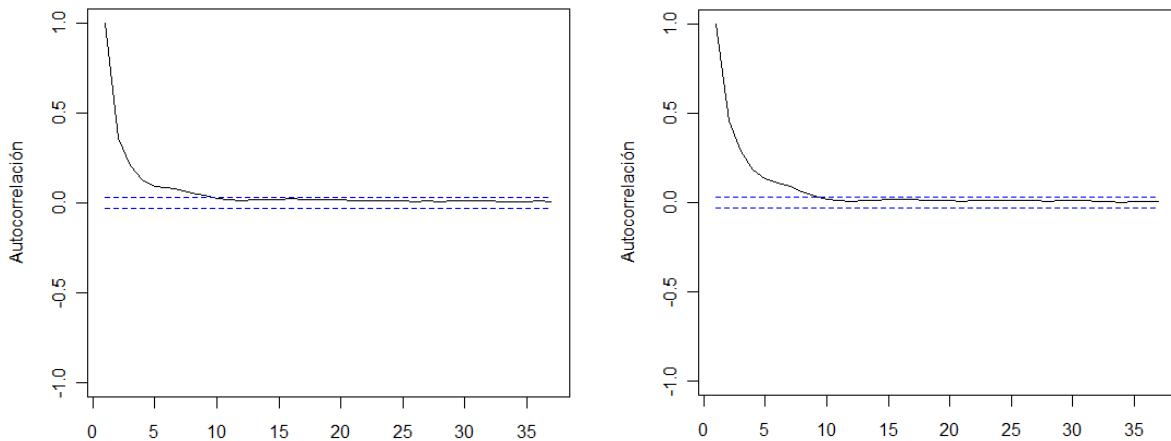


Figura 48 - Promedio de la autocorrelación del valor absoluto (izquierda) y el cuadrado (derecha) de la serie de rentabilidades para 25 simulaciones

Aunque el gráfico de autocorrelación de la volatilidad (Figura 48) parece decaer a 0 al mismo ritmo que el gráfico de la rentabilidad (Figura 44), tal como ocurre con el modelo de fundamentalistas y técnicos, al estudiar el exponente de Hurst de ambas series temporales se revela que el valor absoluto o el cuadrado de la rentabilidad tienen memoria a mayor plazo: la media del exponente de Hurst de la volatilidad es  $H = 0.72$  para el valor absoluto y  $H = 0.77$  para el cuadrado de la rentabilidad, mientras que la media para la serie de la rentabilidad es  $H = 0.47$ , que al ser cercano a  $1/2$  indica que la serie no tiene memoria a largo plazo. Aunque es difícil medir con precisión el exponente de Hurst, es interesante ver que la serie de la volatilidad tiene invariablemente un exponente de Hurst mayor que el de la serie de rentabilidades, lo que indica que su dependencia o memoria a largo plazo es mayor.

Al ejecutar los tests R/S y ARCH para el *clustering* de la volatilidad, los resultados indican que la volatilidad tiene memoria a largo plazo en la mayoría de simulaciones. La siguiente tabla muestra el porcentaje de simulaciones en que se rechaza la hipótesis nula al 95% de confianza, lo que en ambos tests se interpretaría como presencia de *clustering* en la volatilidad:

Test	% rechazo $H_0$ [presencia de <i>clustering</i> en la volatilidad]
Efecto ARCH	100%
R/S (Mandelbrot)	98%
R/S modificado (Lo) [ $q = 1$ ]	88%



R/S modificado (Lo) [ $q = 5$ ]	66%
R/S modificado (Lo) [ $q = 10$ ]	52%

Tabla 5 - Resultados de los tests R/S y ARCH

El resultado de los diferentes indicadores de *clustering* de la volatilidad es similar al obtenido con el modelo de fundamentalistas y técnicos, por lo que podemos concluir que los inversores *long-short* no contribuyen a replicar el *clustering* de la volatilidad. Como ocurría con el modelo base de fundamentalistas y técnicos, si sólo nos basáramos en la función de autocorrelación, podríamos decir que el modelo no replica esta propiedad, porque la función de autocorrelación de la volatilidad obtenida con nuestro modelo decae más rápidamente de lo observado en los mercados reales, pero al analizar la memoria a largo plazo vemos que la volatilidad simulada tiene una estructura subyacente diferente a la de la rentabilidad, y exhibe dependencia a largo plazo como la volatilidad real.

Correlación volumen-volatilidad. La correlación entre el volumen (calculado como la suma de órdenes emitidos por los agentes en valor absoluto) y la volatilidad es positiva, tal como se observa en los mercados reales. La *Figura 49* muestra que la correlación entre el volumen y el valor absoluto de la rentabilidad es positiva en todas las simulaciones, y su valor se mueve entre 0.59 y 0.69.

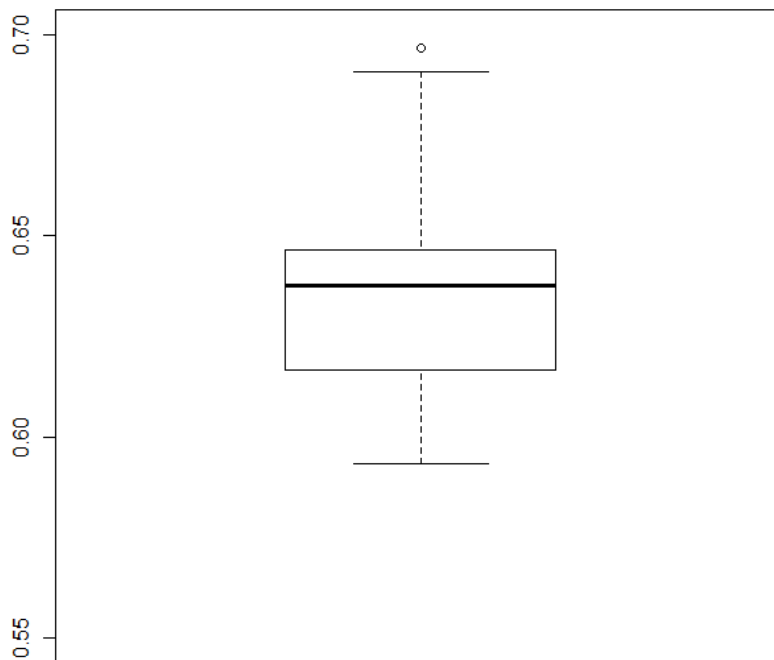


Figura 49 – Boxplot de la correlación entre la serie del volumen y la volatilidad a lo largo de 25 simulaciones

Raíz unitaria. Al aplicar el test aumentado de Dickey-Fuller a la serie temporal del precio logarítmico, la hipótesis nula se acepta en el 52% de las simulaciones, lo que indica que al menos en la mitad de simulaciones se satisface la propiedad de la raíz unitaria.

Efecto apalancamiento. El gráfico de la función de correlación cruzada entre la serie de la rentabilidad y la volatilidad pasada o futura (Figura 50) revela que el modelo no satisface el efecto apalancamiento, puesto que las dos series no tienen correlaciones significativas para ningún *lag*. De hecho, aunque las dos series estuvieran correlacionadas, el efecto apalancamiento no se podría satisfacer, puesto que el comportamiento de nuestro modelo es perfectamente simétrico tanto para una subida del precio como para una bajada.

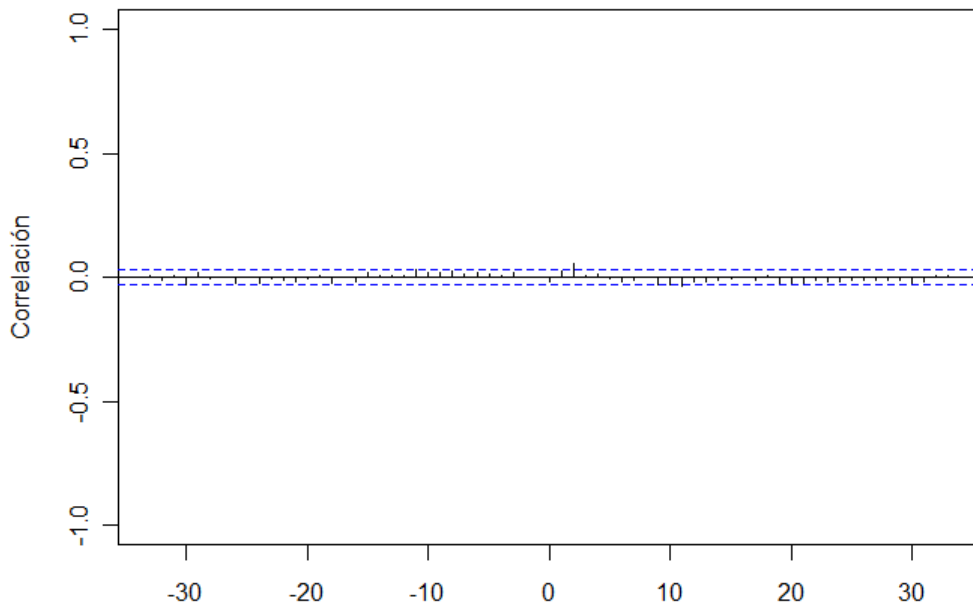


Figura 50 – Función de correlación entre la serie de volatilidades y rentabilidades para una simulación individual

Efecto de Taylor. Sabemos que la autocorrelación de la serie  $|r_t|^d$  alcanza un máximo cuando  $d$  es cercano a 1. Para ver si nuestro modelo satisface esta propiedad, en la Figura 51 incluimos gráficos de la función de autocorrelación de  $|r_t|^d$  como función de  $d$  para diferentes lags. El efecto de Taylor se satisface cuando estas curvas tienen su máximo alrededor de  $d = 1$ , señalado con una línea discontinua vertical. En la Figura 51 proporcionamos el gráfico obtenido en dos simulaciones individuales, para ilustrar que aunque el máximo de la autocorrelación se suele alcanzar alrededor de  $d = 1$  (gráfico de la izquierda), en algunas simulaciones el efecto de Taylor no se cumple porque el máximo se alcanza más bien en  $d = 2$  o incluso  $d = 3$  (gráfico de la derecha).

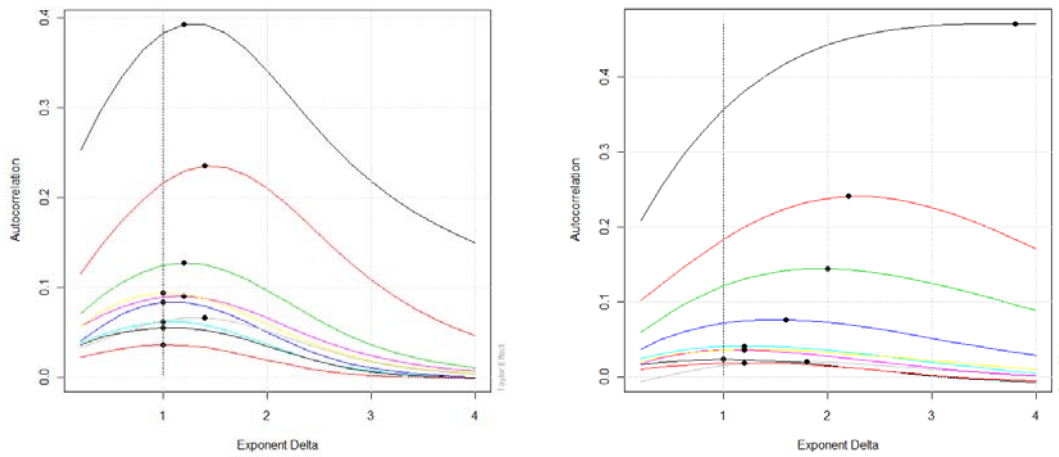


Figura 51 - Comprobación del efecto de Taylor: autocorrelación de la serie  $|r_t|^d$  como función de  $d$  para dos simulaciones individuales

Autocorrelación del volumen. La función de autocorrelación del volumen permanece positiva durante varios *lags* y decae lentamente a 0, como se observa en la Figura 52. Al calcular además el exponente de Hurst, comprobamos que la serie del volumen tiene memoria a largo plazo, porque la media del exponente de Hurst es  $H = 0.91$ .

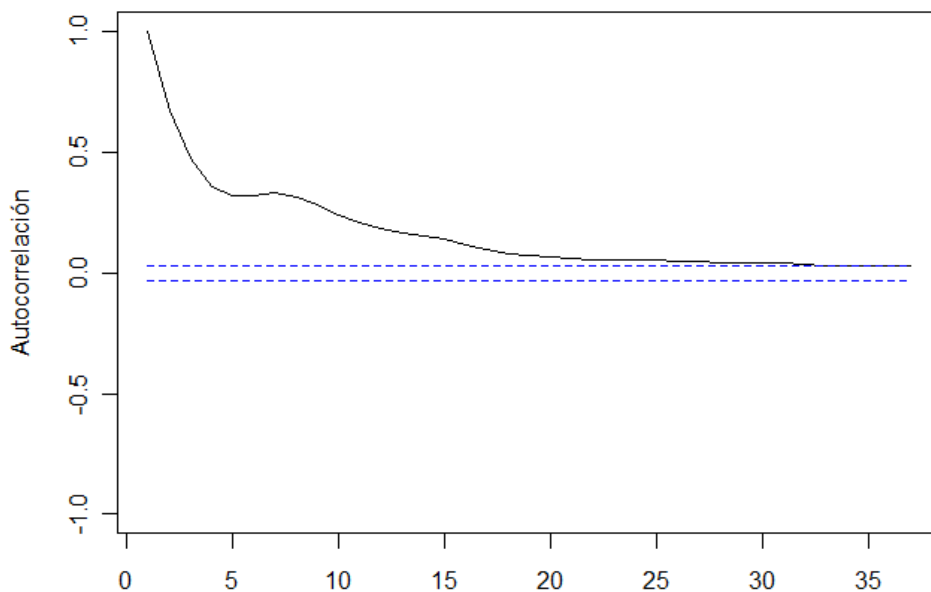


Figura 52 - Promedio de la autocorrelación de la serie del volumen para 25 simulaciones

Asimetría de la volatilidad. Al dibujar el histograma de la serie del valor absoluto de las rentabilidades (Figura 53) vemos que la distribución es asimétrica, con una mayor acumulación de observaciones a la derecha, tal como se observa en los mercados reales.

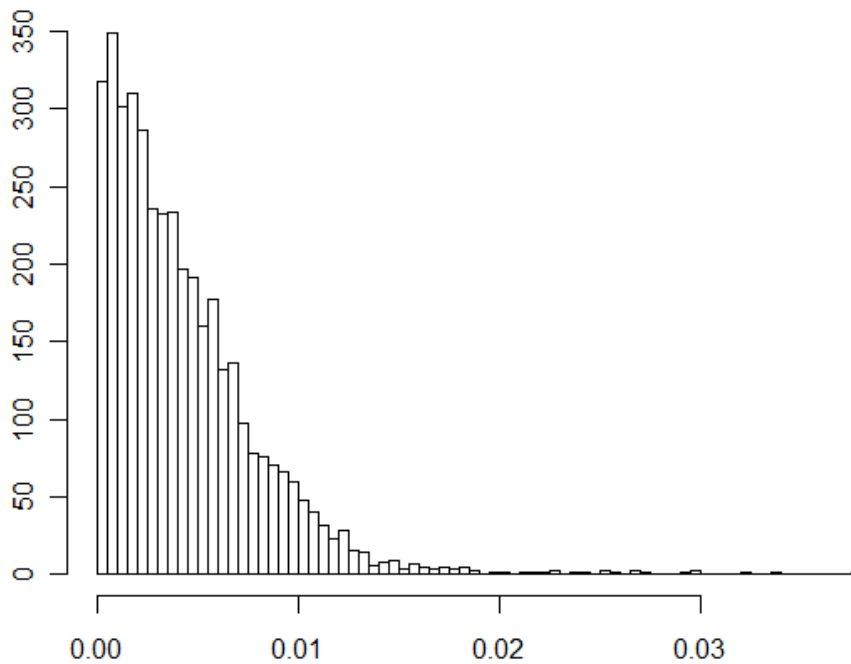


Figura 53 - Histograma de la distribución de la serie de la volatilidad para una simulación individual

RESUMEN. A continuación resumimos de forma muy gráfica hasta qué punto reproduce nuestro modelo cada una de las propiedades estadísticas. Señalamos en verde aquellas propiedades que se cumplen satisfactoriamente, en ámbar aquellas propiedades que se satisfacen parcialmente, o respecto a las cuales diferentes tests llevan a conclusiones diferentes, y en rojo aquellas propiedades que no se satisfacen. Como los inversores *long-short* actúan de forma puntual, sus órdenes no alteran significativamente las autocorrelaciones de la serie de rentabilidades o de la volatilidad. Este modelo con agentes *long-short* es capaz de reproducir las mismas propiedades que el modelo con inversores fundamentalistas y técnicos, y consideramos que es suficientemente válido para utilizarlo como 'laboratorio' para estudiar el efecto de los sistemas VaR y extraer conclusiones razonables.





























Propiedad estadística	Test/Análisis	¿Se satisface el test?	¿Se satisface la prop. estadística?
Ausencia de autocorrelación de la rentabilidad	Gráfico de autocorrelaciones		
	Exponente de Hurst		
Colas gruesas	Histograma		
	Gráfico Q-Q		
	Exceso de curtosis		
	Ley potencial en las colas		
<i>Clustering</i> de la volatilidad	Gráfico de autocorrelaciones		
	Exponente de Hurst		
	Test ARCH		
	Test R/S (Mandelbrot)		
	Test R/S (Lo)		
Correlación volumen-volatilidad	Correlación entre volumen y volatilidad		
Raíz unitaria	Test Dickey-Fuller		
Efecto apalancamiento	Correlación cruzada entre rentabilidad y volatilidad		
Efecto de Taylor	Gráfico de autocorrelaciones en función del exponente		
Autocorrelación del volumen	Gráfico de autocorrelaciones		
	Exponente de Hurst		
Asimetría de la volatilidad	Histograma		
	Asimetría		

Tabla 6 - Resumen gráfico de las propiedades estadísticas satisfechas por el modelo de agentes fundamentalistas, técnicos y *long-short*



# IMPACTO DE LOS SISTEMAS VaR EN LA ESTABILIDAD DEL MERCADO

EN este capítulo abordamos el objetivo central de la tesis: verificar si la adopción generalizada de sistemas VaR contribuye a aumentar la inestabilidad del mercado. Empezaremos definiendo qué son los modelos VaR y viendo qué usos se les dan, en particular como herramienta regulatoria desde la entrada en vigor de los Acuerdos de Basilea. Dado que nos interesa estudiar el efecto de los sistemas VaR en la *estabilidad* del mercado, describiremos cómo se mide actualmente la estabilidad financiera, para seleccionar indicadores que nos permitan medir la estabilidad de nuestro mercado artificial. Para nuestro estudio hemos extendido el modelo de inversores fundamentalistas, técnicos y *long-short* del capítulo 3 implementando un sistema VaR de gestión de riesgo para los agentes. Veremos qué tipo de dinámicas induce el uso de este sistema VaR, y estudiaremos en qué circunstancias es más probable que origine episodios de inestabilidad. Finalmente, analizaremos dos posibles medidas regulatorias que contrarrestan las dinámicas nocivas provocadas por el uso de sistemas VaR y contribuyen a estabilizar los mercados financieros.

## 4.1 VAR: DEFINICIÓN Y USO

### 4.1.1 Valor en riesgo (VaR)

#### **Introducción**

Los modelos VaR (“value-at-risk”) constituyen la herramienta más utilizada por las instituciones financieras para medir su riesgo de mercado (Feridun, 2005). Se empezaron a utilizar en Wall Street a finales de los años 80 (Triana, 2010), y el lanzamiento de la metodología VaR *RiskMetrics* en 1994 por parte de JP Morgan los popularizaron (FMI, 2007). Desde entonces, el VaR se ha convertido en la principal metodología para calcular la exposición al riesgo de mercado en la mayoría de instituciones financieras (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005), además de ser una pieza fundamental de los Acuerdos de Basilea desde la Enmienda de 1996 sobre riesgo de mercado (Shin, 2010).



Prácticamente todos los bancos utilizan métodos VaR, pero no son los únicos usuarios. Otras entidades financieras como *hedge funds*, fondos de pensiones o compañías de seguros los utilizan para controlar su riesgo (FMI, 2007); los reguladores (el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, la Reserva Federal o la SEC) utilizan el VaR como una medida de referencia para establecer qué reservas de capital deben mantener las instituciones financieras (Jorion, 2001); y compañías no financieras con exposición a riesgo financieros implementan la metodología VaR para estimar sus posibles pérdidas (Jorion, 2001).

### ¿Qué es el VaR?

A grandes rasgos, el VaR mide la máxima pérdida que puede sufrir una cartera de activos durante un determinado periodo y con un nivel de confianza dado (Choudhry, 2001). Por ejemplo, si el VaR diario de una cartera es de 1 millón de euros al 95% de confianza, esto significa que la probabilidad de que las pérdidas diarias sufridas sean superiores a 1 millón de euros es del 5%.

De forma más técnica, el VaR de una cartera al nivel de confianza  $\alpha \in (0,1)$  es un percentil de la distribución de pérdidas y ganancias: es el menor valor  $\ell$  tal que la probabilidad de que las pérdidas sean mayores que  $\ell$  es menor o igual que  $1 - \alpha$  (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005). Si la variable aleatoria  $V_n$  denota el valor de la cartera al cabo de  $n$  días y  $V_0$  es su valor actual, entonces el VaR viene dado por:

$$VaR_{\alpha} = \inf \{ \ell \in \mathfrak{R} \mid P(V_0 - V_n > \ell) \leq 1 - \alpha \}.$$

La *Figura 54* muestra de forma gráfica que el VaR corresponde a la distancia entre  $V_0$  y  $V^*$ , donde  $V^*$  es el valor de  $V$  que deja a su izquierda un porcentaje de densidad igual a  $1 - \alpha$ .

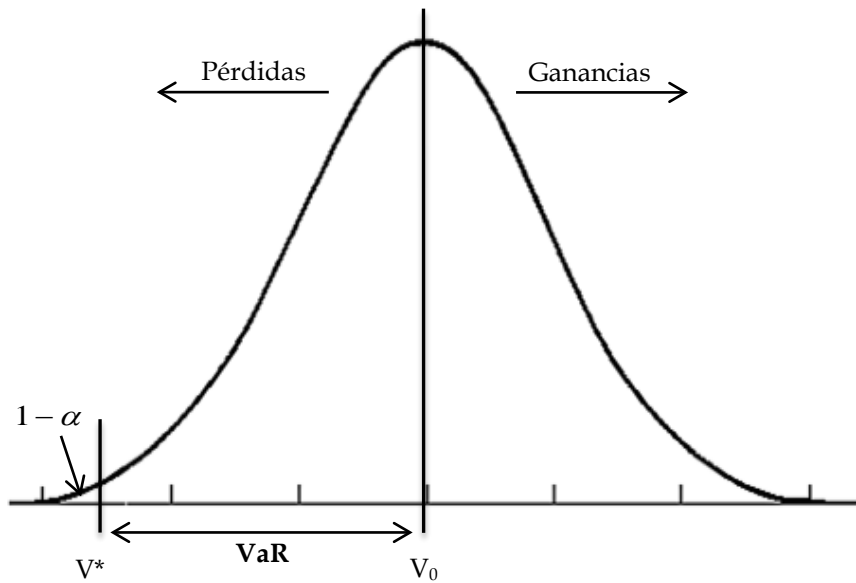


Figura 54 - Representación gráfica del VaR

Normalmente se utiliza un nivel de confianza del 95% o 99%, y el horizonte temporal acostumbra a ser de 1 o 10 días (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005).

### Cálculo del VaR

En la práctica, se utilizan tres métodos para calcular el VaR: método de varianzas-covarianzas, método histórico y método de Monte Carlo:

- Método de varianzas-covarianzas: También conocido como método 'delta-normal' o analítico, se trata del enfoque más sencillo para estimar el VaR (de hecho, la metodología *RiskMetrics* creada por JP Morgan se basa en este método). El método de varianzas-covarianzas consiste en descomponer los instrumentos financieros de la cartera en instrumentos que sólo dependan de un factor de mercado (por ejemplo, un bono puede descomponerse en varios bonos de cupón cero), especificar la distribución de estos factores de mercado y calcular la varianza de la cartera (Choudhry, 2006). Típicamente se asume que los factores de mercado siguen una distribución normal, y por tanto basta calcular la media, varianza y covarianza de las variaciones de los factores a partir de la información histórica. El riesgo de la cartera se calcula entonces como una combinación lineal de la exposición a cada factor y por tanto la volatilidad de la cartera se obtiene de la forma siguiente (Choudhry, 2006):

$$\sigma^P = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \cdot \alpha_j \cdot \sigma_i \cdot \sigma_j \cdot \rho_{ij}} ,$$

donde

$N$  es el número de factores en que se descompone la cartera

$\alpha_i$  es el peso del factor  $i$ -ésimo en la cartera

$\sigma_i^2$  es la varianza del factor  $i$ -ésimo

$\rho_{ij}$  es el coeficiente de correlación entre los factores  $i$ -ésimo y  $j$ -ésimo

Una vez calculada la volatilidad de la cartera, su VaR se obtiene multiplicando esta volatilidad por el percentil correspondiente ( $z_{1-\alpha}$ ) y por el valor de la cartera ( $V^P$ ) (Choudhry, 2001):

$$VaR^P = z_{1-\alpha} \cdot \sigma^P \cdot V^P ,$$

donde  $z_{1-\alpha}$  vale 1.64 cuando el nivel de confianza es del 95%, y 2.33 cuando el nivel de confianza es del 99%.

El método de varianzas-covarianzas es fácil de computar, pero es poco apropiado para carteras que contengan opciones (Feridun, 2005). Además, la hipótesis de que los factores siguen una distribución normal es poco realista, porque, como hemos visto en la sección 2.2, las rentabilidades de los factores acostumbran a tener colas gruesas. Aún así, es un método ampliamente utilizado por los bancos (Homburg & Scherpereel, 2005).

- **Método histórico:** Este método consiste en guardar la serie precedente de cambios en los precios, y aplicarlos a la cartera actual para evaluar cómo cambiaría el valor de ésta si los precios se comportaran como en el pasado. De esta forma se obtiene un conjunto de reevaluaciones de la cartera actual, de la cual se extrae el percentil correspondiente (95% o 99%), que corresponde al VaR. Este método no tiene las limitaciones del método de varianzas-covarianzas (puede aplicarse aunque la distribución de la rentabilidades no sea normal y aunque los instrumentos que componen la cartera contengan opciones), pero depende de que se escoja una serie de precios pasados suficientemente representativa.

- Método de Monte Carlo: Este método consiste en simular aleatoriamente un gran número de escenarios utilizando una estimación de la volatilidad y las correlaciones de los factores que componen la cartera. En cada uno de estos escenarios que simulan el valor futuro de los factores, se evalúa la cartera. Tal y como ocurre con el método histórico, se obtiene así un conjunto de posibles valores futuros de la cartera del cual se extrae el percentil deseado (Kumar, 2014). Este método es el más sofisticado, pero tiene un alto coste computacional, ya que correr las simulaciones para generar los diferentes escenarios requiere mucho tiempo de cálculo (Choudhry, 2001).

En general, la selección de un método u otro depende del tipo de instrumentos que compongan la cartera: cuando ésta no contiene opciones, el método de varianzas-covarianzas puede ser el más adecuado, pero para estimar el VaR de una cartera con opciones es mejor utilizar el método histórico o de Monte Carlo (Choudhry, 2006).

### **Usos del VaR**

Cuando JP Morgan lanzó su metodología *RiskMetrics* en 1994, el VaR se utilizaba como una herramienta informativa: permitía agregar los riesgos de todas las operaciones de inversión en una única cifra que resultaba intuitiva y fácil de comunicar a los directivos y accionistas (Jorion, 2001). Pero con el tiempo, el VaR se ha ido adoptando con otras finalidades:

- Límite de posiciones: el VaR se utiliza para fijar límites de riesgo a las diferentes unidades de negocio y a los diferentes *traders*, cuyo VaR diario es controlado para evitar que exceda un cierto valor fijado de antemano (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005). En caso de que el VaR exceda el límite fijado, los *traders* o unidades de negocio deben reducir sus posiciones (Triana, 2010).
- Asignación de capital: El VaR también se utiliza para distribuir capital entre diferentes unidades de negocio o *traders*, que son evaluados en función de la rentabilidad que obtienen ajustada según el riesgo asumido (Jorion, 2001).
- Capital regulatorio: Los bancos deben tener reservas de capital para mantenerse solventes ante posibles pérdidas. Los Acuerdos de Basilea, como veremos a continuación, permiten utilizar los modelos internos de VaR para calcular cuánto capital regulatorio es necesario tener para cubrirse ante el riesgo de mercado (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005).

## 4.1.2 Acuerdos de Basilea

### Basilea I

En 1988, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea publicó el primer Acuerdo de Capital (conocido como "Basilea I"), que requería a los bancos un nivel mínimo de capital para cubrirse ante posibles pérdidas (Crouhy, Galai, & Mark, 2000). Este primer Acuerdo, igual que los siguientes, tenía el objetivo de mejorar la solvencia de las entidades bancarias para aumentar la estabilidad financiera, a la vez que fijaba unos criterios comunes para todos los bancos internacionales que eliminaban las diferencias entre las regulaciones de cada país (Jorion, 2001). El Comité de Basilea no tiene autoridad para imponer sus estándares, pero estos fueron adoptados por los reguladores nacionales de más de 100 países (Jorion, 2001).

Basilea I se centraba en el riesgo de crédito (es decir, el riesgo de que una contrapartida quiebre o no cumpla los términos del contrato), que por entonces era el principal riesgo afrontado por los bancos (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005). Establecía un coeficiente de capital mínimo (Ratio de Cooke), según el cual el cociente entre el capital regulatorio y la suma de los activos ponderados por riesgo debía ser mayor o igual que el 8% (Saita, 2007). La ponderación de los activos distinguía 4 categorías, que oscilaban entre un peso del 0% para bonos emitidos por países de la OECD y un peso del 100% para bonos corporacionales (Jorion, 2001).

### Enmienda para incorporar riesgos de mercado

Basilea I recibió críticas, entre ellas el hecho de que no se tuviera en cuenta el riesgo de mercado. En los años 80-90, la compra-venta de activos y derivados había ganado un peso considerable dentro de las actividades bancarias (como hemos mencionado en la sección 3.1, los bancos tenían unidades de *proprietary trading* que manejaban carteras cada vez mayores) (Jorion, 2001). Por tanto, se hacía necesario controlar también el riesgo de mercado, porque un movimiento adverso en el precio de los activos podía tener graves consecuencias para los bancos.

Por todo ello, en 1996 el Comité de Basilea emitió una enmienda al acuerdo de Basilea I que establecía un requerimiento de capital para las carteras de negociación de los bancos (Saita, 2007). Esta enmienda fue innovadora, porque ofrecía a los bancos la posibilidad de escoger entre dos procedimientos para calcular los requerimientos de capital: además de un método estándar basado en coeficientes fijos, también permitía a los bancos calcular el capital

regulatorio utilizando los sistemas VaR que ya venían usando internamente para gestionar su riesgo (Lore & Bodorovsky, 2000). Esta medida reconocía el hecho de que muchos bancos ya tenían implementados sofisticados sistemas de gestión de riesgo, y constituía además un estímulo para que todas las entidades bancarias implementaran buenos sistemas (Lore & Bodorovsky, 2000). De hecho, esta regulación causó una gran escalada en el uso de sistemas VaR en las instituciones financieras (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005).

Los Acuerdos de Basilea no prescriben ningún método en particular para calcular el VaR, pero sí que fijan una serie de parámetros (CSBB, 1996):

- El nivel de confianza debe ser del 99%
- El horizonte temporal para el cual se calcula la pérdida esperada debe ser de 10 días, aunque se permite utilizar el VaR de 1 día multiplicándolo por  $\sqrt{10}$ .
- El periodo de observación para los datos históricos utilizados debe ser como mínimo de un año.

El cargo de capital correspondiente al riesgo de mercado se calcula entonces como el máximo entre el VaR del día anterior, y el promedio del VaR diario de los últimos 60 días hábiles multiplicado por un factor:

$$CRM_t = \max \left\{ VaR_{t-1}, k \cdot \frac{1}{60} \cdot \sum_{i=t-60}^{t-1} VaR_i \right\}.$$

El factor de multiplicación  $k$  se añade para proporcionar mayor protección en caso de que aumente la inestabilidad del mercado. Su valor exacto viene fijado por los supervisores nacionales, pero en ningún caso puede ser menor que 3 (CSBB, 1996).

## Basilea II

Además de la ausencia del riesgo de mercado en Basilea I, solventada con la enmienda de 1996, otra gran crítica se refería a la categorización del riesgo crediticio (sólo se distinguían 4 categorías) (Jorion, 2001). Los bancos querían utilizar sus propios sistemas de gestión de riesgo para evaluar de forma más precisa su riesgo de crédito y poder reducir sus requerimientos de capital (Lore & Bodorovsky, 2000). Por todo ello, en 2004 se publicó el segundo Acuerdo de Capital ("Basilea II"), que se basaba en 3 pilares (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005):

- Pilar 1 - Requerimientos de capital: Como en Basilea I, los bancos debían reservar un mínimo de capital para cubrir su riesgo crediticio, su riesgo de mercado y, por primera vez, su riesgo operacional. El riesgo operacional está definido como el "riesgo de

pérdida debido a la inadecuación o a fallos de los procesos, el personal y los sistemas internos o bien a causa de acontecimientos externos.” (CSBB, 2004, pág. 128)

- Pilar 2 - Supervisión: Los supervisores nacionales debían evaluar los sistemas utilizados por los bancos para gestionar su riesgo, asegurando que los procedimientos para fijar el capital regulatorio eran adecuados, e interviniendo rápidamente cuando el capital regulatorio cayera por debajo del mínimo exigido.
- Pilar 3 - Disciplina de mercado: Se fijaron requerimientos de divulgación de información (informes de riesgo, especificación del método utilizado, etc.) para poder evaluar el adecuado nivel de capitalización de los bancos.

Junto con la consideración del riesgo operacional, la mayor novedad introducida por Basilea II fue la posibilidad de utilizar también modelos internos para ponderar los activos por riesgo a la hora de calcular los requerimientos de capital asociados al riesgo de crédito (Saita, 2007). El tratamiento del riesgo de mercado no se modificó respecto a la enmienda de 1996 (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005).

### **Basilea III**

En 2010, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea publicó un nuevo marco de adecuación del capital, conocido como “Basilea III”. Este acuerdo es la respuesta del Comité a la crisis de 2007-08, y su objetivo es endurecer los estándares de Basilea II para mejorar la solvencia de los bancos y permitir que hagan frente a sus pérdidas sin afectar al resto de la economía (KPMG, 2011). Basilea III está actualmente en pleno proceso de implementación: esta empezó en enero de 2013 y se completará en 2019 (Georg, 2011).

Los principales cambios introducidos en Basilea III se centran en los requerimientos de capital (Pilar 1), que son más exigentes (Larson, 2011). No sólo se requiere que el capital utilizado como capital regulatorio sea de mayor calidad, sino que también se incrementa su cantidad: al coeficiente de capital mínimo del 8% exigido por Basilea II se suma ahora un *colchón de conservación* del 2.5% con el objetivo de que los bancos tengan mayores reservas de capital para afrontar las posibles pérdidas en periodos de tensión (Larson, 2011). El colchón de conservación se aplicará gradualmente, empezando con un porcentaje del 0.625% en 2016 hasta llegar al 2.5% en 2019 (Eubanks, 2010). Además, Basilea III introduce un *colchón anticíclico* que oscila entre el 0% y el 2.5% (el valor exacto y la fecha de entrada en vigor se deja a la elección de los supervisores nacionales). El objetivo de este porcentaje adicional es reducir la prociclicidad

de Basilea II<sup>33</sup> adaptando el coeficiente de capital al ciclo económico. De este modo, mediante el uso del colchón anticíclico se exigirían a los bancos mayores reservas de capital en los “buenos tiempos”, es decir, cuando el nivel de crédito en la economía es alto y el riesgo es bajo (Larson, 2011) y se reduciría el colchón en los periodos de contracción económica.

Respecto al riesgo de mercado, al VaR calculado con los mismos parámetros que en la Enmienda de 1996, se le suma un “componente de VaR estresado”, calculado como el VaR de la cartera durante un periodo “de 12 meses consecutivos de significativas tensiones financieras” (CSBB, 2011, pág. 3). Con esta medida, el Comité de Basilea quiere evitar que las pérdidas de los bancos en sus carteras de negociación superen sus reservas de capital como sucedió durante la crisis de 2007-08, y reducir la prociclicidad de los requerimientos de capital asociados al riesgo de mercado (CSBB, 2009).

Durante la reciente crisis, muchos bancos sufrieron dificultades para financiarse. Por ello, en Basilea III se introducen requerimientos de liquidez: los bancos deberán cumplir con dos estándares (Georg, 2011): el *coeficiente de cobertura de liquidez* (LCR) obliga a mantener activos líquidos de suficiente calidad para afrontar problemas de liquidez a corto plazo; el *coeficiente de financiación estable neta* (NSFR) se dirige a los problemas a largo plazo, incentivando los bancos a mantener fuentes estables de financiación y evitar desajustes de liquidez en sus carteras (Eubanks, 2010).

Finalmente, en Basilea III se introduce por primera vez un ratio de apalancamiento, requiriendo a los bancos que su capital sea al menos el 3% de los *activos totales* – a diferencia del coeficiente de capital, el ratio de apalancamiento no pondera los activos por su nivel de riesgo (Larson, 2011). De este modo, los reguladores quieren acotar el grado de apalancamiento de los bancos y evitar situaciones como las vividas durante la crisis de 2007-08, cuando algunas entidades fueron capaces de cumplir con los requerimientos de capital de Basilea II y al mismo tiempo acumular un alto grado de apalancamiento, por ejemplo mediante inversiones fuera de balance en vehículos de inversión estructurada (SIV por sus siglas en inglés) (Financial Services

---

<sup>33</sup> En los periodos de expansión económica, el riesgo asociado a los créditos es menor, con lo que el capital regulatorio exigido es también menor y permite a los bancos prestar más. Sin embargo, esta dinámica se revierte en los periodos de contracción económica, donde los requerimientos de capital aumentan por el mayor riesgo asociado a los créditos y reducen la capacidad de los bancos de conceder préstamos (Eubanks, 2010).



Authority, 2009); cuando estas entidades tuvieron que reducir su apalancamiento por las condiciones del mercado, exacerbaron la bajada en los precios de los activos (Eubanks, 2010).

## 4.2 INDICADORES DE INESTABILIDAD

El objetivo del modelo que presentaremos en este capítulo es analizar el efecto que los sistemas VaR pueden tener en la *estabilidad* del mercado. El concepto de estabilidad financiera es difícil de definir, y de hecho existen diversas definiciones. Todas ellas coinciden en que la estabilidad financiera va ligada a la ausencia de excesiva volatilidad, estrés o crisis (Gadanecz & Jayaram, 2008). Por ejemplo, el Banco Central Europeo define la estabilidad financiera de la forma siguiente:

“Situación en la que el sistema financiero (que se compone de intermediarios financieros, mercados e infraestructuras de mercado) es capaz de resistir perturbaciones y resolver desequilibrios financieros, reduciendo con ello la posibilidad de que se produzcan trastornos en el proceso de intermediación financiera lo suficientemente graves como para que la asignación del ahorro a oportunidades de inversión beneficiosas se vea significativamente afectada.” (BCE, 2007)<sup>34</sup>

La dificultad de definir qué es la estabilidad financiera es todavía más acusada a la hora de intentar medirla. En las últimas dos décadas los bancos centrales y otros reguladores han desarrollado una serie de herramientas e indicadores que permiten evaluar de algún modo el grado de estabilidad de un sistema financiero (Gersl & Hermánek, 2006). Hay que tener en cuenta que el sistema financiero se compone de diversos sectores que interactúan unos con otros, y que además la estabilidad financiera va ligada también al buen funcionamiento del entorno macroeconómico; por eso, los indicadores no sólo analizan el estado de los mercados financieros o el sistema bancario, sino que proporcionan información sobre otras áreas como la economía real o el sector empresarial. En la actualidad, los reguladores utilizan índices que combinan - mediante diferentes metodologías - diversos indicadores simples (Manamperi, 2013), para evaluar la estabilidad de un determinado país (como los índices elaborados por el Banco de Canadá (Illing & Liu, 2013) o la Reserva Federal (Hakkio & Keeton, 2009)) o en todo el mundo (como el índice elaborado por el FMI (Cardarelli, Elekdag, & Lall, 2009)). A

---

<sup>34</sup> La traducción procede de la página web <http://www.definicion-de.es/estabilidad-financiera/>

continuación revisamos brevemente algunos de los indicadores más utilizados, diferenciando entre el sector económico o financiero al que hacen referencia:

- Sector macroeconómico – Como el entorno macroeconómico afecta y se ve afectado a su vez por el sistema financiero, los reguladores tienen en cuenta diferentes indicadores macroeconómicos a la hora de evaluar la estabilidad de un sistema financiero, como la inflación o la variación del PIB. Una inflación alta indica que los precios han aumentado y puede ser un signo de problemas estructurales en la economía y de un mayor endeudamiento (Gadanecz & Jayaram, 2008). El PIB da una idea de la capacidad de un país de producir riqueza; cuando el PIB experimenta un crecimiento muy bajo o incluso negativo, apunta a una ralentización de la economía. En este caso puede resultar más difícil para las empresas y hogares devolver los préstamos, incrementando el riesgo de crédito para las instituciones financieras y empeorando la calidad de sus carteras (Dyrberg, 2001).
- Sector corporativo – Los índices de estabilidad financiera suelen incorporar algunas variables acerca de la actividad de las empresas, porque los préstamos al sector corporativo son una parte importante de la actividad bancaria (Dyrberg, 2001). Estos indicadores suelen medir la capacidad de las empresas de devolver los préstamos (como el cociente entre la deuda total y el capital, o el cociente entre los ingresos y el capital (FMI, 2006)), su solvencia (como el número de quiebras (Gadanecz & Jayaram, 2008), (FMI, 2006)) o la distancia al incumplimiento (“distance to default”) – que mide el riesgo de solvencia utilizando el modelo de valoración de opciones de Merton (The World Bank, 2013)), o su rentabilidad (mediante el cociente entre las ganancias y el capital, (FMI, 2006), (Dyrberg, 2001)).
- Sector hogares – Tal y como ocurre con el sector corporativo, el sector familiar forma parte del negocio de los bancos, y por eso los reguladores suelen observar el estado de los hogares para evaluar las repercusiones que sus problemas puedan tener en el sistema bancario (sin ir más lejos, los impagos en las hipotecas *subprime* dieron origen a la reciente crisis de crédito (Brunnermeier, 2009)). El estado de los hogares se mide a través de sus ingresos, activos y deudas, para estimar las dificultades que pueden tener para afrontar situaciones económicas adversas y devolver los préstamos (Gadanecz & Jayaram, 2008), (Dyrberg, 2001)).
- Sector financiero – El estado del sistema bancario es una de las principales preocupaciones de los reguladores, por lo que se utilizan diversos indicadores para

evaluar tanto la salud de las instituciones financieras individuales como su comportamiento sistémico. Estos indicadores cubren el nivel de riesgo del sector bancario (a través por ejemplo del crecimiento del crédito bancario (Gadanecz & Jayaram, 2008), el capital regulatorio de los bancos (FMI, 2006) o su apalancamiento (FMI, 2006)), su liquidez (FMI, 2006), su estabilidad (mediante la distancia al incumplimiento (The World Bank, 2013) o el cociente entre el capital y la rentabilidad, y la volatilidad de la rentabilidad (*z-score*) (Beck, De Jonghe, & Schepens, 2011)), - la diversificación de sus préstamos (FMI, 2006) o su rentabilidad (Dyrberg, 2001), (FMI, 2006)).

- Mercados financieros - El correcto funcionamiento de los mercados es importante para que las instituciones financieras puedan funcionar fluidamente. Además, la gran frecuencia de los datos procedentes de los mercados hace posible identificar rápidamente posibles signos de inestabilidad financiera. El indicador más común para la estabilidad financiera es la volatilidad del mercado, que mide la magnitud de los movimientos en los precios de los activos (Hakkio & Keeton, 2009). Algunos reguladores utilizan también la volatilidad implícita calculada a partir de los precios de las opciones como un indicador de la incertidumbre de los inversores o de la distribución de la rentabilidad de los activos subyacentes (Nelson & Perli, 2005). La asimetría de la distribución de la rentabilidad de los activos es también un indicador de inestabilidad porque proporciona información sobre cómo de negativas pueden ser estas rentabilidades. Otros indicadores se centran en la liquidez del mercado, utilizando por ejemplo el *spread* entre el precio de compra y el precio de venta de un activo, el volumen, o la diferencia entre la rentabilidad de activos similares pero con diferente liquidez (Nelson & Perli, 2005), (FMI, 2006)).

En nuestro modelo queremos estudiar el efecto de determinados mecanismos en la estabilidad del mercado. El mercado artificial que construimos es obviamente una versión muy abstracta de un mercado bursátil, pero esta revisión de indicadores permite ver cómo se mide la estabilidad en el mundo real y adoptar - en la medida de lo posible - algunos de estos indicadores en nuestro mercado computacional. Nuestro mercado se centra en los mercados financieros, y por ello no podremos calcular indicadores que pertenezcan a la economía real, al sector corporativo o al sector familiar. Nuestro modelo tampoco incluye bancos de forma explícita, por lo que no podremos replicar la mayoría de indicadores del sector financiero, que se centran en el sector bancario. Esencialmente, adoptaremos indicadores que detecten la magnitud de movimientos

de los precios y las rentabilidades (basándonos en los indicadores para los mercados financieros), pero también tendremos en cuenta la robustez de los participantes del mercado (basándonos en los indicadores para el sector financiero). En la sección 4.4.2 describimos cómo hemos implementado estos indicadores.

### 4.3 MODELOS RELACIONADOS

En este capítulo presentamos nuestro modelo multiagente para estudiar los efectos de los sistemas VaR. Sin embargo, no es el primer modelo basado en agentes donde éstos incorporan un modelo de gestión de riesgo basado en VaR. Por ello, revisaremos aquí los otros modelos previos relacionados con nuestro trabajo, para entender qué aporta nuestro modelo al estado de la cuestión.

Los modelos multiagente más próximos a nuestro trabajo son los desarrollados por Takahashi (2013) y Aymanns y Farmer (2015), que estudian el efecto del uso de límites VaR en determinados aspectos de los mercados financieros:

- Takahashi (2013) se centra en el impacto que el uso del VaR puede tener en la eficiencia del mercado. Los agentes estiman el precio futuro del activo con una estrategia fundamental o técnica, y calculan sus órdenes optimizando una función objetivo que depende de su rentabilidad esperada, la volatilidad del activo como estimación de su riesgo y su aversión al riesgo. Los agentes que utilizan VaR controlan además el peso del activo con riesgo en su cartera para limitar su pérdida máxima. Cuanto más bajo es el porcentaje de pérdida máxima permitido, menor es la inversión en el activo con riesgo. Los resultados de las simulaciones muestran que en un mercado poblado sólo con agentes fundamentalistas, cuanto más estrictos son los agentes en su gestión del riesgo (es decir, cuanto menor es la pérdida máxima permitida), más se desvía el precio del activo del valor fundamental. Asimismo, cuando la dispersión de la estimación del precio futuro de los inversores fundamentalistas aumenta o cuando aumenta la diversidad de estrategias al incluir agentes técnicos en el mercado, crece también la distancia entre precio y valor. Por tanto, si la gestión del riesgo se vuelve más estricta, aumenta la ineficiencia del mercado, y esta situación empeora todavía más si la valoración de los inversores se vuelve más diversa, como puede suceder en una crisis financiera.

- Aymanns y Farmer (2015) presentan un modelo donde inversores apalancados gestionan su riesgo con VaR y estudian el efecto de diferentes regulaciones en el ciclo de apalancamiento. Todos los agentes utilizan una estrategia fundamentalista para decidir el peso de cada activo en su cartera (el mercado se compone de un activo sin riesgo y múltiples activos con riesgo) - excepto un *noise trader* que actúa de forma aleatoria. Los agentes (llamados “bancos” por los autores) utilizan los datos históricos de las acciones para calcular el dividendo, la rentabilidad y la volatilidad esperadas y determinar su ratio de Sharpe: los activos con un ratio de Sharpe esperado mayor son los que tienen un mayor peso en la cartera. Los agentes sólo pueden tener posiciones largas, y no se les permite vender en corto los activos sobrevalorados. Además, los bancos se fijan un nivel máximo de apalancamiento que va ligado a un límite de VaR: si el nivel de VaR de la cartera deseada excede el capital del banco, entonces el agente reduce sus posiciones. Jugando con la definición del nivel máximo de apalancamiento, los autores pueden explotar el efecto de distintas políticas: cuando el apalancamiento es inversamente proporcional a la volatilidad, el comportamiento es procíclico (el apalancamiento es alto cuando se percibe que el riesgo es bajo, y viceversa), y los precios tienden a describir sucesivos ciclos de burbujas y cracs; cuando el apalancamiento es proporcional a la volatilidad, el comportamiento es anticíclico (se permite un apalancamiento más alto en momentos de mayor inestabilidad) y el mercado tiende a mostrar mayor resistencia ante *shocks* negativos en el precio.

Otros autores han implementado modelos basados en agentes para estudiar el efecto de ciertos aspectos de los Acuerdos de Basilea. Revisamos a continuación aquellos modelos que incorporan requerimientos de capital para el riesgo de mercado mediante un sistema VaR<sup>35</sup>:

- Faria y Phelps (2011) y Faria (2012) exploran los efectos (posiblemente negativos) del Acuerdo de Basilea III en la estabilidad del mercado. El modelo implementa un mecanismo de doble subasta donde los órdenes de los agentes se cruzan automáticamente y determinan el precio. Los inversores maximizan su utilidad y emiten un orden de compra (venta) cuando esperan que el precio suba (baje), y su

---

<sup>35</sup> No incluimos en la revisión otros modelos multiagente sobre los Acuerdos de Basilea centrados en el riesgo de crédito, como (Poledna, Thurner, Farmer, & Geanakoplos, 2014), que compara el efecto de dos regulaciones de crédito, o (Teglio, Raberto, & Cincotti, 2011) y (Cincotti, Raberto, & Teglio, 2012), que utilizan el modelo Eurace para estudiar el impacto de los Acuerdos de Basilea en la macroeconomía.

expectativa combinan al mismo tiempo un componente fundamentalista con un componente técnico, cuya composición se actualiza periódicamente con un algoritmo genético. Los autores estudian el efecto de introducir un límite al nivel de VaR de la cartera, de manera que cuando el VaR supera el efectivo disponible, los agentes deben reducir su posición. Con esta restricción el mercado se vuelve más volátil porque los inversores pueden verse obligados a vender al mismo tiempo, con lo que regulaciones como el Acuerdo de Basilea III pueden tener efectos negativos.

- Hermesen (2012a) se basa en el modelo de Lux y Marchesi ( (1999), (2000)) (ver sección 2.3) para estudiar el efecto de la regulación de Basilea II. Los agentes utilizan una estrategia técnica o fundamentalista y un subgrupo está sujeto a la regulación: este calcula su VaR en cada momento de tiempo como dija el Acuerdo de Basilea II, y cuando se produce una excepción (las pérdidas reales superan el VaR), el nivel de capital regulatorio aumenta y entonces los agentes reducen su cartera (cuanto mayor sea el VaR, mayores son los órdenes de venta). Los resultados muestran que al aumentar la proporción de agentes “regulados”, la inestabilidad del mercado aumenta.
- Hermesen (2012b) compara el efecto de las nuevas medidas introducidas en el Acuerdo de Basilea III en la estabilidad del mercado respecto al efecto de Basilea II. En este caso, Hermesen adopta un modelo de Franke y Westerhoff (2012), con el añadido de que un subgrupo de agentes está sujeto a la regulación, y cuando el nivel de capital regulatorio exigido supera su capital regulatorio disponible, abandonan su estrategia habitual (de tipo fundamentalista o técnica) y se ven obligados a vender parte de su cartera. El autor se centra especialmente en el efecto del “VaR estresado”, medida introducida en el Acuerdo de Basilea III para obligar a las instituciones financieras a disponer de un nivel de capital suficiente como para capear una crisis financiera. El “VaR estresado” se calcula esencialmente igual que el VaR, pero tomando datos de un periodo de especial estrés financiero. Los resultados muestran que la utilización del “VaR estresado” requiere un mayor nivel de capital regulatorio que el exigido por Basilea II, y si el número de agentes regulados se mantiene en un rango bajo o medio, la estabilidad del mercado aumenta. Sin embargo, cuando el número de agentes regulados es alto, el mercado puede volverse más inestable que bajo la regulación de Basilea II.
- Hermesen (2012c) se centra plenamente en el Acuerdo de Basilea III para estudiar el efecto de los diferentes instrumentos introducidos en este último Acuerdo. Utilizando el mismo modelo que en (Hermesen, 2012b), el autor introduce el colchón de conservación del capital (que incrementa el nivel mínimo de capital regulatorio) y el

colchón anticíclico (que requiere capital adicional en tiempos de estabilidad para prepararse ante una posible crisis) además del “VaR estresado”. Las simulaciones muestran que la utilización del “VaR estresado” tiene un efecto más potente en la estabilización del mercado que los otros instrumentos. El “VaR estresado” está pensado para el riesgo de mercado y depende de la cartera que tenga cada agente – los colchones anticíclico y de conservación son medidas más genéricas pensadas para todos los tipos de riesgo, que se limitan a aumentar los requerimientos mínimos de capital y pueden tener incluso un efecto desestabilizador si una gran proporción de agentes los utilizan.

El modelo que presentaremos a continuación tiene puntos en común con todos los modelos anteriores, puesto que estos estudian de un modo u otro el efecto del uso de modelos VaR de gestión de riesgo. Sin embargo, en nuestro modelo consideramos una población más rica de agentes: Aymanns & Farmer (2015) presentan resultados basados en un mercado poblado únicamente por un banco fundamentalista y un *noise trader* que aglutina la actividad del resto de instituciones financieras; los modelos de Takahashi (2013), Faria ( (2012), (2011)) y Hermsen ( (2012a), (2012b), (2012c)) incluyen agentes fundamentalistas y técnicos, o al menos su estrategia combina componentes de ambos enfoques. Sin embargo, en nuestro modelo consideramos además un tercer tipo de agente – inversores *long-short* – que incorpora el activo el activo papel que estos inversores tienen en los mercados de acciones. Nuestro modelo se diferencia también en el análisis de resultados: por un lado, estudiamos una mayor variedad de indicadores de inestabilidad que dan una idea más amplia del efecto del VaR en la dinámica de los mercados; por otro lado, en la línea de Aymanns y Farmer (2015) y Hermsen ( (2012b), (2012c)), analizamos el impacto de regulaciones alternativas que tienen el propósito de reducir el efecto procíclico de los límites de riesgo basados en VaR y estudiamos en qué medida pueden ayudar a estabilizar el mercado.

#### 4.4 DESCRIPCIÓN DEL MODELO

En esta versión del modelo, los agentes (o una parte de ellos) utilizan un sistema VaR de gestión de riesgo. Siguen utilizando su estrategia de inversión – fundamentalista, técnica o *long-short*, – pero antes de emitir un orden al mercado, los agentes se aseguran de que este orden no incremente el riesgo de su cartera por encima de un umbral fijado de antemano. En caso de que

el riesgo sea excesivo, reducen su posición. A continuación detallamos cómo hemos implementado estos pasos.

Sea  $\theta_t$  el orden que un agente desea emitir al mercado de acuerdo con su estrategia fundamentalista, técnica o *long-short*. Antes de mandar este orden al *market-maker*, el inversor calcula el VaR que tendría su cartera si este orden se hiciera efectivo. Para ello, implementamos el método de varianzas-covarianzas (ver sección 4.1.1), porque entre todos los métodos utilizados en la práctica es el más sencillo y adecuado en nuestro caso:

$$VaR_t^P = z_{1-\alpha} \cdot \sigma_t^P \cdot Valor^P, \quad (24)$$

donde

- $z_{1-\alpha}$  es el percentil de la distribución normal correspondiente al nivel  $\alpha$  de confianza
- $Valor^P = \sum_{i=1}^N |pos_t^i| \cdot P_t^i$  es el valor de la cartera
- $\sigma_t^P$  es la volatilidad de la cartera:

$$\sigma_t^P = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t^i \cdot \alpha_t^j \cdot \sigma_t^i \cdot \sigma_t^j \cdot \rho_t^{ij}},$$

$N$  es el número de activos

$\alpha_t^i = \frac{|pos_t^i| \cdot P_t^i}{Valor^P}$  es el peso del activo  $i$ -ésimo en la cartera

$(\sigma_t^i)^2$  es la varianza del activo  $i$ -ésimo

$\rho_t^{ij}$  es el coeficiente de correlación entre los activos  $i$ -ésimo y  $j$ -ésimo

Una vez calculado el VaR de las posiciones deseadas, el agente se asegura de que sea inferior al límite fijado ( $LVaR$ ); en ese caso, envía el orden al mercado para el cálculo del nuevo precio. Sin embargo, cuando el VaR de la cartera es mayor que el límite, es necesario reducir las posiciones. Concretamente, los inversores reducen todas las posiciones el grado justo para que el VaR sea igual al límite y no lo supere:

$$pos_t^{i,red} = pos_t^i \cdot \frac{LVaR}{VaR_t}. \quad (25)$$

En ese caso, el orden emitido al mercado debe ajustarse:



$$\theta_t^{red} = pos_t^{red} - pos_{t-1}. \quad (26)$$

Notamos que los inversores son heterogéneos en su límite de VaR y en la ventana que utilizan para calcular la volatilidad de los activos:

$$LVaR \sim U(LVaR_{\min}, LVaR_{\max}), \quad w^\sigma \sim U(w_{\min}^\sigma, w_{\max}^\sigma).$$

#### 4.4.1 Parámetros

En la *Tabla 7* mostramos el valor de todos los parámetros del modelo que utilizaremos en las secciones 4.5 y 4.6, incluyendo los parámetros relacionados con el VaR. Los parámetros del modelo base calibrado que ya habíamos utilizado en los capítulos anteriores toma el mismo valor especificado en las secciones 2.4.1 y 3.2.1.

Parámetro	Valor	Descripción del parámetro
$N_{ticks}$	4000	Número de ticks que compone cada simulación
$\lambda$	500	Liquidez
$P_0$	100	Valor inicial del precio
$\sigma_P$	0.4	Desviación estándar del término aleatorio que interviene en la formación del precio
$N_{FUND}$	200	Número de inversores fundamentalistas
$N_{TREND}$	200	Número de inversores técnicos
$N_{LS}$	200	Número de inversores <i>long-short</i>
$\sigma_V$	0.25	Desviación estándar del término aleatorio que interviene en la definición del valor fundamental
$[v_{\min}, v_{\max}]$	[-8, 8]	Extremos de la distribución uniforme que determina la diferencia entre el valor fundamental y el valor percibido por cada agente fundamentalista
$[T_{\min}, T_{\max}]$	[2, 5]	Extremos de la distribución uniforme que determina el umbral de entrada de los agentes fundamentalistas
$[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$	[-0.5, 1]	Extremos de la distribución uniforme que determina el umbral de salida de los agentes fundamentalistas
$c^{FUND}$	1	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores fundamentalistas

$[w_{S,\min}^{tr}, w_{S,\max}^{tr}]$	[5, 15]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a corto plazo empleada por los agentes técnicos
$[w_{L,\min}^{tr}, w_{L,\max}^{tr}]$	[35, 50]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a largo plazo empleada por los agentes técnicos
$[w_{C,\min}^{tr}, w_{C,\max}^{tr}]$	[5, 30]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana del canal de salida empleado por los agentes técnicos
$c^{TREND}$	1.2	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores técnicos
$[w_{S,\min}^{ls}, w_{S,\max}^{ls}]$	[1, 5]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a corto plazo empleada por los agentes <i>long-short</i>
$[w_{L,\min}^{ls}, w_{L,\max}^{ls}]$	[150, 300]	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana de la media móvil a largo plazo empleada por los agentes <i>long-short</i>
$c^{LS}$	1	Factor de capital para ajustar los órdenes de los inversores <i>long-short</i>
$\alpha$	99%	Nivel de confianza
$[LVaR_{\min}, LVaR_{\max}]$	Variable	Extremos de la distribución uniforme que determina el límite de VaR percibido por cada agente
$[w_{\min}^{\sigma}, w_{\max}^{\sigma}]$	Variable	Extremos de la distribución uniforme que determina la ventana utilizada para calcular la volatilidad de los activos

Tabla 7 - Tabla de parámetros utilizados en el modelo con VaR

#### 4.4.2 Implementación de indicadores de inestabilidad

Partiendo de los indicadores de inestabilidad que los emplean los reguladores (ver sección 4.2), hemos implementado aquellos indicadores que es factible calcular dentro de nuestro modelo. Podríamos agrupar estos indicadores en tres grupos: volatilidad (indicador de inestabilidad en los mercados financieros), movimientos extremos de las rentabilidades (indicador de inestabilidad en los mercados financieros) y estabilidad de los inversores (indicador de inestabilidad en el sector financiero). A continuación describimos cada uno de estos indicadores.

### Volatilidad

Como hemos visto en la sección 4.2, el indicador más habitual para la estabilidad financiera es la volatilidad del mercado. En el modelo calcularemos tanto la volatilidad de los precios como de las rentabilidades, ya que ambos son indicadores de la magnitud de movimientos en los precios de los activos:

- Volatilidad de los precios. Definimos la volatilidad del precio como la desviación estándar de la serie de precios de un activo,  $P^i$ , calculada a lo largo de una ventana  $w$ :

$$\sigma_t^{P^i} = \sqrt{\frac{1}{w-1} \cdot \sum_{k=t-w+1}^t (P_k^i - \mu_t^{P^i})^2},$$

donde  $\mu^{P^i}$  es el promedio del precio  $P^i$  calculado a lo largo de la misma ventana  $w$ .

- Volatilidad de las rentabilidades. Análogamente, definimos la volatilidad de las rentabilidades como la desviación estándar de la serie de rentabilidades de un activo,  $r^i$ , calculada a lo largo de una ventana  $w$ :

$$\sigma_t^{r^i} = \sqrt{\frac{1}{w-1} \cdot \sum_{k=t-w+1}^t (r_k^i - \mu_t^{r^i})^2},$$

donde  $\mu^{r^i}$  es el promedio de las rentabilidades  $r^i$  calculado a lo largo de la misma ventana  $w$ .

### Movimientos extremos de las rentabilidades

- Curtosis de la distribución de rentabilidades. En la sección 4.2 hemos visto que el coeficiente de asimetría de la rentabilidad puede emplearse como un indicador de inestabilidad porque una asimetría negativa indica que hay una mayor frecuencia de rentabilidades negativas, lo que en principio se asocia a mayores pérdidas e inestabilidad. Sin embargo, este indicador no tiene sentido en nuestro modelo, porque los agentes pueden tener tanto posiciones largas como cortas, y las rentabilidades negativas pueden ser tan beneficiosas o perjudiciales para ellos como las rentabilidades positivas. Por eso consideraremos en su lugar la curtosis de las rentabilidades, que se define como el momento centrado de orden cuatro de la distribución de rentabilidades  $r^i$ :

$$k_t^{r_i} = \frac{\frac{1}{w} \cdot \sum_{k=t-w+1}^t (r_k^i - \mu_t^{r_i})^4}{(\sigma_t^{r_i})^4}$$

Como hemos visto en la sección 2.2, la curtosis informa del tamaño de las colas de la distribución de probabilidad de las rentabilidades. Algunos autores han utilizado la curtosis para estudiar la estabilidad del mercado ( (Brunnermeier & Pedersen, 2009), (Peters, 2014)), porque una curtosis mayor indica que hay un mayor número de rentabilidades extremas, aunque hay que tener en cuenta que es un indicador muy sensible a la presencia de valores atípicos o *outliers*, porque la desviación de cada observación respecto a la media se eleva a cuatro (Rebonato, 2007).

- Índice de Hill. El índice de Hill, descrito en la sección 2.2, es un estimador del índice de cola de una distribución de probabilidad. Aplicado a la distribución de rentabilidades, proporciona información sobre los valores extremos de las rentabilidades. Cuando el índice de cola - que mide el orden del mayor momento absoluto que es finito - toma valores más pequeños, esto indica que las colas son más gruesas (Cont, 2001) y que por tanto las rentabilidades muestran una mayor frecuencia de valores extremos, lo que constituye un signo de mayor inestabilidad (Hermsen, 2010).

### Estabilidad de los inversores

- Solidez de los inversores. Basándonos en el *z-score* utilizado para medir la fragilidad de los bancos (Beck, De Jonghe, & Schepens, 2011), definimos un indicador de solidez como el cociente entre el beneficio acumulado por los agentes al final de una simulación, dividido por la desviación estándar de este beneficio final. Este indicador proporciona una idea de la consistencia de los resultados obtenidos por los agentes y por tanto de su estabilidad.
- VaR. El VaR de cada agente mide la máxima pérdida que puede sufrir su cartera con un cierto nivel de confianza, y lo utilizaremos como un indicador de su estabilidad. Pese a que va muy ligado a la volatilidad, y ésta ya forma parte de la lista de indicadores que utilizaremos, el VaR es diferente para cada agente porque depende de las posiciones que tenga en cada activo, y por ello aporta información adicional a la proporcionada por la volatilidad.

## 4.5 RESULTADOS DEL MODELO<sup>36</sup>

### 4.5.1 Efecto del uso de sistemas VaR

En este primer apartado analizaremos qué impacto tiene el uso de límites VaR en la dinámica del mercado y en los diferentes indicadores de inestabilidad descritos arriba (sección 4.4.2). Veremos que cuando el uso de límites VaR se vuelve mayoritario en el mercado, la inestabilidad aumenta, y esto se debe a la aparición en algunas simulaciones de lo que hemos llamado ‘ciclos de VaR’. Antes de seguir adelante, creemos conveniente describir este tipo particular de dinámica, porque de este modo se entenderá mejor el origen del incremento en la inestabilidad que observaremos en experimentos posteriores.

#### DESCRIPCIÓN DE UN ‘CICLO DE VAR’

La *Figura 55* muestra a modo de ejemplo la serie temporal del precio obtenida en una simulación individual con el modelo base de agentes fundamentalistas, técnicos y *long-short* (arriba), comparada con la serie de precios obtenida para la misma configuración de parámetros excepto por el hecho de que ahora los agentes utilizan VaR (abajo), con un límite  $LVaR = 40$  y una ventana  $w^\sigma = 20$  para la volatilidad. Puede apreciarse que en el periodo  $t=2100..2400$  y, especialmente, a partir aproximadamente de  $t=2800$ , las dos series muestran un comportamiento diferente. Para mayor claridad, la *Figura 56* hace un ‘zoom’ en  $t=2900..3200$  para apreciar mejor las diferencias en la dinámica del precio.

---

<sup>36</sup> En todas las simulaciones los parámetros del modelo toman los valores descritos en la *Tabla 7*.

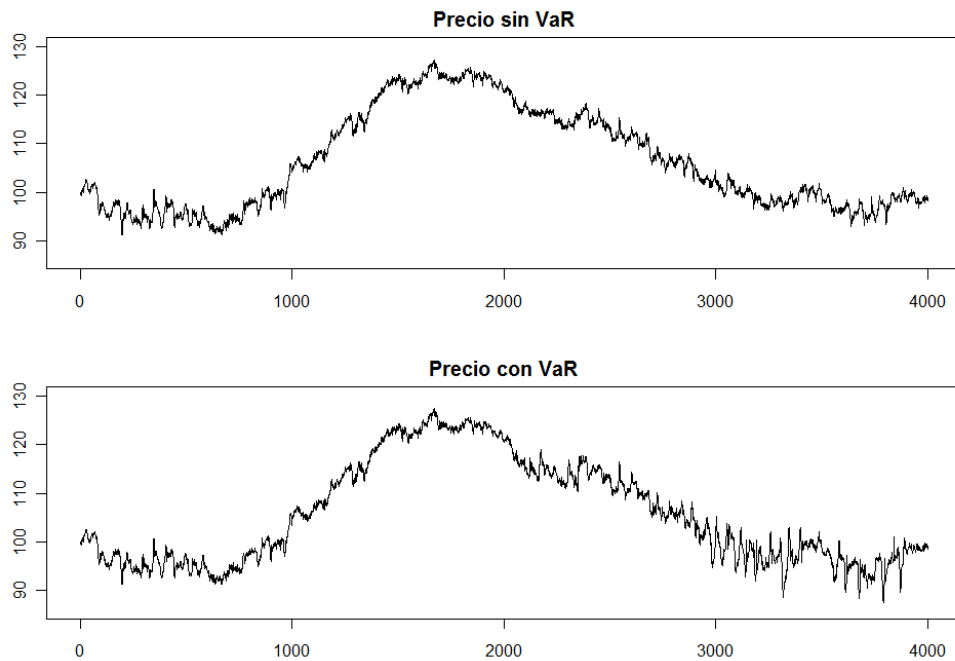


Figura 55 - Comparación del precio obtenido cuando ningún agente utiliza VaR (arriba), y cuando todos los agentes utilizan VaR (abajo) para una simulación individual

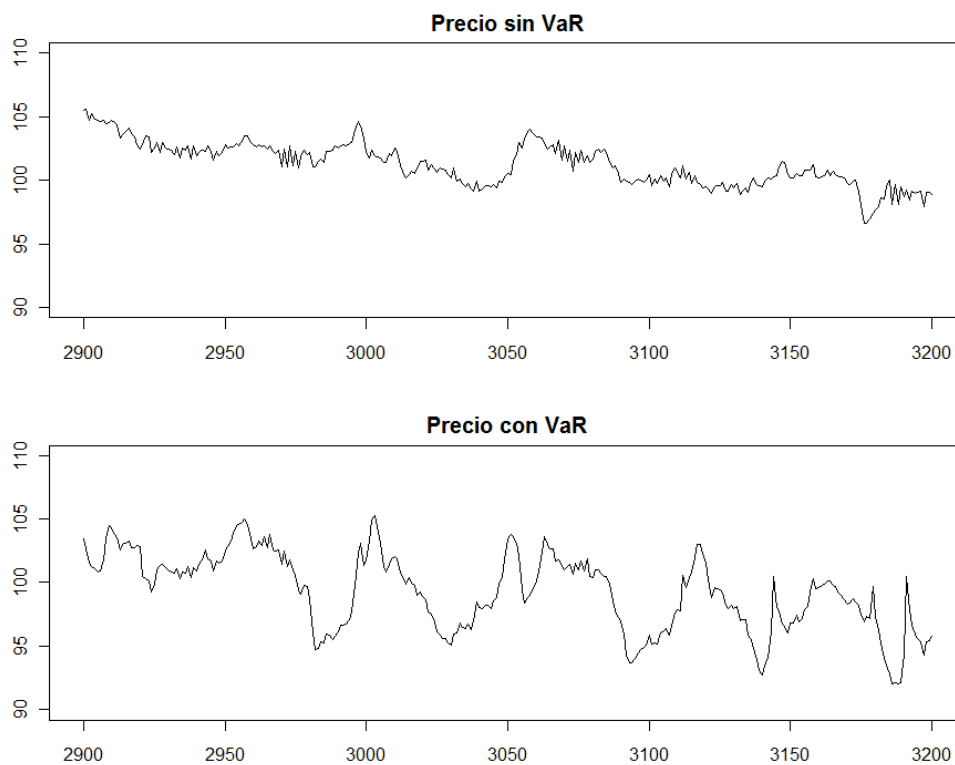
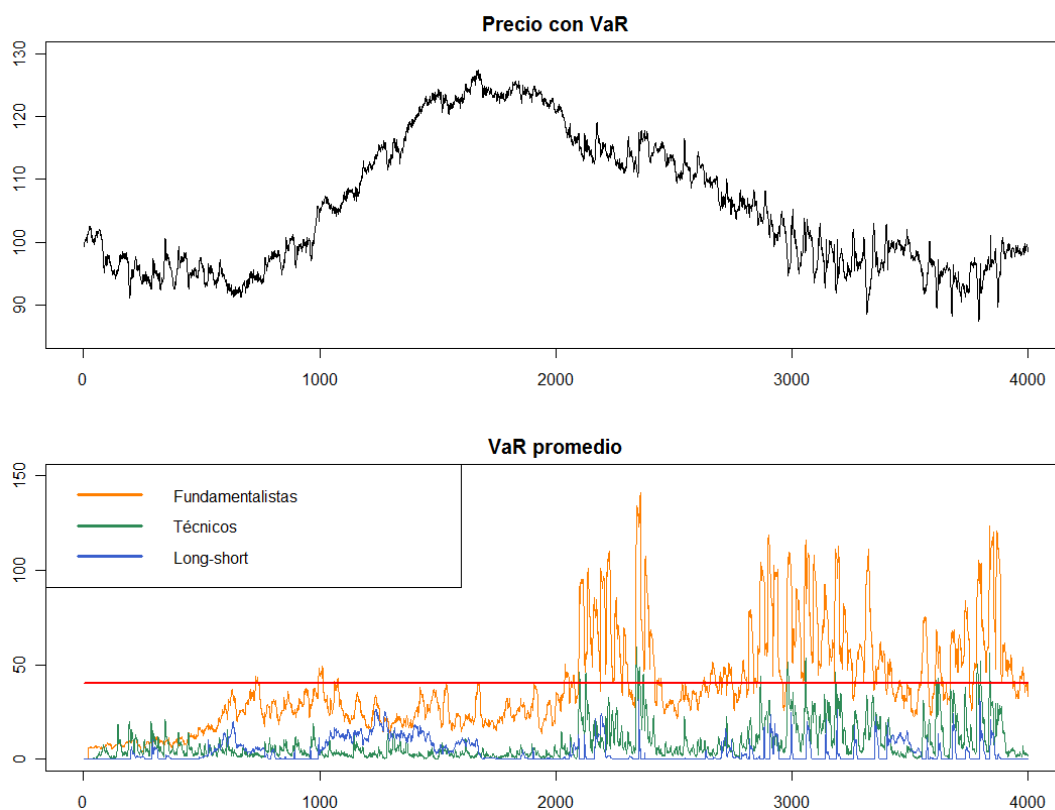


Figura 56 - Zoom en  $t=2900-3200$  de la comparación del precio obtenido cuando ningún agente utiliza VaR (arriba), y cuando todos lo utilizan (abajo), para una simulación individual

El comportamiento del precio a partir de  $t=2900$  se debe a la acción de los inversores al alcanzar su límite de VaR. En la *Figura 57* se muestra de nuevo la serie del precio, comparando ahora su evolución con el promedio del VaR de la cartera que tendrían los agentes si emitieran los órdenes que determinan sus estrategias de inversión. En el periodo  $t=2100..2400$  y a partir de  $t=2800$ , el VaR de los agentes supera el límite impuesto, representado en una recta horizontal de color rojo, y los agentes se ven obligados a dejar de lado su estrategia de inversión y reducir su cartera.

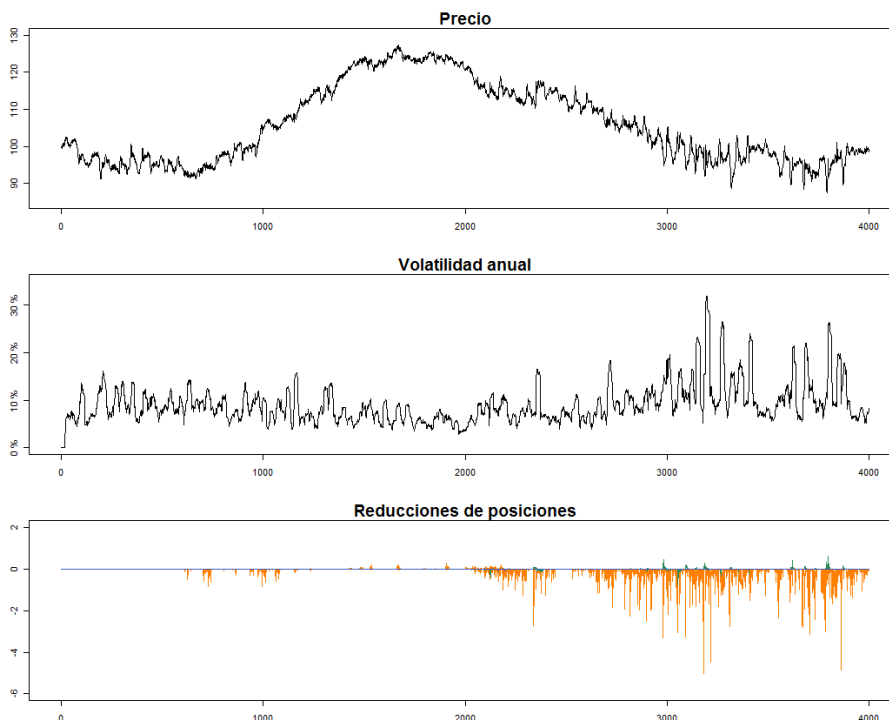


*Figura 57* – Serie de precios y nivel medio de VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul), para una simulación individual

Debemos notar que no siempre que algunos agentes alcanzan su límite de VaR el precio muestra esta dinámica. De hecho, en la *Figura 57* vemos que antes de  $t=2100$  hay otros momentos en que el VaR de los inversores fundamentalistas está próximo al límite, y puesto que se trata de una media sobre todos los inversores fundamentalistas, si miráramos el nivel de VaR de cada uno de ellos veríamos que algunos de ellos superan el máximo y deben deshacerse de una parte de su cartera. Cuando estas reducciones son pequeñas en comparación al volumen

total movido por los agentes, su impacto en el precio es menor. Sin embargo, cuando se da el caso de que la mayoría de agentes acumulan posiciones considerables y están al límite de su nivel máximo de VaR, un incremento pequeño en la volatilidad puede llevarles a superar este límite y obligarles a reducir su cartera. Cuando un número considerable de agentes se ve obligado a deshacerse de sus posiciones al mismo tiempo, estas reducciones tienen un impacto en el precio y a su vez en la volatilidad.

La *Figura 58* muestra la serie de precios, volatilidad y reducciones 'forzosas' en las carteras de los agentes. Cuando estas reducciones son diferentes de cero, esto indica que al menos una parte de los agentes no sólo no ha podido emitir el orden deseado de acuerdo con su estrategia de inversión, sino que ha debido deshacerse de algunas de sus posiciones acumuladas hasta ese momento para rebajar el VaR de su cartera hasta un nivel admisible. Observamos que en el periodo  $t=2900-3200$ , ampliado en la *Figura 59*, las primeras reducciones hacen que el precio baje porque los agentes venden parte de su activos y la volatilidad aumente, pero este proceso se mantiene durante algunos *ticks* de tiempo, porque el aumento en la volatilidad incrementa de nuevo el VaR de los agentes, que deben reducir más sus posiciones, y así sucesivamente.



*Figura 58* – Serie de precios, volatilidad anual de las rentabilidades y reducciones de la cartera de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul), para una simulación individual



Cuando los agentes han reducido suficientemente su cartera, sus órdenes disminuyen y el precio se frena. La volatilidad se mantiene alta mientras la ventana con que se calcula incluye los primeros movimientos marcados del precio. Sin embargo, cuando pasa un tiempo y la volatilidad baja, los agentes se confían y vuelven a emitir órdenes mayores. Si existe cierta coordinación entre los inversores, y compran o venden simultáneamente, entonces el movimiento en el precio puede ser lo suficientemente sustancial como para que la volatilidad aumente de nuevo y los agentes alcancen otra vez su límite de VaR. De esta forma, el 'ciclo de VaR' puede repetirse (véanse por ejemplo las reducciones alrededor de  $t=2980$ ,  $3050$ , o  $3180$ , que hunden el precio y aumentan la volatilidad).

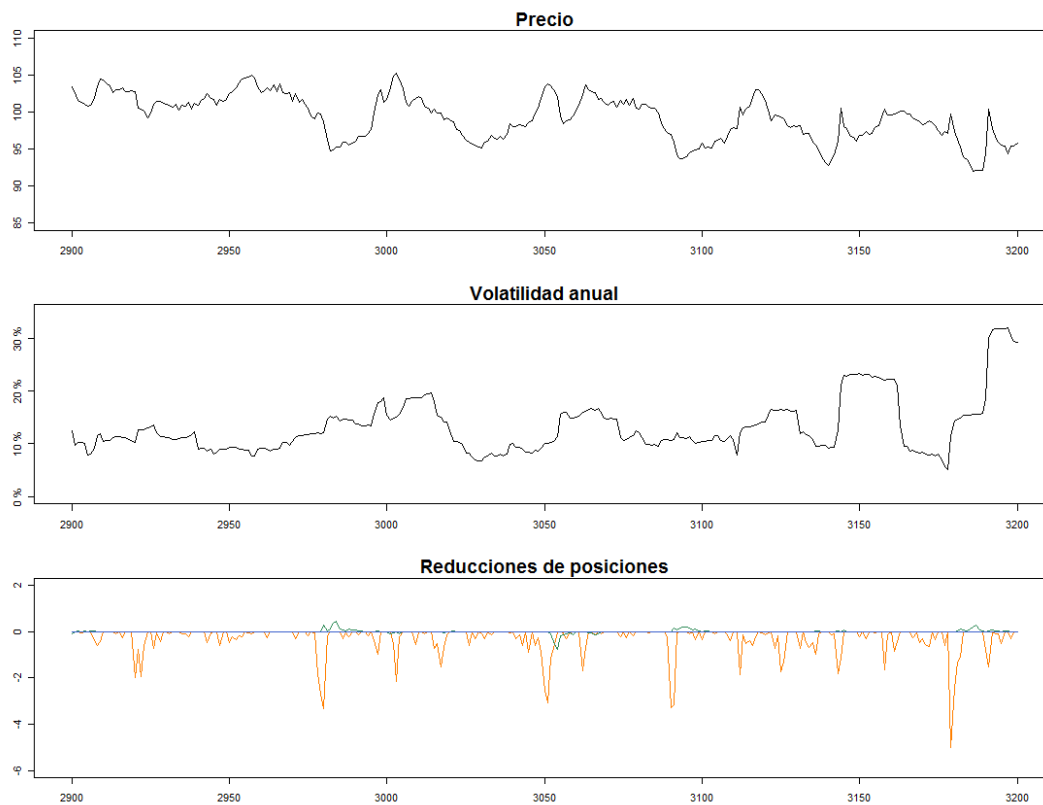


Figura 59 – Zoom en  $t=2900-3200$  de la serie de precios, volatilidad anual de las rentabilidades y reducciones de la cartera de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul), para una simulación individual

### EFFECTO EN LA ESTABILIDAD DEL MERCADO

A continuación estudiaremos qué efecto tiene el uso de límites basados en VaR en los indicadores de inestabilidad descritos en la sección 4.4.2. Consideramos un mercado de dos activos donde la proporción de inversores – fundamentalistas, técnicos y *long-short* – que gestionan su riesgo con VaR crece a lo largo de sucesivos experimentos, desde el 0% hasta el 100%. Es decir, en el primer experimento ningún agente utiliza VaR, y el modelo coincide con el modelo base descrito en el capítulo 3; en el último experimento todos los agentes utilizan VaR. Los agentes tienen el mismo límite de VaR,  $LVaR = 40$ , y utilizan la misma ventana para calcular la volatilidad,  $w^\sigma = 20$ . En los diferentes experimentos, todos los parámetros se mantienen constantes excepto la proporción de agentes que utilizan límites de VaR<sup>37</sup>.

### Volatilidad

Volatilidad del precio. La *Figura 60* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad<sup>38</sup> del precio obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR en el mercado (0%, 50% y 100%). Hemos escogido una simulación individual donde puede observarse que a medida que aumenta el número de agentes que utilizan VaR, empiezan a aparecer ciclos de VaR en la serie del precio (debemos indicar que los ciclos de VaR no siempre aparecen, pero nos interesa precisamente ahondar en qué circunstancias pueden aparecer).

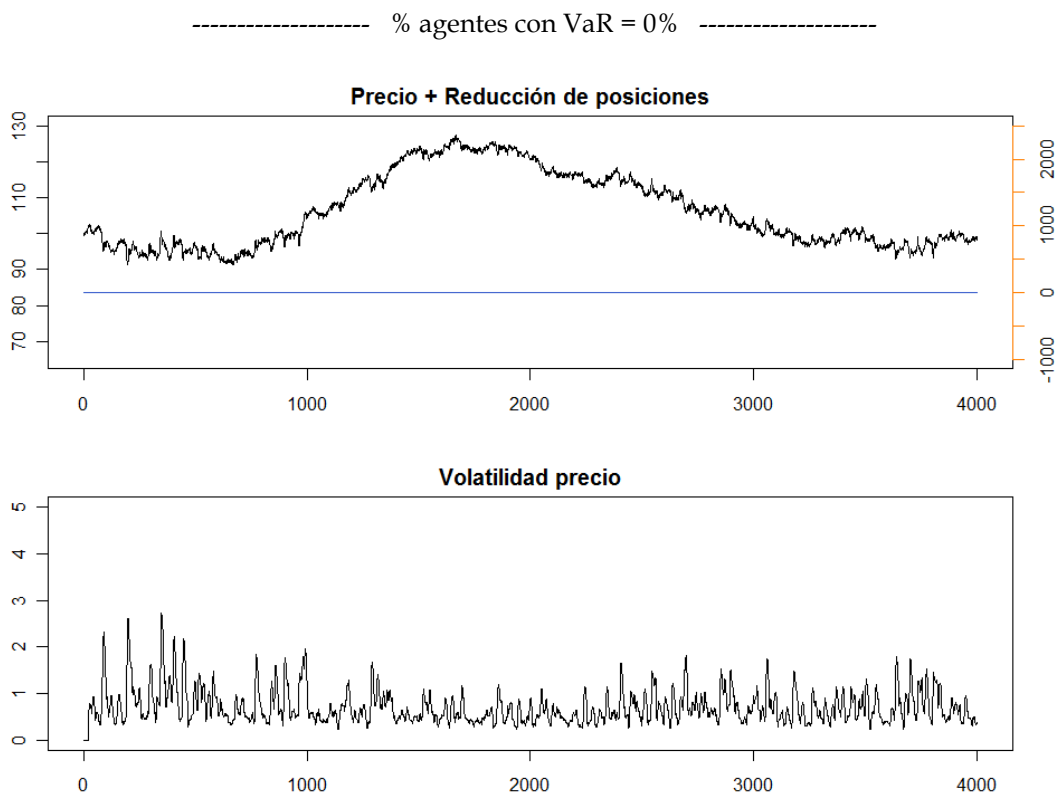
Las reducciones “forzadas” de posiciones debidas al VaR permiten identificar en qué momentos hay agentes que alcanzan su límite de VaR y deben reducir su cartera, y su magnitud permite comparar la intensidad de estas reducciones en diferentes experimentos. Podemos ver por ejemplo que alrededor de  $t=3000$  surgen ciclos de VaR que se intensifican en el último experimento, cuando todos los agentes utilizan su sistema de gestión de riesgo. En estos episodios la volatilidad del precio aumenta claramente, lo que indica que el mercado es más inestable.

---

<sup>37</sup> Cada experimento con una proporción diferente de agentes con VaR se compone de 25 simulaciones, y cada simulación tiene una duración de 4000 pasos de tiempo. En cada experimento hemos utilizado las mismas semillas para los procesos aleatorios, para asegurar que cualquier cambio observado es exclusivamente un efecto de la proporción de agentes que utilizan VaR.

<sup>38</sup> La volatilidad que se muestra en todos los gráficos ha sido calculada con una ventana de 20 pasos de tiempo.

La Figura 61 resume el comportamiento de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio cuando el porcentaje de agentes que utilizan VaR crece desde el 0% hasta el 100%. Puede observarse que la media de la volatilidad aumenta ligeramente al incrementar el número de agentes que utilizan VaR. Esto se debe a la aparición de ciclos de VaR en algunas simulaciones (véase el incremento de observaciones con un valor alto en la parte superior de los boxplots, que corresponden al valor de la volatilidad en aquellas simulaciones donde se han dado ciclos de VaR). Como los ciclos de VaR sólo aparecen en algunas simulaciones y no en todas, la mediana de la volatilidad apenas aumenta, pero sí lo hace la media (en rojo) y la dispersión.



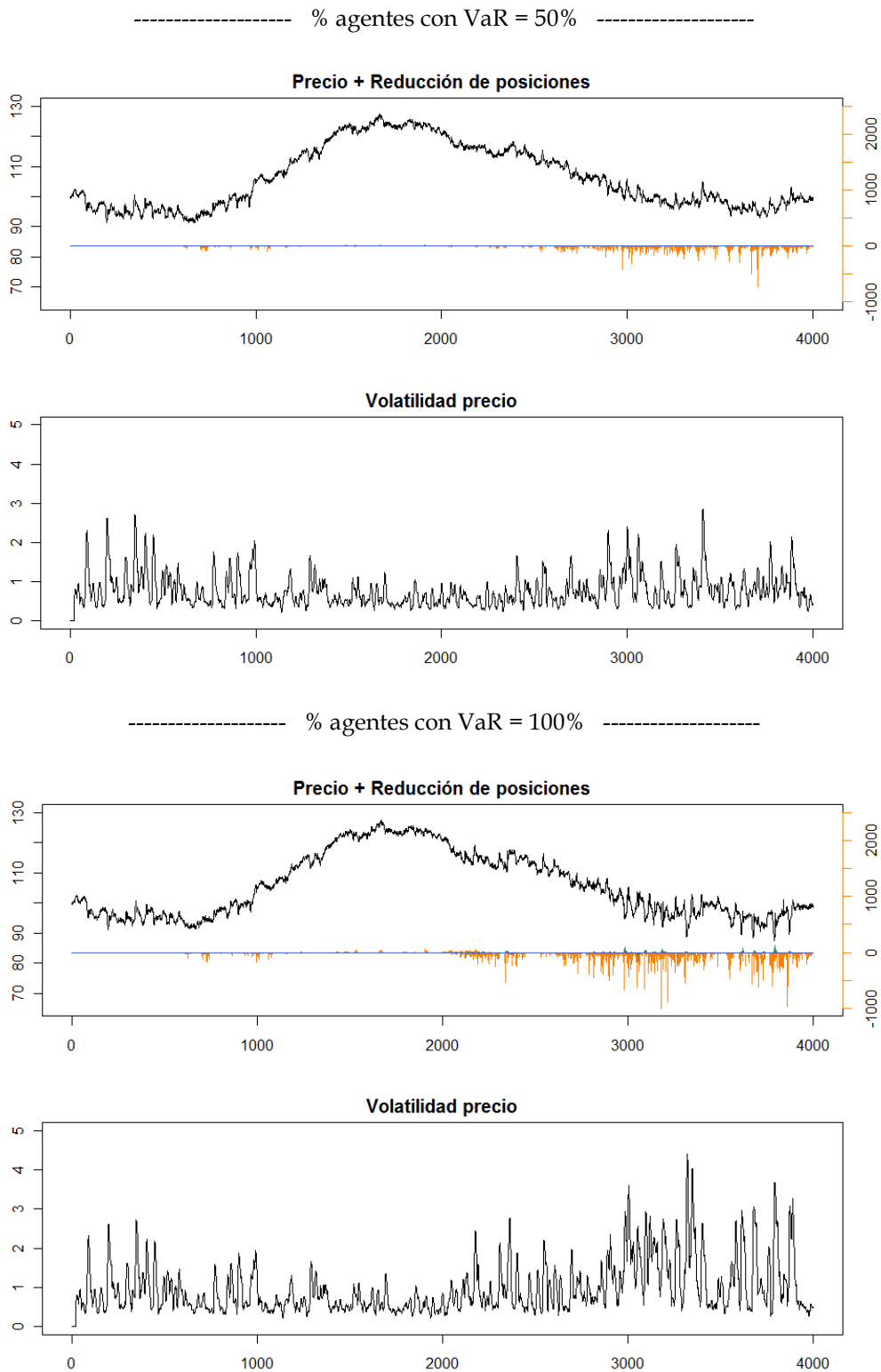


Figura 60 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR

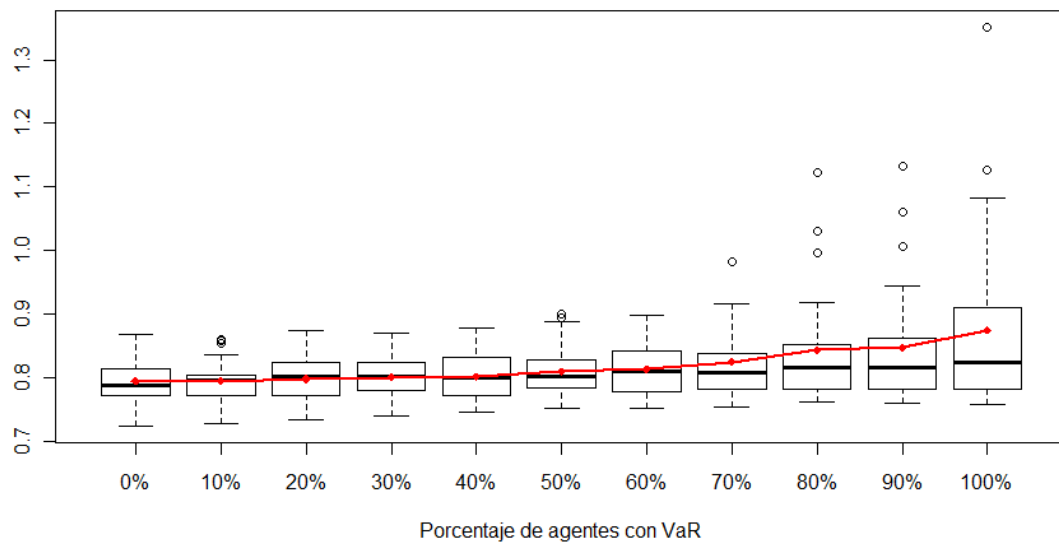
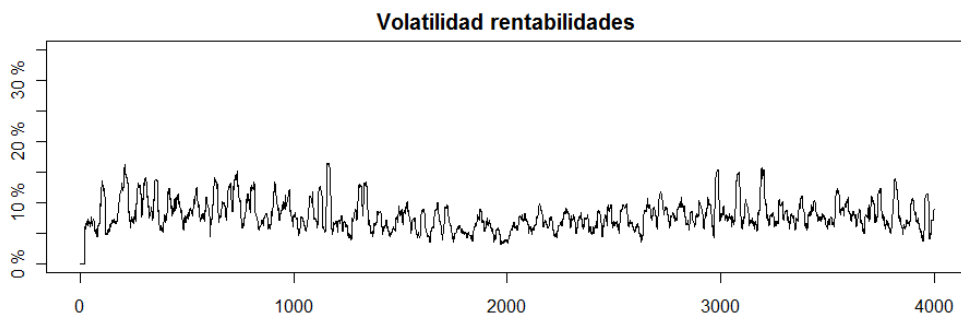
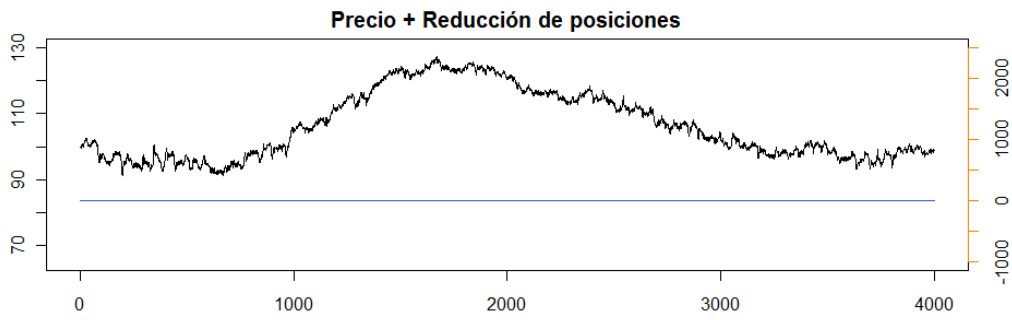


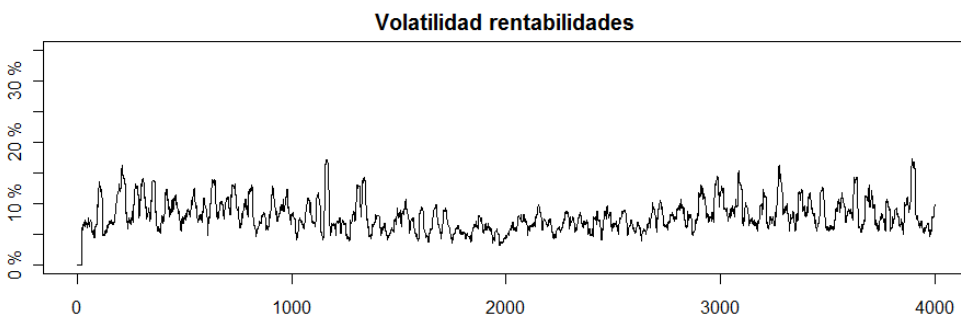
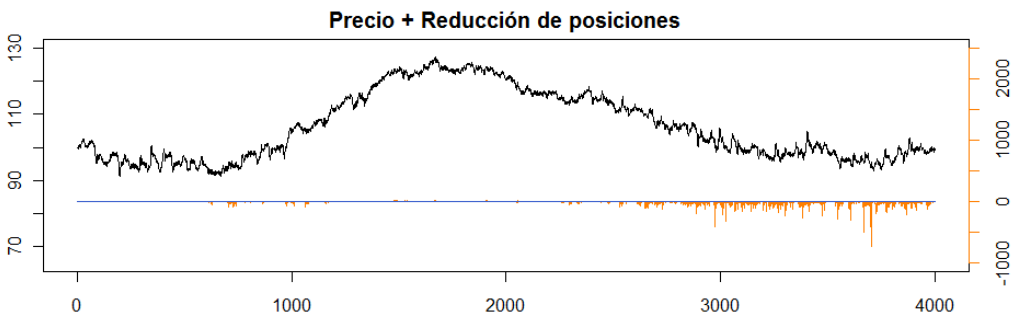
Figura 61 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR

Volatilidad de las rentabilidades. La Figura 62 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR en el mercado (0%, 50% y 100%). Su comportamiento es análogo al de la volatilidad del precio: al aumentar el número de agentes que utilizan VaR, la volatilidad aumenta porque aparecen ciclos de VaR. Los boxplots de la Figura 63 resumen el comportamiento de la volatilidad a lo largo de los diferentes experimentos.

----- % agentes con VaR = 0% -----



----- % agentes con VaR = 50% -----



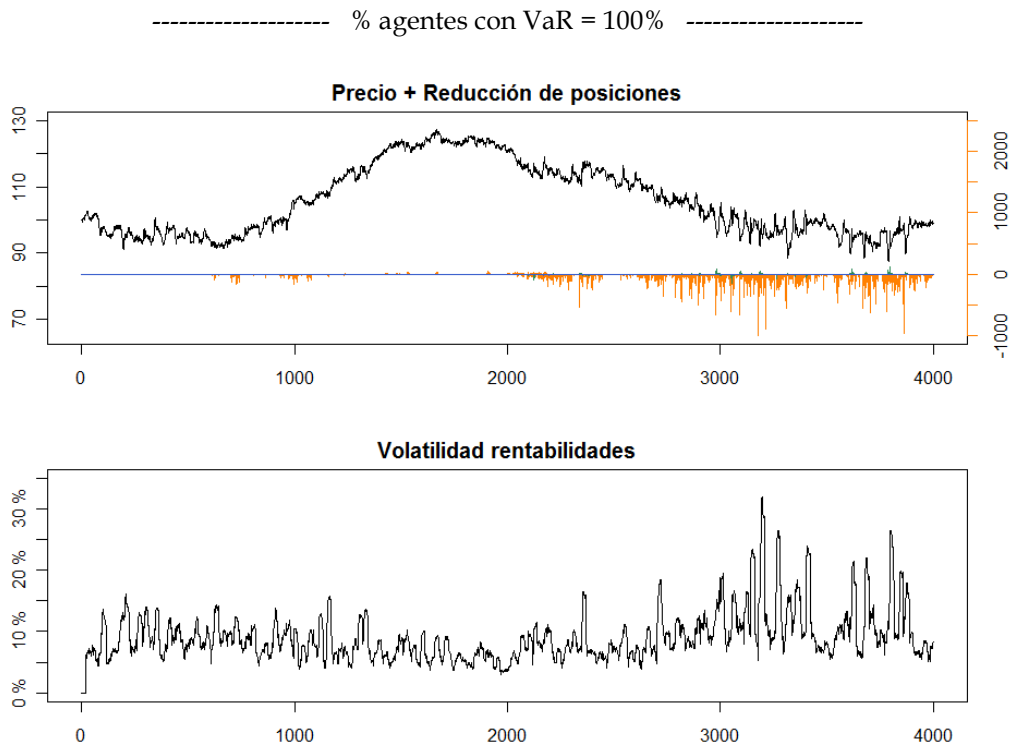


Figura 62 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR

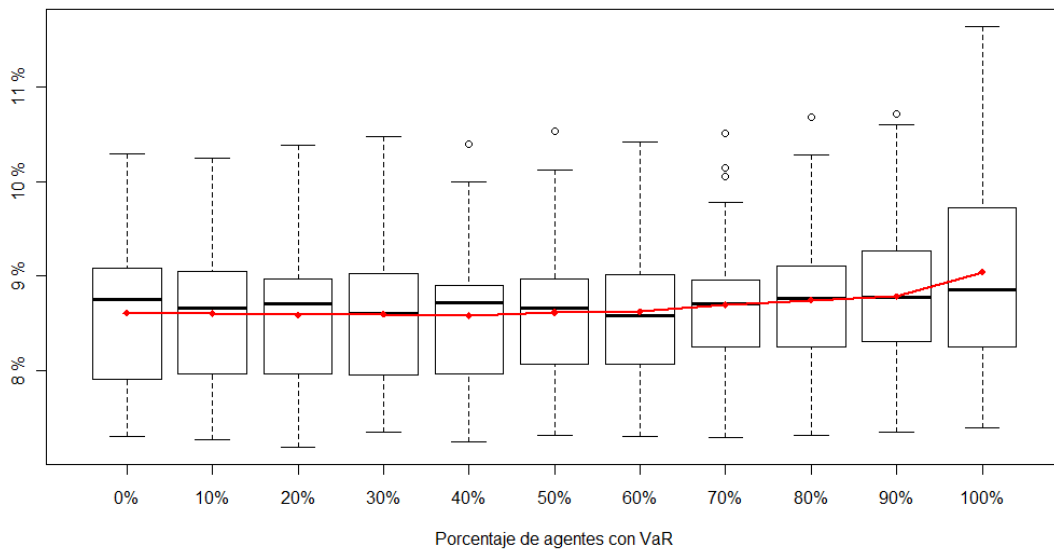
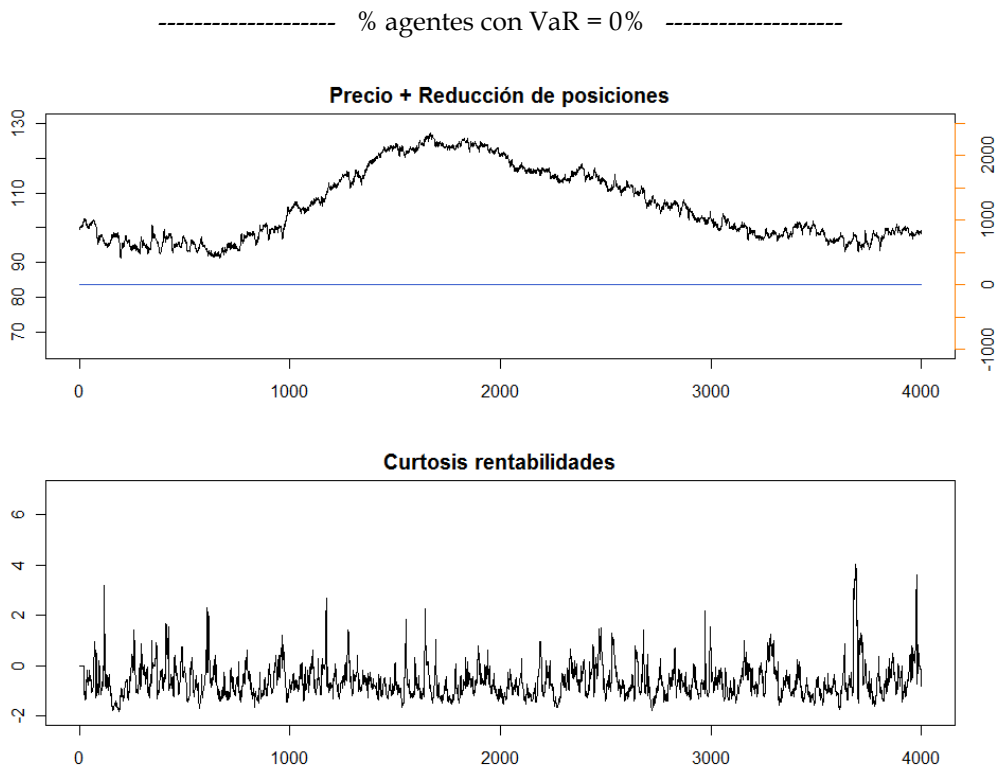


Figura 63 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR

**Movimientos extremos de las rentabilidades**

Curtosis de la distribución de rentabilidades. La Figura 64 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis<sup>39</sup> de las rentabilidades obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR en el mercado (0%, 50% y 100%). La curtosis crece cuando tiene lugar un ciclo de VaR, porque los agentes emiten órdenes mayores que mueven el precio de forma marcada.



<sup>39</sup> La curtosis que se muestra en todos los gráficos ha sido calculada con una ventana de 20 pasos de tiempo.



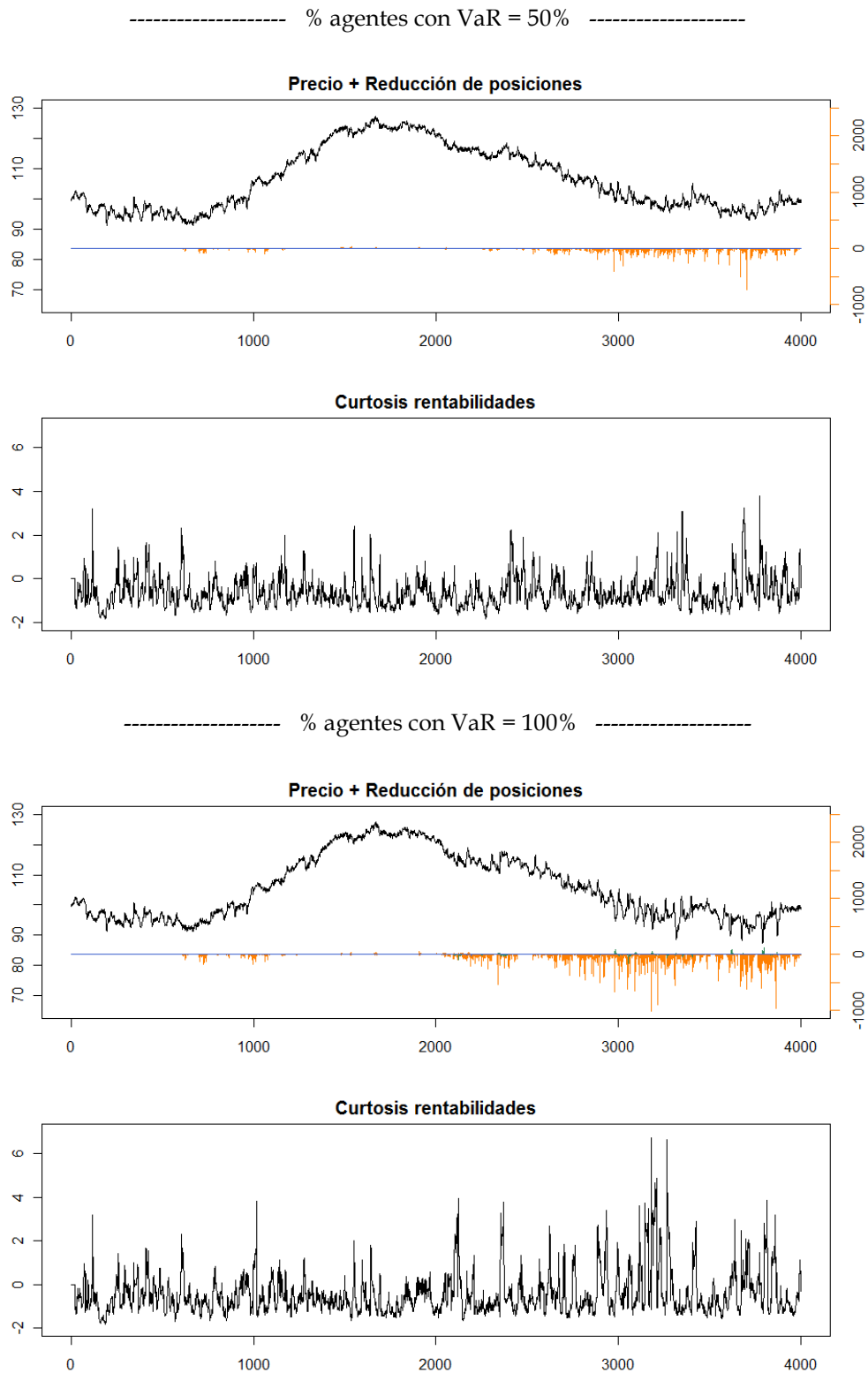


Figura 64 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR

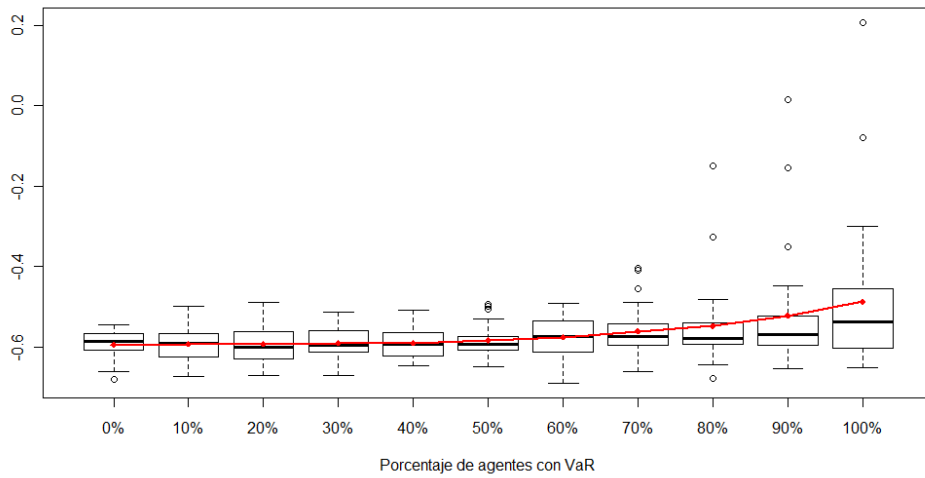


Figura 65 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al aumentar el porcentaje de agentes con VaR

Índice de Hill. La Figura 66 muestra la evolución del índice de Hill de la distribución de rentabilidades a lo largo de los diferentes experimentos. En los últimos experimentos, hay algunas simulaciones con un índice de Hill claramente menor – que son precisamente las simulaciones donde aparecen ciclos de VaR, – lo que indica que la cola de la distribución es mayor y que por tanto hay una mayor presencia de rentabilidades extremas que inestabilizan el mercado. En consonancia con los anteriores indicadores de inestabilidad, el índice de Hill indica que el mercado es más estable cuando los agentes que utilizan VaR están en minoría.

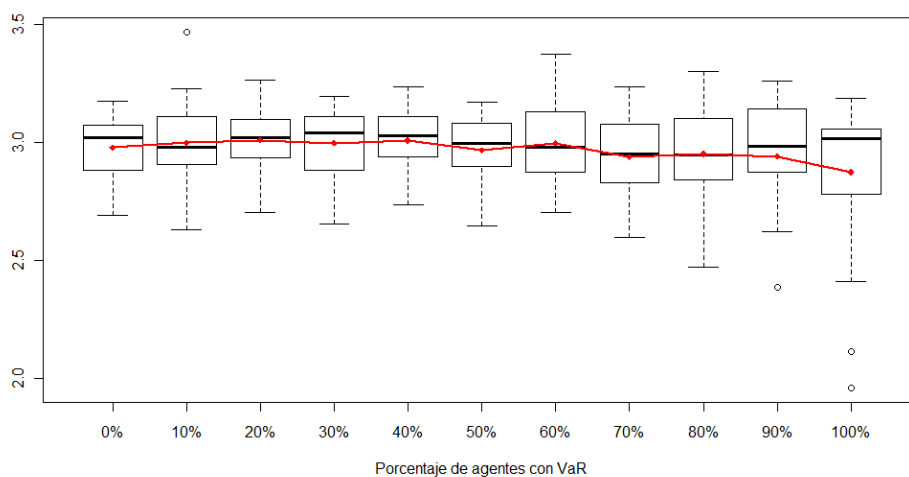


Figura 66 – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR

**Estabilidad de los inversores**

*Solidez de los inversores.* La Figura 67 muestra la evolución del índice de solidez de los diferentes grupos de agentes al aumentar el porcentaje de agentes con VaR en el mercado. Calculamos este índice de solidez como el cociente entre el promedio y la desviación estándar del beneficio acumulado al final de las 25 simulaciones que componen cada experimento. Podemos ver que en los experimentos finales, cuando el porcentaje de agentes con VaR es cercano al 100%, el índice de solidez disminuye, lo que indica que o bien los beneficios de los agentes son menores, o bien su variabilidad es mayor, y que por tanto sus resultados empeoran.

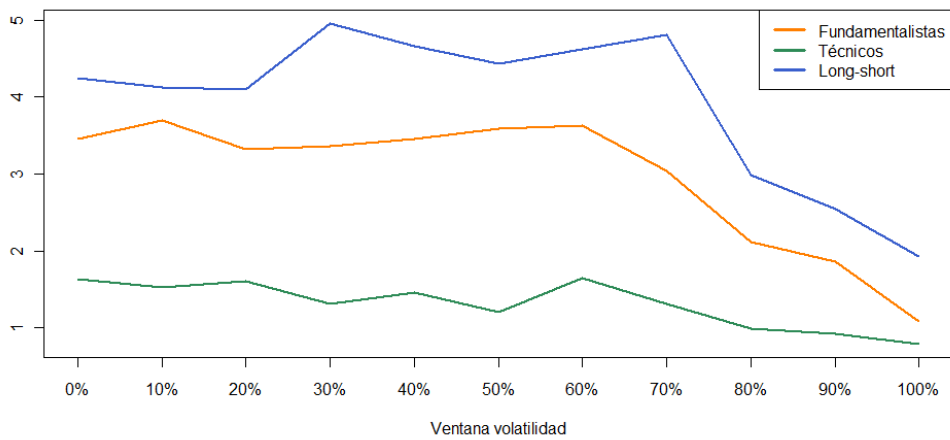


Figura 67 – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR

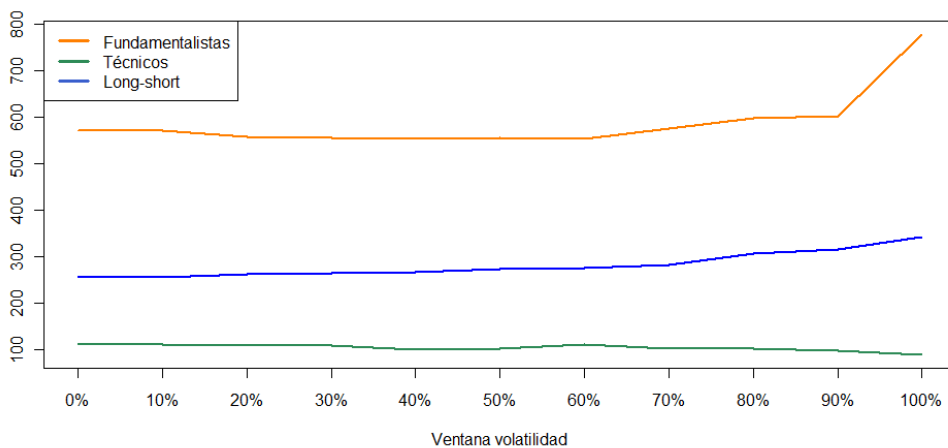


Figura 68 – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR

Al comparar el índice de solidez con el promedio del beneficio acumulado al final de las simulaciones (es decir, el denominador del índice de solidez) (*Figura 68*), se pone de manifiesto que aunque algunos agentes – especialmente los fundamentalistas – pueden acumular beneficios durante los ciclos de VaR porque con sus órdenes mueven el precio, en realidad la dispersión de estos beneficios es muy grande, es decir, hay agentes con ganancias muy sustanciosas, pero también agentes con pérdidas sustanciales. Por ejemplo, los fundamentalistas obtienen beneficios claramente superiores a los de los inversores técnicos (*Figura 68*), pero su índice de solidez cuando todos utilizan VaR no es muy distinto (*Figura 67*), y si bien los inversores *long-short* obtienen beneficios menores que los fundamentalistas (*Figura 68*), en realidad estos beneficios son más estables (*Figura 67*).

*VaR de los inversores.* En este caso, no es posible comparar el valor medio del VaR a lo largo de los diferentes experimentos, porque el número de agentes que utilizan VaR va variando.

### **Conclusiones**

En los experimentos mostrados en esta sección hemos visto que al incrementar la proporción de agentes que utilizan VaR, aumenta la posibilidad de que aparezcan ciclos de VaR, es decir, episodios en que la reducción de posiciones por parte de algunos inversores incrementa la volatilidad lo suficiente como para forzar a otros agentes a liquidar parte de su cartera, incrementando de nuevo la volatilidad y realimentando el proceso de inestabilización. En aquellas simulaciones donde surgen estos ciclos, los diversos indicadores muestran que la inestabilidad del mercado es mayor. Puesto que cuando todos los agentes utilizan VaR el mercado tiene más posibilidades de sufrir episodios de inestabilidad, estos experimentos indican que sería más beneficioso a nivel global que no todos los inversores limitaran el riesgo de sus carteras con modelos VaR: por ejemplo, los inversores podrían utilizar otros tipos de modelos de gestión de riesgo, o podrían emplear límites más flexibles que no les forzaran a reducir su cartera de forma automática al superar el umbral de riesgo.

La aparición de los ciclos de VaR depende en gran medida de los parámetros utilizados por los agentes en su modelo VaR, y por ello a continuación estudiaremos qué efecto tiene el límite de VaR y la ventana de volatilidad en la potencial inestabilización del mercado.

### 4.5.2 Efecto de la ventana para la volatilidad

La ventana utilizada a la hora de calcular la volatilidad de los modelos VaR es relevante para ciertas discusiones que han tenido lugar en la literatura sobre los efectos de los sistemas VaR. Tal como hemos descrito en la introducción, diversos autores e instituciones han advertido del efecto contraproducente que puede tener en determinadas circunstancias el uso mayoritario de sistemas VaR de gestión de riesgo. Cuando, por el motivo que sea, aumenta la volatilidad del mercado, también aumenta automáticamente el VaR de los inversores, y ya hemos visto que si parte de los inversores se ven obligados a reducir su cartera, esto tiene un efecto en aquellos participantes que tengan posiciones similares, que pueden verse obligados también a deshacerse de algunas posiciones. De esta forma, se entra en un círculo vicioso que lleva a que el precio de estos activos caiga y su volatilidad aumente, en línea con los que autores como Persaud (2000) o Danielsson et al. (2013) han argumentado. Este efecto potencial de los sistemas VaR pone en tela de juicio la idoneidad de los requerimientos de capital establecidos en los Acuerdos de Basilea, que pueden empeorar los episodios de inestabilidad en lugar de contribuir a evitarlos (Persaud, 2000)<sup>40</sup>.

Sin embargo, Jorion (2002) rebate este argumento aduciendo que (1) no hay evidencia de que los bancos tengan las mismas posiciones, (2) sólo los bancos comerciales están obligados a cumplir con los requerimientos de capital regulatorio, y (3) los requerimientos de capital reaccionan lentamente a los movimientos del mercado. Respecto al punto (1), ya hemos comentado que diversas instituciones han identificado que en los últimos años ciertas operaciones se han masificado (“crowded trades”), y de hecho este fue un factor importante en las crisis de 1998 (donde muchos agentes habían replicado las posiciones del LTCM para aprovecharse de su rentabilidad) y de 2007 (donde los *quants* utilizaron estrategias similares y acabaron acumulando posiciones en los mismos activos). Respecto al punto (2), aunque sólo los bancos comerciales estén sujetos a la regulación de Basilea, otros tipos de entidades como los bancos de

---

<sup>40</sup> Aunque aquí nos centramos en el riesgo de mercado, de hecho los requerimientos de capital exigidos para cubrir el riesgo de crédito pueden tener efectos similares. Diversos autores han advertido de que los modelos de riesgo de crédito inducen dinámicas procíclicas, porque al aumentar el riesgo de impago durante los periodos de recesión, obligan a los bancos a incrementar sus reservas y estos disponen de menos capital para conceder préstamos. De este modo, los requerimientos de capital acaban exacerbando las recesiones económicas (Danielsson, y otros, 2001), (Allen & Saunders, 2004)).

inversión o los fondos utilizan modelos VaR para gestionar su riesgo y limitar las posiciones de sus *traders*. Además, el mismo año en que entró en vigor Basilea II, la SEC de Estados Unidos decidió aplicar los estándares de Basilea II a los grandes bancos de inversión (U.S. House of Representatives, 2009).

Sin embargo, en este apartado nos centraremos en el punto (3). La Enmienda de 1996 especifica los parámetros que deben usarse para calcular el capital regulatorio para el riesgo de mercado (CSBB, 1996):

- El nivel de confianza debe ser del 99%
- El horizonte temporal debe ser de 10 días, aunque se permite utilizar el VaR de 1 día multiplicándolo por  $\sqrt{10}$ .
- El periodo de observación para los datos históricos utilizados debe ser como mínimo de un año.

Como hemos comentado en la sección 4.1.2, el requerimiento de capital se calcula entonces como el máximo entre el VaR del día anterior, y el promedio del VaR diario de los últimos 60 días hábiles incrementado con un factor multiplicativo. Jorion (2002) argumenta que en este cálculo intervienen dos mecanismos que reducen la sensibilidad del VaR a los movimientos diarios de los precios: por un lado, el periodo de observación para los datos históricos empleados debe ser al menos un año; por otro lado, se tiene en cuenta el promedio del VaR a lo largo de 60 días.

En esta sección estudiaremos el efecto de la ventana usada para los datos históricos, que se corresponde con la ventana de volatilidad empleada por los agentes de nuestro modelo. Jorion (2002) sostiene que el hecho de usar una ventana de un año hace que el nivel de VaR sea muy estable, y por ello los sistemas de gestión de riesgo basados en VaR no dan lugar a círculos viciosos como los descritos por Persaud (2000). Nuestro análisis del impacto de la ventana de la volatilidad en los diversos indicadores de estabilidad del mercado contribuirá a este debate.

Como en la sección 4.5.1, consideramos un mercado de dos activos donde todos los inversores – fundamentalistas, técnicos y *long-short* – gestionan su riesgo con VaR. Los agentes son heterogéneos respecto a su límite de VaR, que toma valores entre 30 y 50, y utilizan la misma ventana para calcular la volatilidad. A lo largo de los diferentes experimentos, todos los

parámetros se mantienen constantes excepto la ventana de la volatilidad, que va aumentando desde  $w^\sigma = 5$  hasta  $w^\sigma = 65$ .<sup>41</sup>

### **Volatilidad**

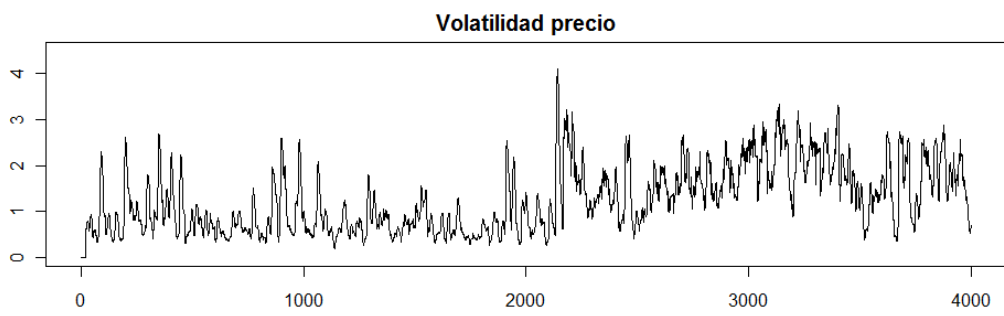
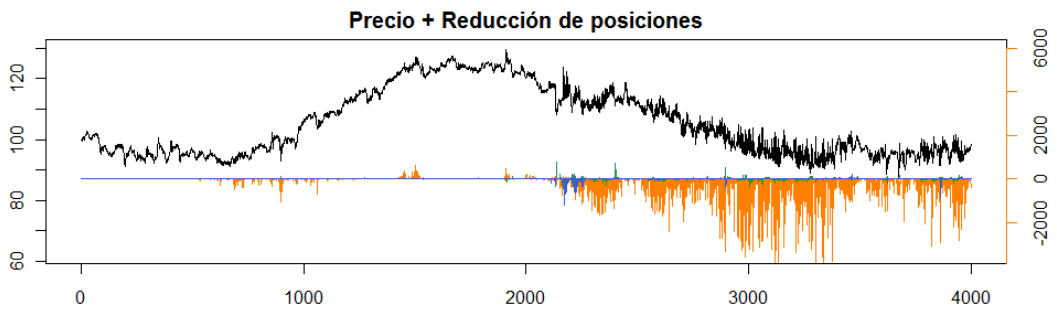
*Volatilidad del precio.* La *Figura 69* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad ( $w^\sigma = 5, 20, 50$ ). La ventana de volatilidad tiene un especial impacto cuando toma valores pequeños: en la *Figura 69* puede apreciarse que los ciclos de VaR se agravan notablemente cuando la ventana de la volatilidad es 5 y a medida que aumenta esta ventana, su efecto es menor.

La *Figura 70* resume el comportamiento de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio cuando la ventana utilizada por los agentes crece entre  $w^\sigma = 5$  y  $w^\sigma = 65$ . Puede observarse que la volatilidad media es especialmente marcada en el primer experimento, cuando  $w^\sigma = 5$ , y que aunque en los experimentos siguientes sigue descendiendo, a partir aproximadamente de  $w^\sigma = 20$  se estabiliza.

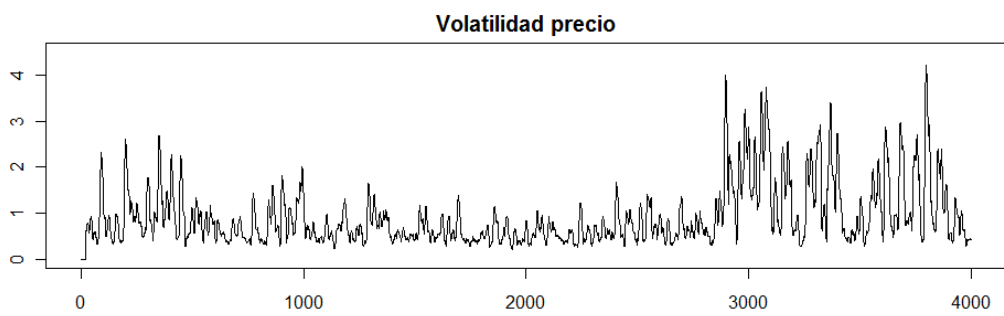
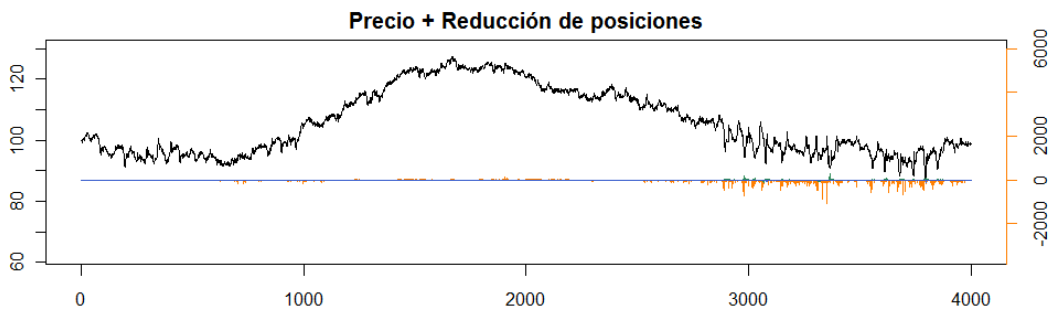
---

<sup>41</sup> Cada experimento con un valor diferente de la ventana para la volatilidad se compone de 25 simulaciones, y cada simulación tiene una duración de 4000 pasos de tiempo. En cada experimento hemos utilizado las mismas semillas para los procesos aleatorios, para asegurar que cualquier cambio observado es exclusivamente un efecto de la ventana de volatilidad.

-----  $w^\sigma = 5$  -----



-----  $w^\sigma = 20$  -----





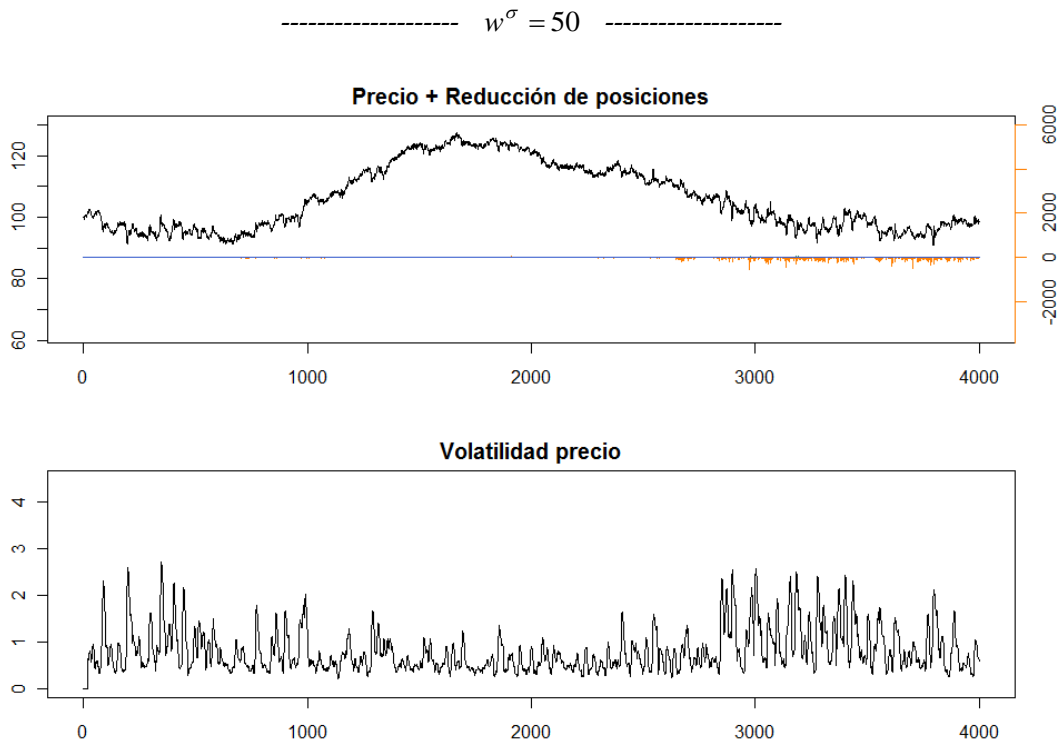


Figura 69 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad

Cuando la volatilidad se calcula con una ventana pequeña, es decir, tomando pocas observaciones, cada una de ellas tiene un gran peso en el resultado, de forma que la volatilidad se vuelve muy sensible a los movimientos del precio. Por eso cuando la ventana es pequeña el VaR de los agentes puede aumentar mucho de un *tick* al siguiente. Cuando la volatilidad se calcula con un mayor número de observaciones, por ejemplo considerando una ventana de 50 como en la fila inferior de la Figura 69, cada una de ellas tiene un peso relativo de  $1/50$  en el valor de la volatilidad, y hace falta un movimiento mucho más marcado del precio para que la volatilidad lo note. A modo de ilustración, la Figura 71 muestra el mismo proceso de precios que en la fila superior de la Figura 69, donde el precio sufre importantes oscilaciones, y la serie temporal de su desviación estándar – es decir, su volatilidad – calculada a posteriori con diferentes ventanas. Puede apreciarse que al aumentar el número de observaciones, la serie temporal de la volatilidad se ‘suaviza’ y se vuelve menos sensible a los movimientos de precio, como Jorion señala en su artículo (2002).

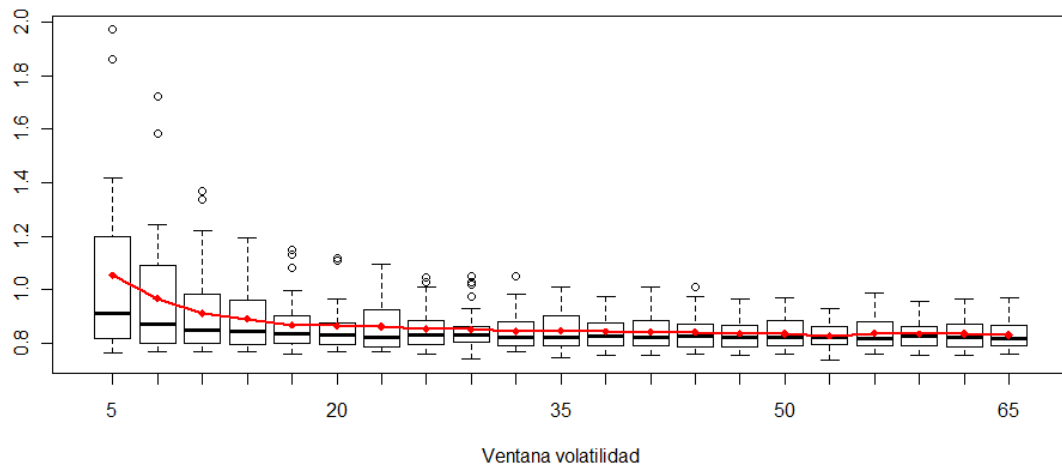


Figura 70 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad

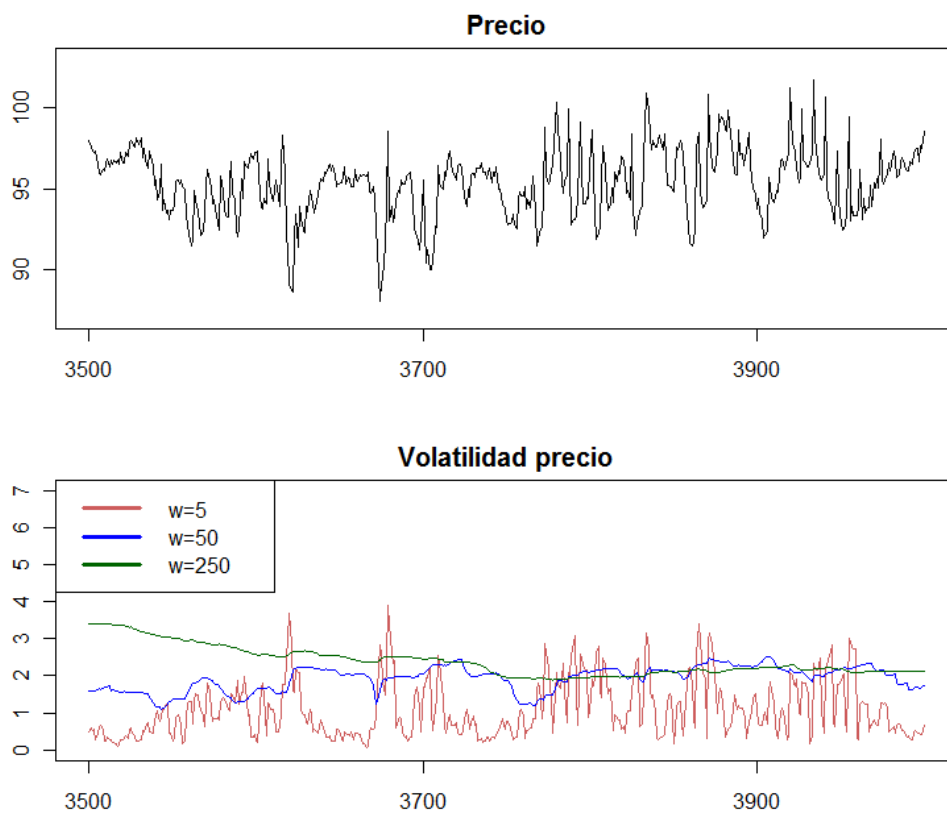
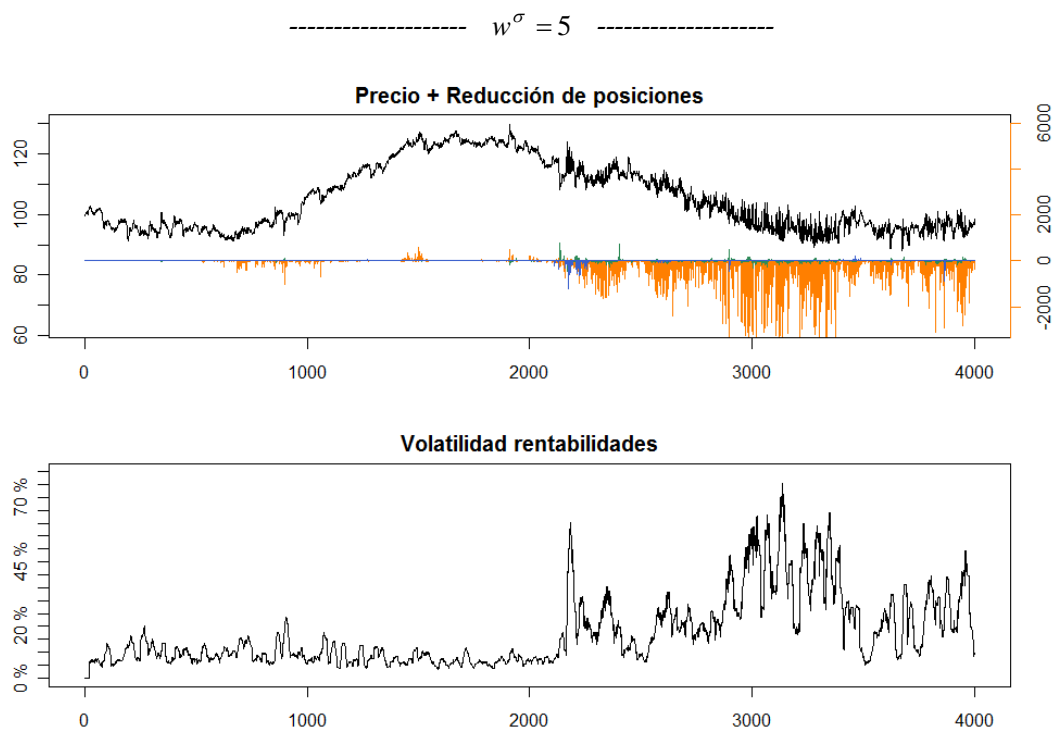


Figura 71 – Ilustración del efecto de la ventana al calcular la volatilidad de la serie de precios

*Volatilidad de las rentabilidades.* La Figura 72 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad ( $w^\sigma = 5, 20, 50$ ). Su comportamiento es análogo al de la volatilidad del precio: cuando la ventana toma valores pequeños, exagera los ciclos de VaR y la inestabilidad del mercado. Los boxplots de la Figura 73 resumen el comportamiento en la media de la volatilidad a lo largo de los diferentes experimentos.



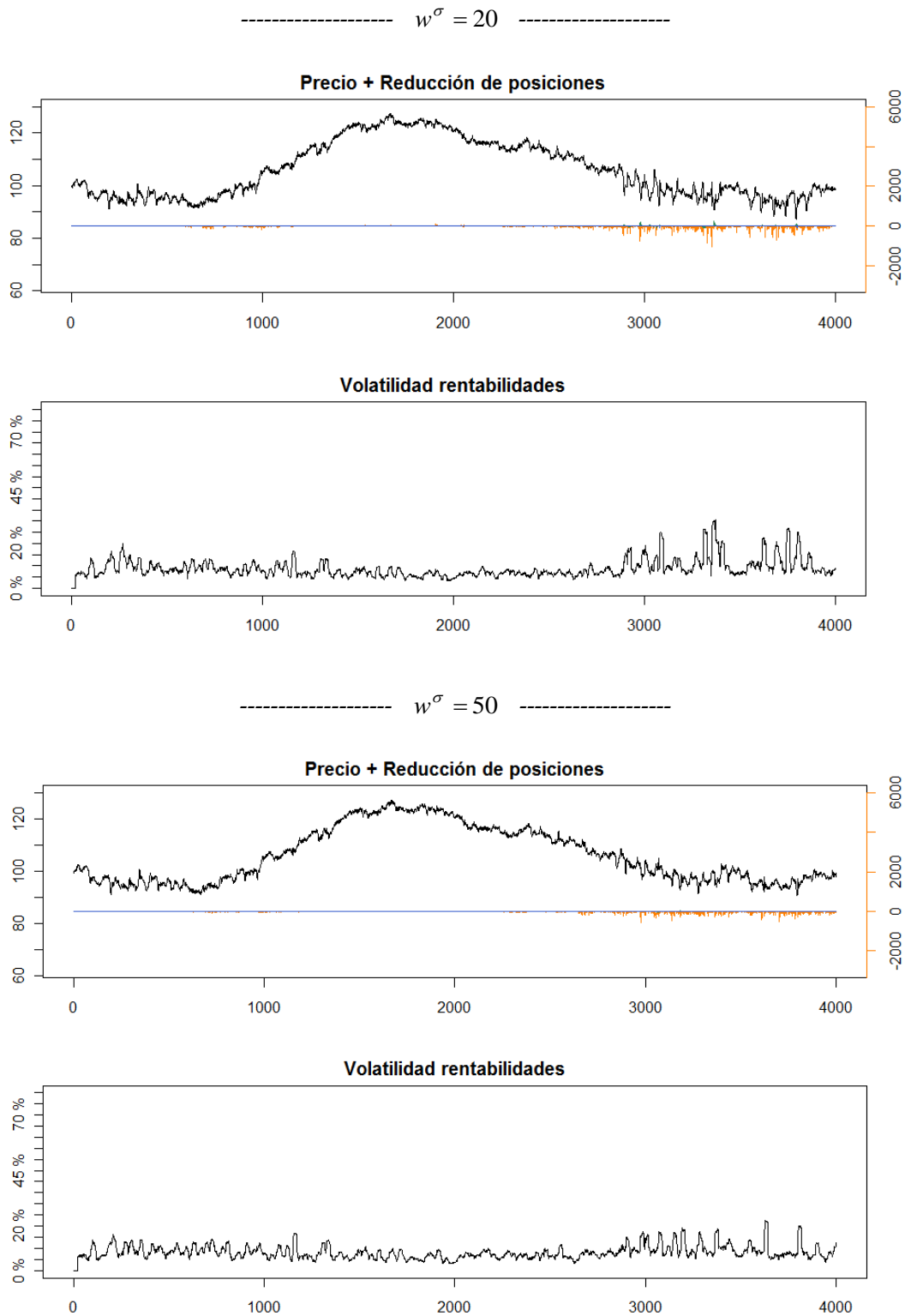


Figura 72 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad

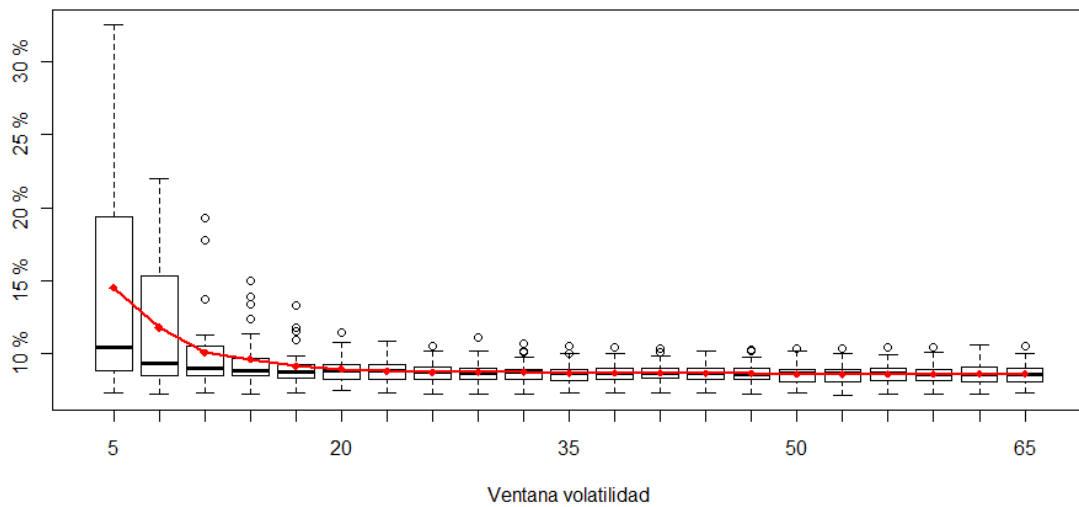
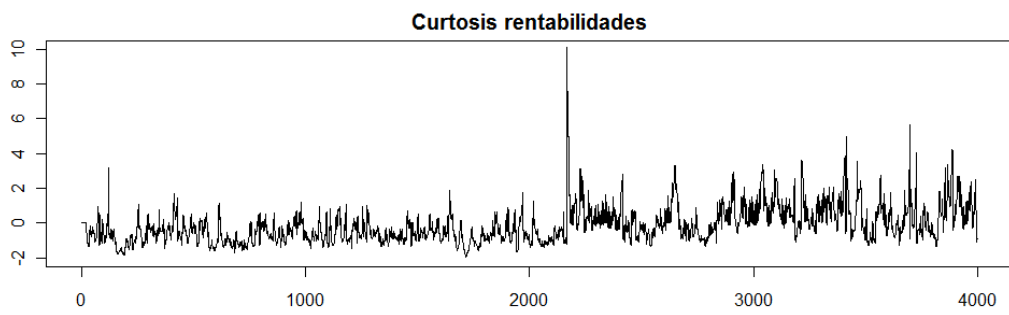
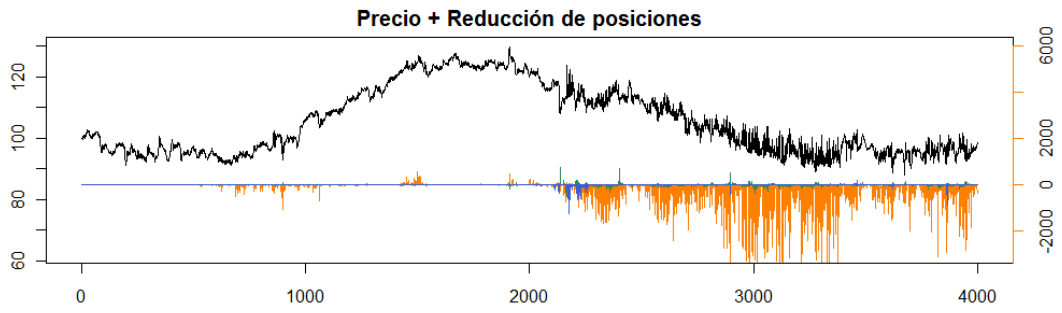


Figura 73 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar la ventana de volatilidad

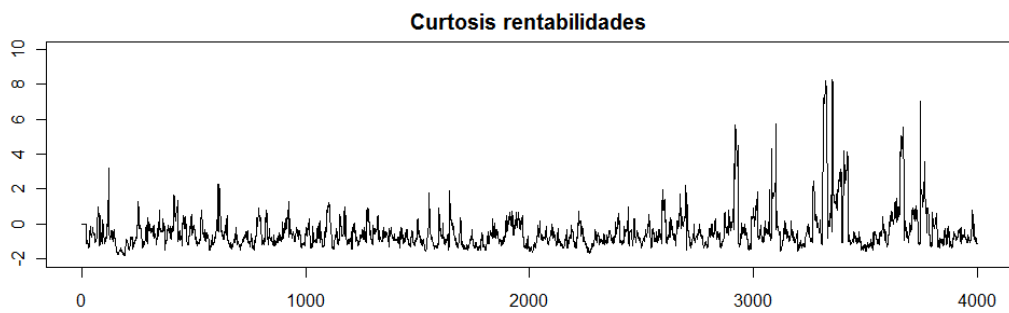
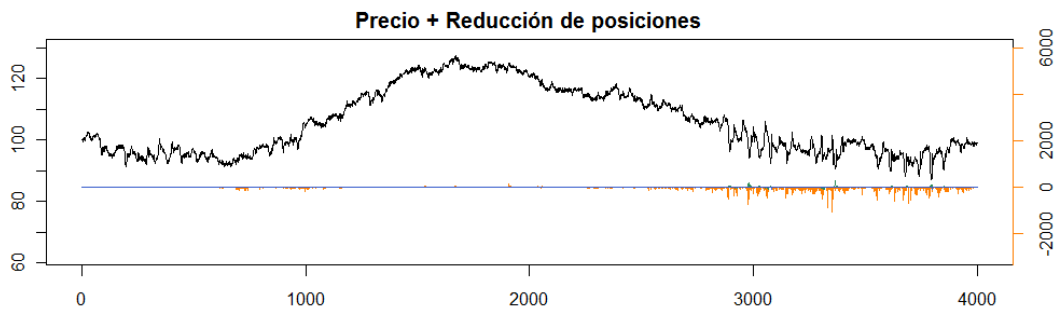
### Movimientos extremos de las rentabilidades

Curtosis de la distribución de rentabilidades. La Figura 74 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades obtenidas para diferentes valores de  $w^\sigma$  ( $w^\sigma = 5, 20, 50$ ). La curtosis crece cuando tiene lugar un ciclo de VaR, porque los agentes emiten órdenes mayores que mueven el precio de forma marcada.

-----  $w^\sigma = 5$  -----



-----  $w^\sigma = 20$  -----



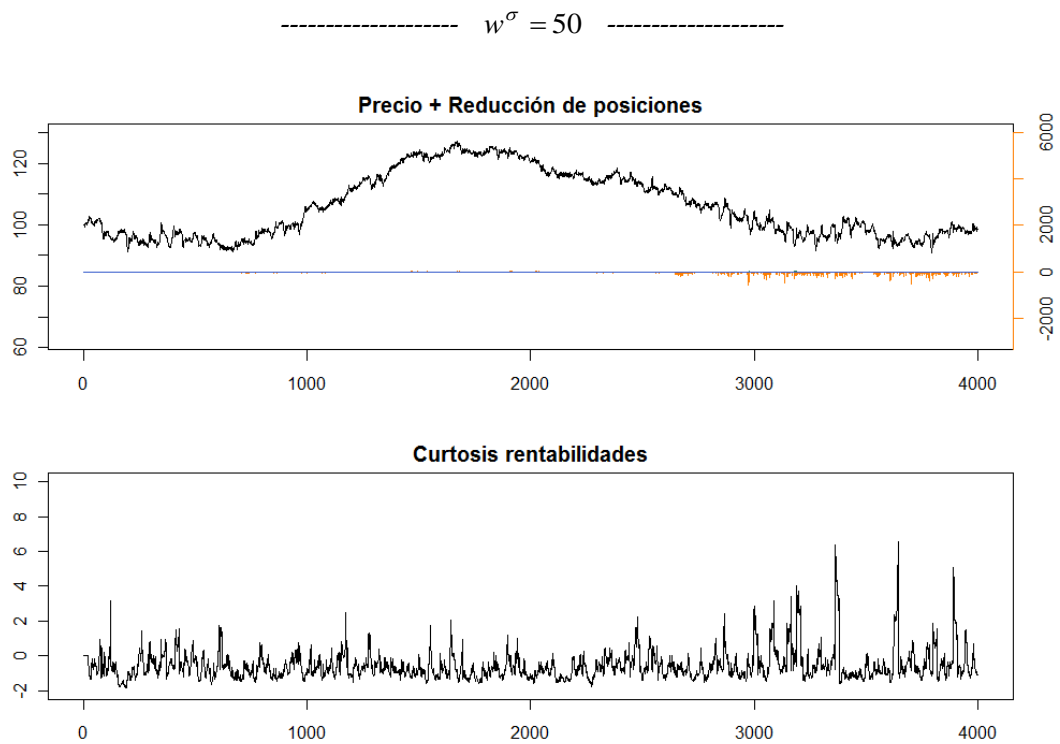


Figura 74 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores de la ventana de volatilidad

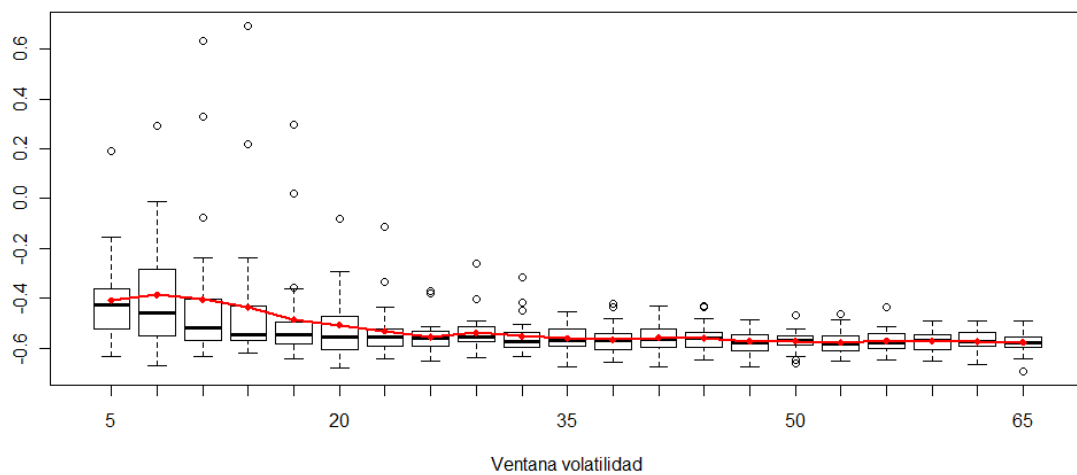


Figura 75 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar la ventana de volatilidad

*Índice de Hill.* La Figura 76 muestra la evolución del índice de Hill de la distribución de rentabilidades a lo largo de los diferentes experimentos. Se aprecia claramente cómo el índice de Hill aumenta a medida que los agentes utilizan una mayor ventana de volatilidad, lo que indica que los movimientos extremos del precio son menos frecuentes, y por tanto que el mercado es más estable.

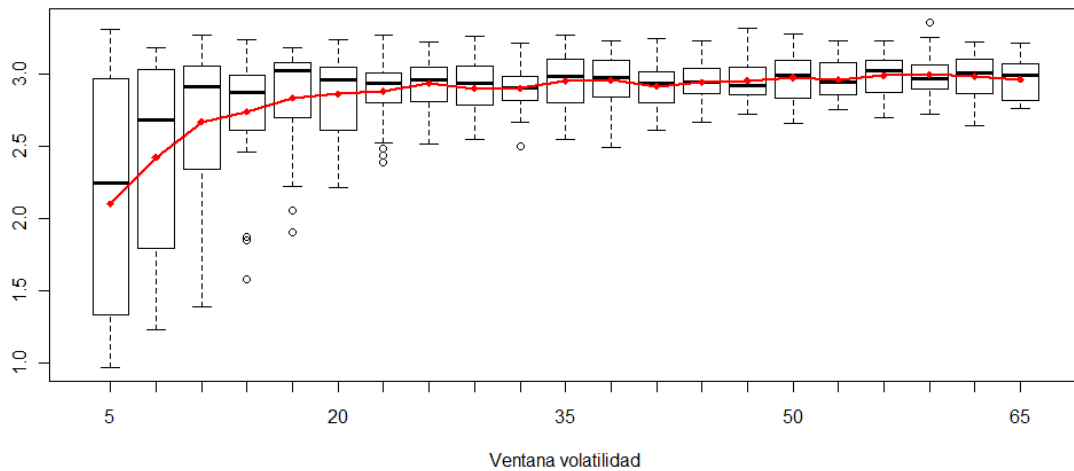


Figura 76 – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad

### Estabilidad de los inversores

*Solidez de los inversores.* La Figura 77 muestra la evolución del índice de solidez de los diferentes grupos de agentes para cada valor de  $w^\sigma$ . Calculamos este índice de solidez como el cociente entre el promedio y la desviación estándar del beneficio acumulado al final de las 25 simulaciones que componen cada experimento. Podemos ver que cuando el mercado es más inestable porque los agentes utilizan una ventana pequeña para la volatilidad, el beneficio de los inversores fundamentalistas es mayor en promedio (Figura 78), pero también lo es su variabilidad. Por ello, su índice de solidez es menor que en el resto de experimentos.



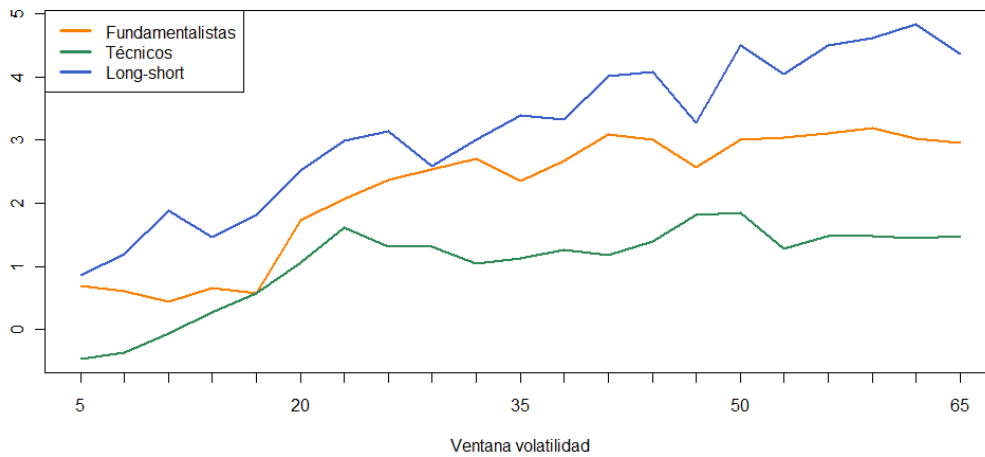


Figura 77 – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al subir la ventana de volatilidad

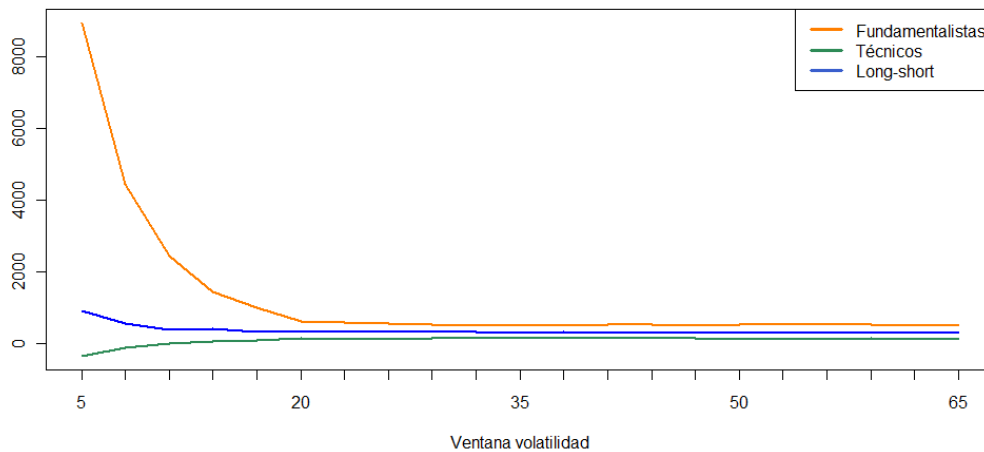


Figura 78 – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad

VaR de los inversores. La Figura 79 muestra la evolución de la media de la serie temporal del VaR de los diferentes grupos de agentes para cada valor de  $w^\sigma$ . Como es de esperar, cuando la volatilidad es mayor, también lo es el VaR de los inversores, de forma que el VaR toma mayores valores en los primeros experimentos, especialmente para  $w^\sigma = 5$ . A medida que la volatilidad converge a un valor menor en los siguientes experimentos, también lo hace el VaR. Observamos que el VaR de los inversores fundamentalistas es mayor que el del resto de inversores, porque mantienen sus posiciones durante periodos más largos, mientras que los agentes técnicos y *long-short* liquidan sus posiciones con mayor frecuencia.

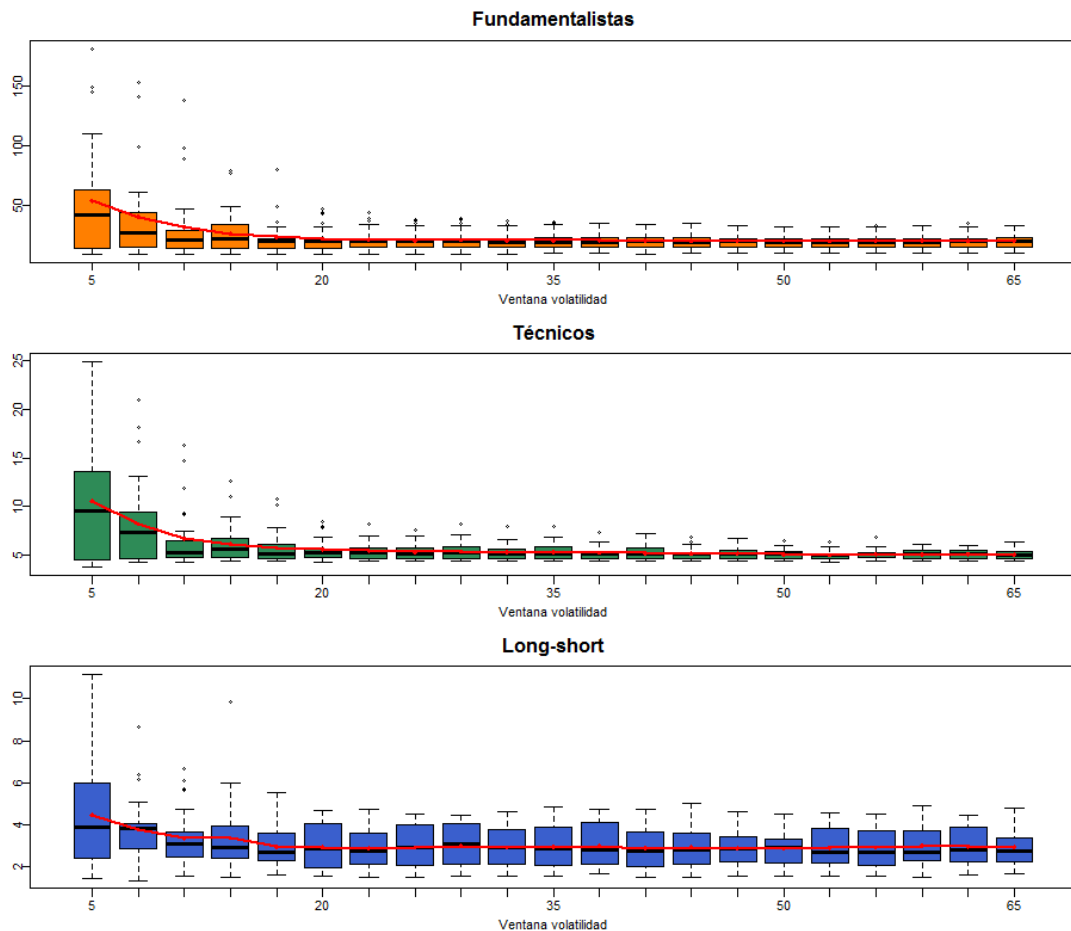


Figura 79 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar la ventana de volatilidad

### Conclusiones

Al empezar este apartado comentábamos la controversia respecto al efecto de los requerimientos de capital establecidos en los Acuerdos de Basilea, ya que autores como Persaud (2000) sostienen que pueden originar círculos viciosos de caídas de precios y aumento de la volatilidad, mientras que Jorion argumenta que los requerimientos de capital reaccionan demasiado lentamente a los movimientos del mercado como para incrementar su inestabilidad.

Nuestros experimentos con la ventana de la volatilidad muestran que Jorion (2002) tiene razón cuando afirma que el uso de una ventana grande para el cálculo de la volatilidad reduce la

sensibilidad del VaR a los movimientos del precio. Esta sensibilidad se reduce considerablemente al usar una ventana mayor que 17-20 días (ver *Figura 70, Figura 73*), de forma que si se usa un año de datos como se requiere en los Acuerdos de Basilea, esta sensibilidad será todavía menor.

Sin embargo, esto no quiere decir que el VaR no pueda originar círculos viciosos como afirma Persaud (2000): el hecho de que los bancos calculen su Var regulatorio con los parámetros de Basilea II no impide que otras entidades, o incluso los departamentos de *proprietary trading* dentro del mismo banco utilicen modelos VaR con otras ventanas para acotar las posiciones de sus *traders*. De hecho, el VaR está pensado para utilizarlo con estimaciones a corto plazo (Berman, 2009) y precisamente conviene utilizar periodos de observación cortos para poder reaccionar rápidamente ante un posible empeoramiento de las condiciones del mercado (Finger, 2009).

### 4.5.3 Efecto del límite de VaR

A continuación estudiaremos qué efecto tiene el valor de los límites VaR utilizados por los agentes. Consideramos ahora un mercado donde los inversores son heterogéneos respecto a la ventana con la que calculan la volatilidad, que toma valores entre 10 y 30, y tienen el mismo límite de VaR. A lo largo de los diferentes experimentos, todos los parámetros se mantienen constantes excepto el límite de VaR<sup>42</sup>, que crece desde  $LVaR = 5$  hasta  $LVaR = 80$  para todos los agentes<sup>43</sup>. Veremos que según el valor de este límite, el mercado es más o menos proclive a sufrir ciclos de VaR, y que – como la ventana para la volatilidad – se trata de un parámetro muy influyente en la estabilidad del mercado.

---

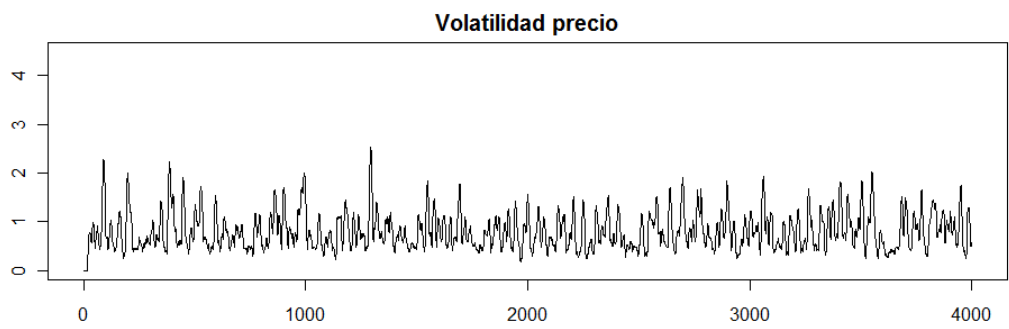
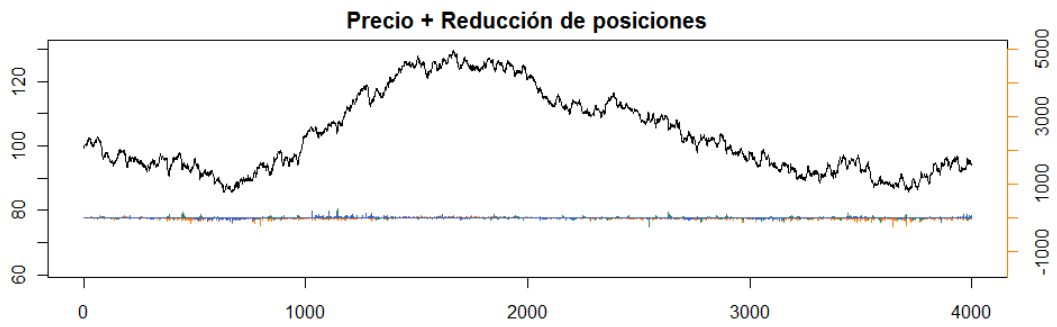
<sup>42</sup> Cada experimento con un valor diferente del límite de VaR se compone de 25 simulaciones, y cada simulación tiene una duración de 4000 pasos de tiempo. En cada experimento hemos utilizado las mismas semillas para los procesos aleatorios, para asegurar que cualquier cambio observado es exclusivamente un efecto del límite de VaR.

<sup>43</sup> Para poner estos valores de  $LVaR$  en contexto, notamos que el valor medio de la cartera de los agentes en el modelo base de fundamentalistas, técnicos y *long-short* (sin utilizar VaR) es 160. De este modo, en los experimentos que describiremos a continuación el límite de pérdidas fijado por los agentes oscila entre el 3% ( $LVaR = 5$ ) y el 50% ( $LVaR = 80$ ) del valor medio de su cartera.

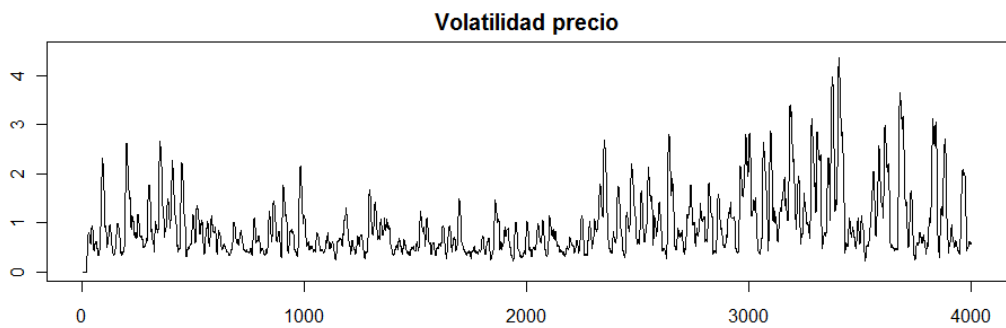
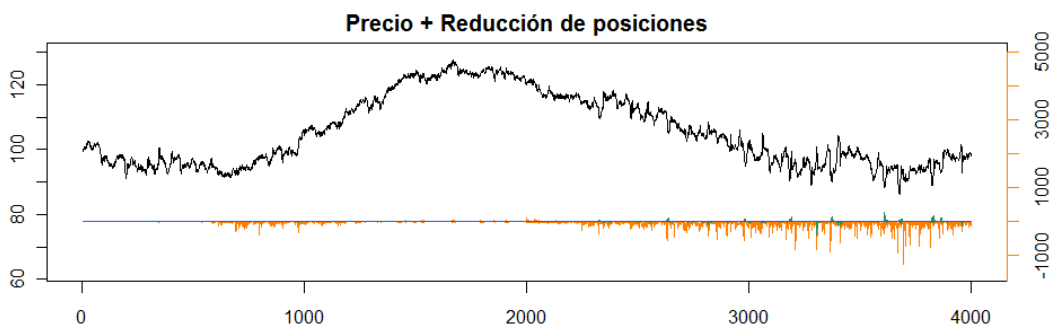
**Volatilidad**

*Volatilidad del precio.* La *Figura 80* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio obtenidas para diferentes valores del límite de VaR ( $LVaR = 5, 30, 80$ ). Como puede observarse, cuando  $LVaR$  toma valores intermedios ( $LVaR = 30$  en la *Figura 80*) los ciclos de VaR son más notorios (véanse los movimientos en el precio y el mayor volumen de reducciones a partir, aproximadamente, de  $t=2700$ ), y la serie temporal de la volatilidad muestra que durante estos ciclos la volatilidad del precio es más alta. Cuando el límite de VaR toma valores muy pequeños ( $LVaR = 5$  en la *Figura 80*) o muy altos ( $LVaR = 80$  en la *Figura 80*), el mercado es más estable. Por un lado, si el límite de VaR es pequeño, los agentes no pueden acumular grandes posiciones, porque el VaR de su cartera es proporcional a las posiciones que tienen en los diferentes activos del mercado (véase la *Figura 81* como ilustración de la magnitud de las posiciones para diferentes valores del límite de VaR). De este modo, aunque alcancen su límite de VaR y deban reducir su cartera, en realidad no pueden emitir grandes órdenes al mercado y el efecto en el precio y en la volatilidad es menor. Por otro lado, si el límite de VaR es alto, entonces es menos probable que los agentes alcancen su límite, y por ello la dinámica del precio no es muy distinta del caso en que los agentes no gestionen su riesgo.

-----  $LVaR = 5$  -----



-----  $LVaR = 30$  -----



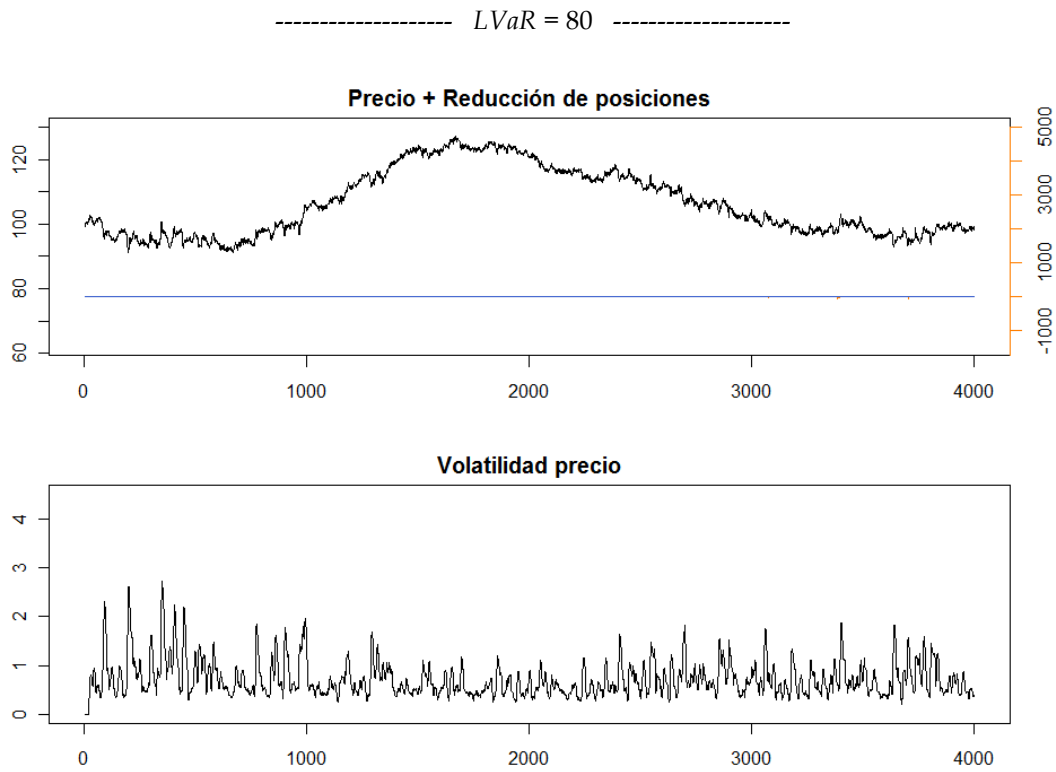


Figura 80 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR

La Figura 82 resume el comportamiento de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio cuando el límite de VaR crece entre  $LVaR = 5$  y  $LVaR = 80$ . Puede observarse que la volatilidad media es mayor alrededor de  $LVaR = 15-35$ , que es precisamente cuando el precio muestra ciclos de VaR, y que disminuye en los experimentos iniciales y finales, cuando es más difícil que se dé algún ciclo de VaR.

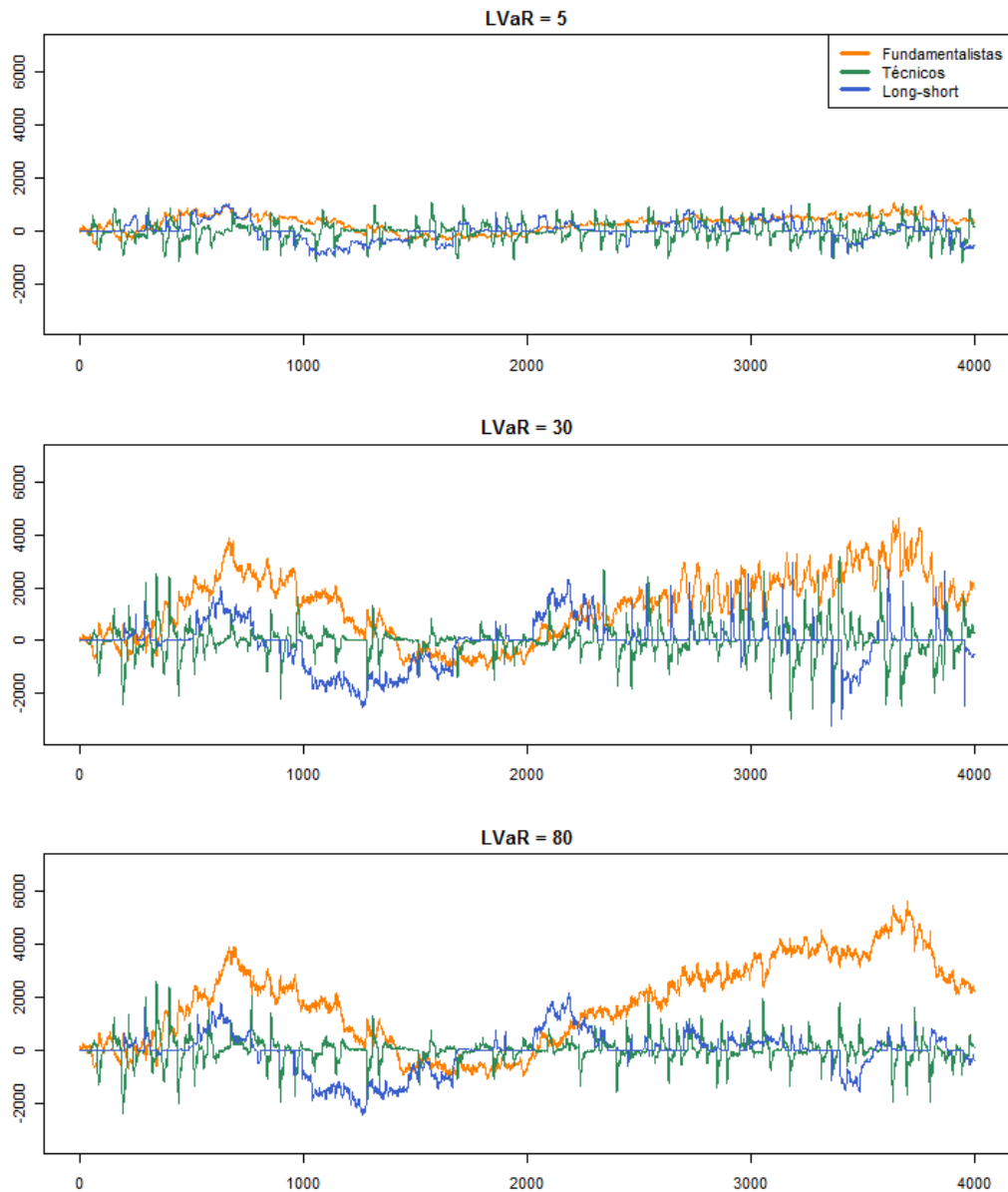


Figura 81 - Ilustración del tamaño de las posiciones de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR

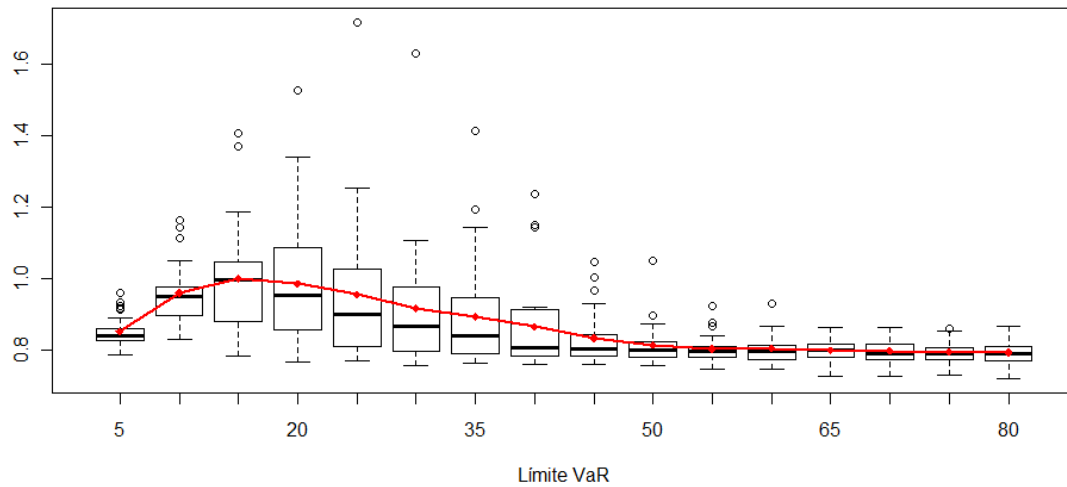
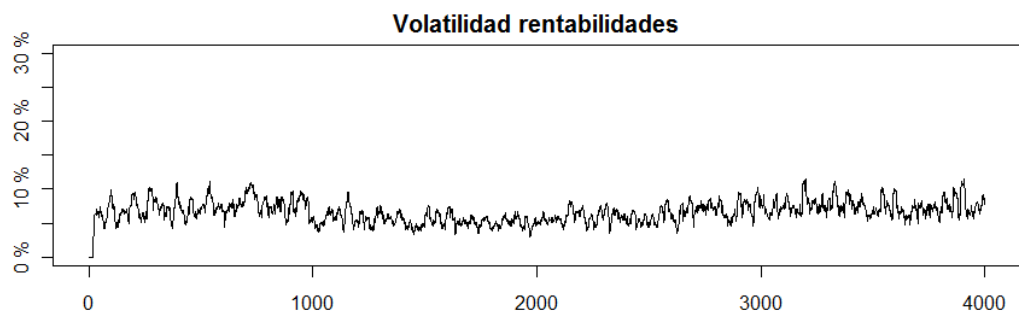
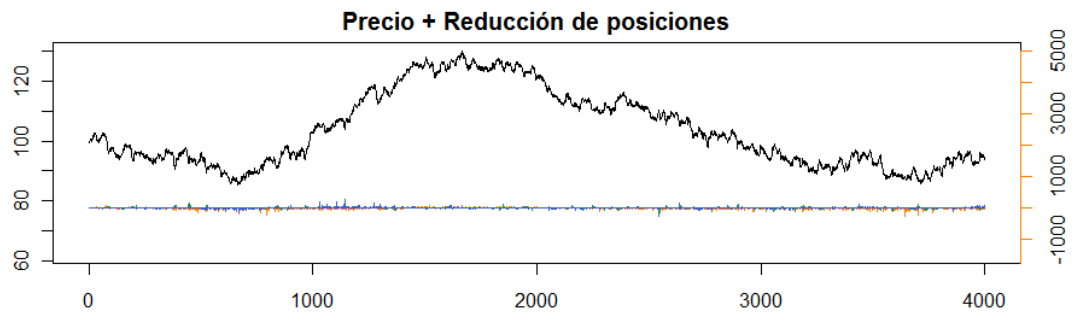


Figura 82 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite de VaR

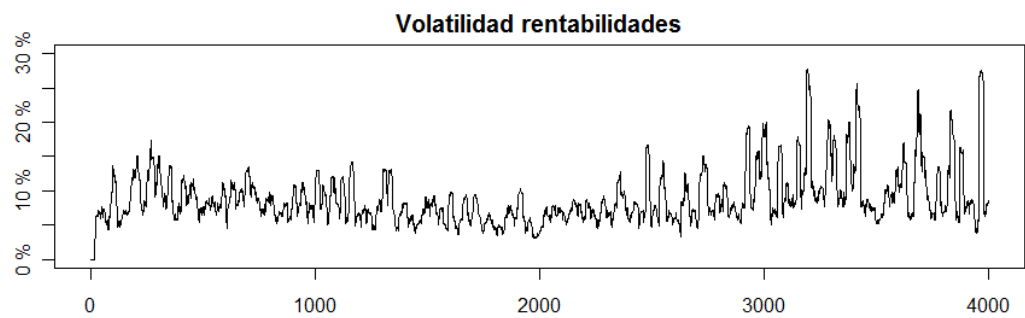
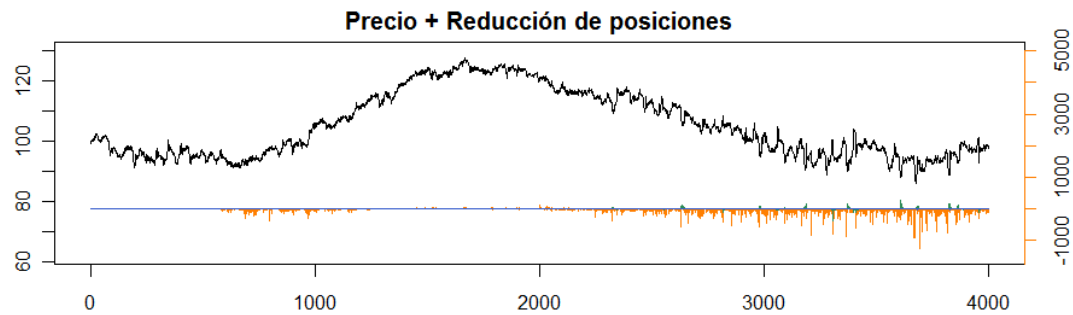
Volatilidad de las rentabilidades. La Figura 83 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades obtenidas para diferentes valores del límite de VaR ( $LVaR = 5, 30, 80$ ). Su comportamiento es análogo al de la volatilidad del precio: para valores intermedios de  $LVaR$  la volatilidad es mayor, porque como se observa en el gráfico de la serie temporal, la volatilidad crece precisamente cuando se dan los ciclos de VaR. Los boxplots de la Figura 84 resumen el comportamiento en la media de la volatilidad a lo largo de los diferentes experimentos. Observamos que la volatilidad es especialmente pequeña cuando el límite de VaR es menor, porque entonces los órdenes que los agentes pueden emitir están muy acotados y el precio sufre menores variaciones.



-----  $LVaR = 5$  -----



-----  $LVaR = 30$  -----



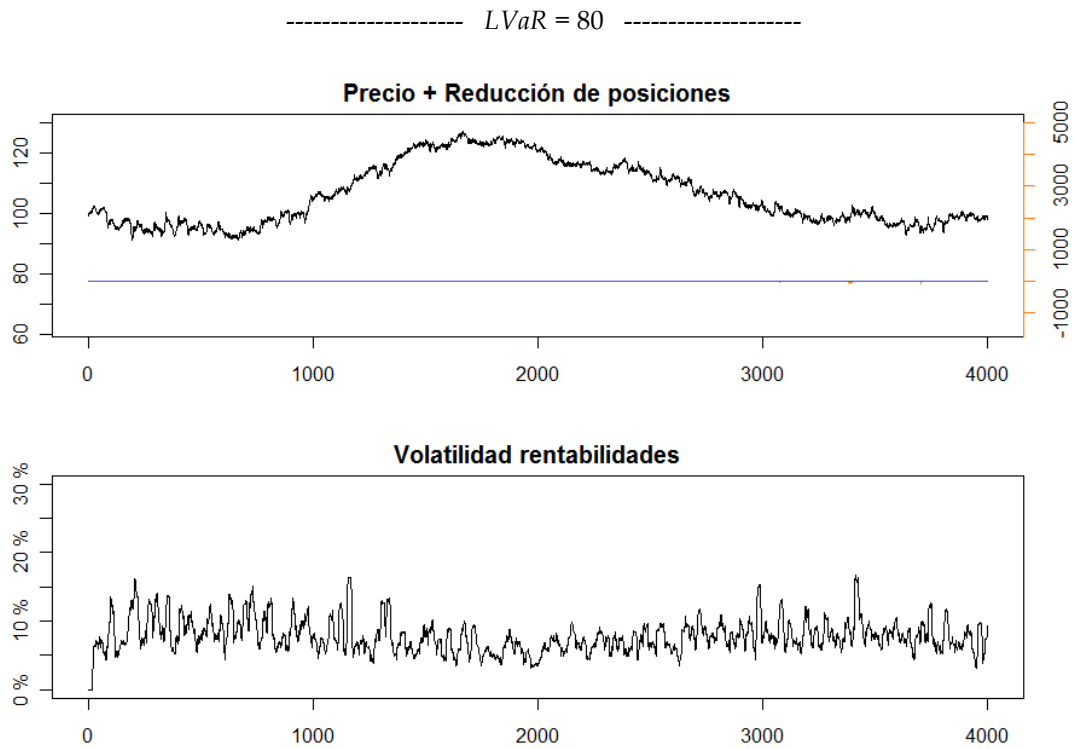


Figura 83 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR

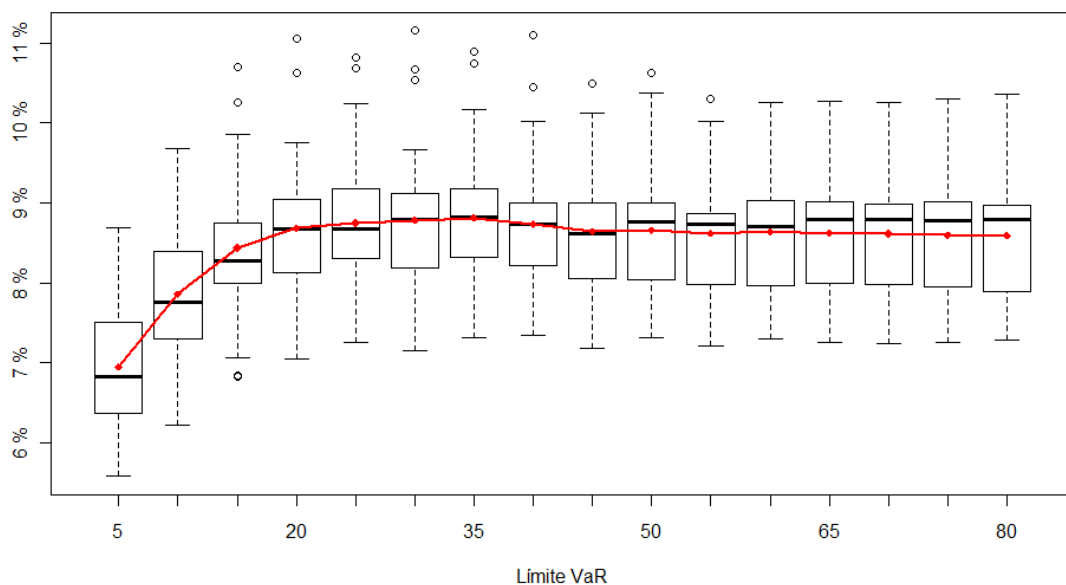
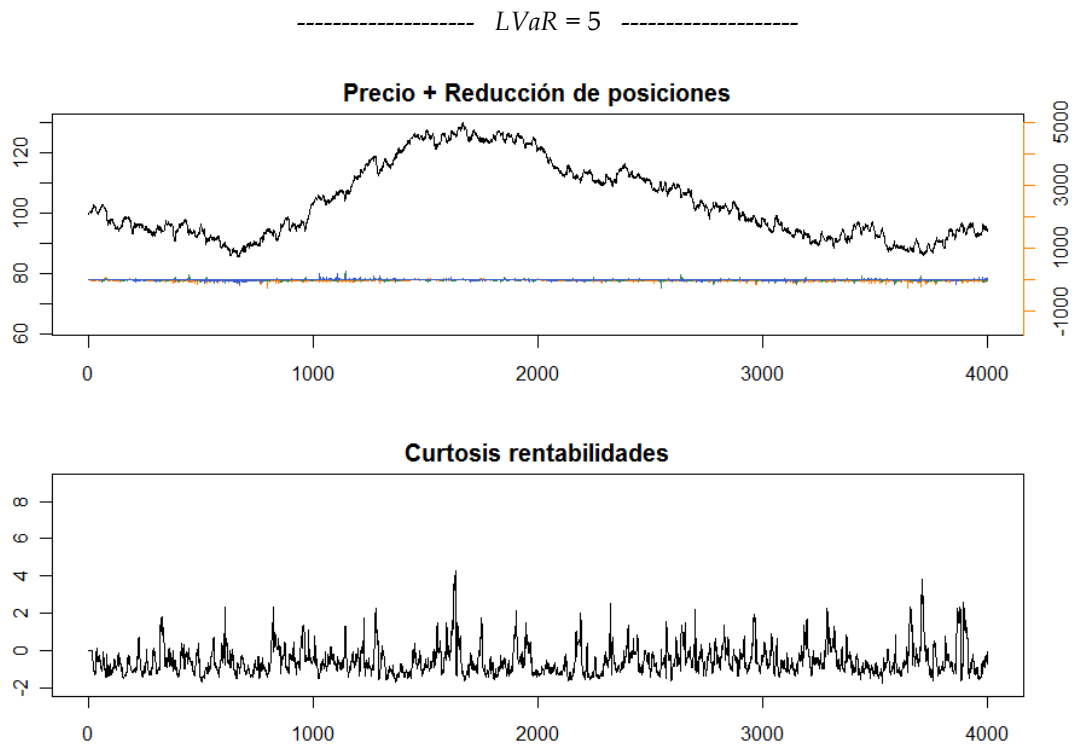


Figura 84 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite de VaR

### Movimientos extremos de las rentabilidades

Curtosis de la distribución de rentabilidades. La Figura 85 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades obtenidas para  $LVaR = 5, 30, 80$ . Como ya hemos visto en los apartados anteriores, la curtosis crece cuando tiene lugar un ciclo de VaR, por lo que alcanza sus valores más altos en los experimentos intermedios con  $LVaR = 15-30$ .



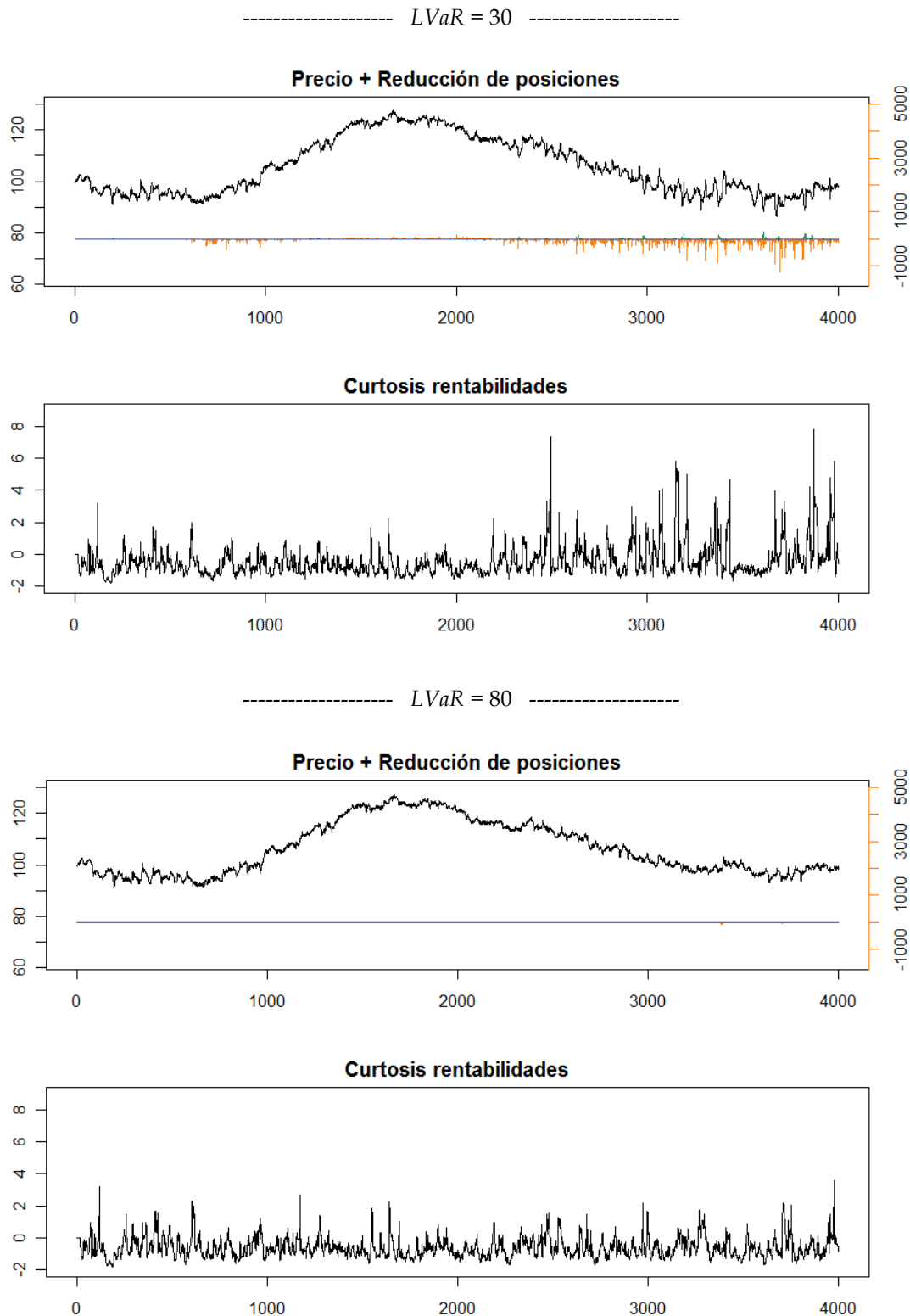


Figura 85 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite de VaR

*Índice de Hill.* La Figura 87 muestra la evolución del índice de Hill de la distribución de rentabilidades a lo largo de los diferentes experimentos. En los experimentos intermedios con  $LVaR = 15-35$ , el índice de Hill es menor, lo que indica que la cola de la distribución es mayor y que por tanto hay una mayor presencia de rentabilidades extremas que inestabilizan el mercado. En consonancia con los anteriores indicadores de inestabilidad, el índice de Hill indica que el mercado es más estable cuando el límite de VaR toma valores muy bajos o muy altos.

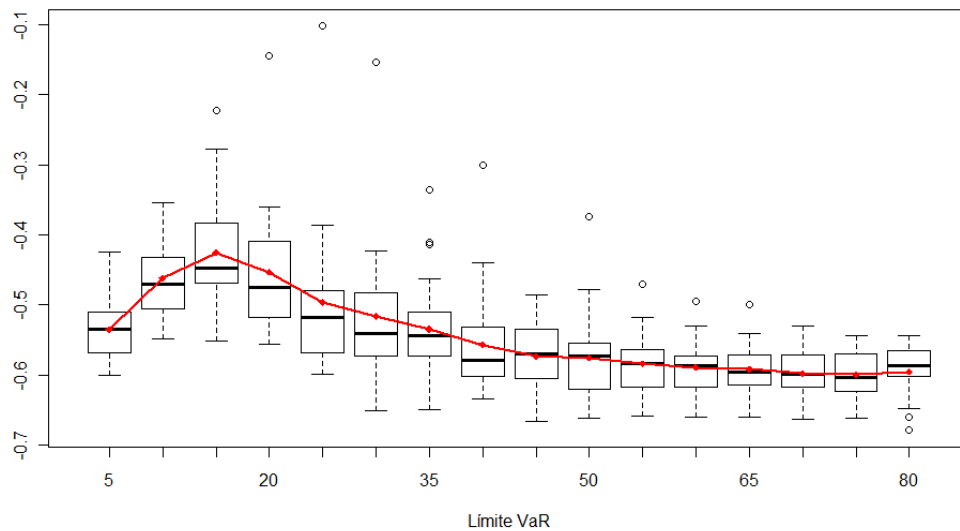


Figura 86 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite de VaR

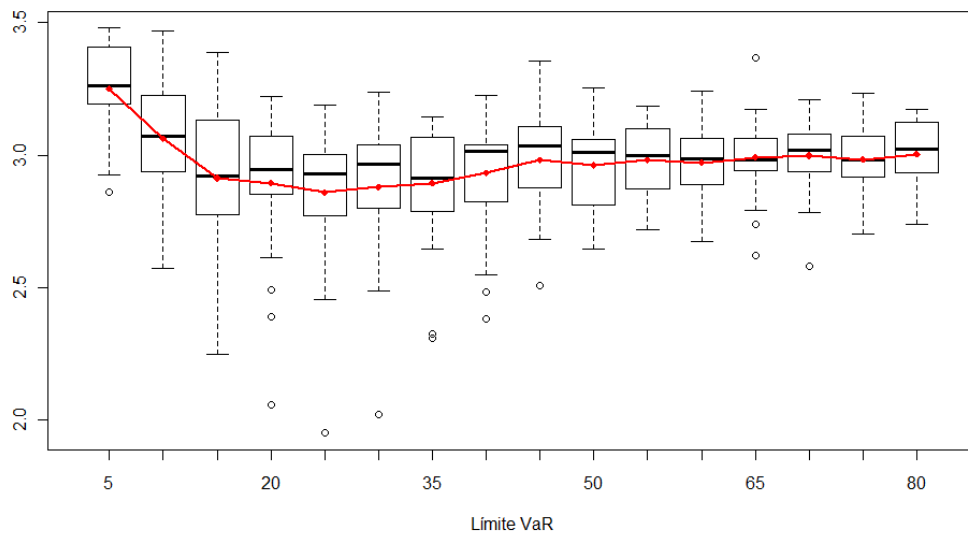


Figura 87 – Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR

**Estabilidad de los inversores**

*Solidez de los inversores.* La Figura 88 muestra la evolución del índice de solidez de los diferentes grupos de agentes para cada valor de  $LVaR$ . Podemos ver que el índice de solidez tiende a subir cuando el límite de VaR toma valores altos; pese a que en los primeros experimentos los indicadores anteriores muestran que el mercado es estable, el hecho de utilizar un límite de VaR muy bajo constriñe mucho a los inversores, y no les permite aprovechar las oportunidades del mercado. De este modo, sus beneficios son especialmente bajos (ver Figura 89), y su índice de estabilidad se resiente de ello.

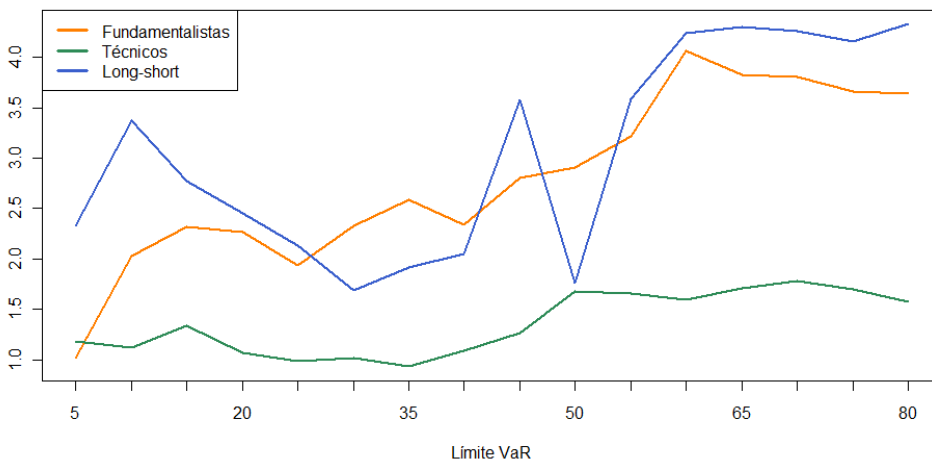


Figura 88 – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR

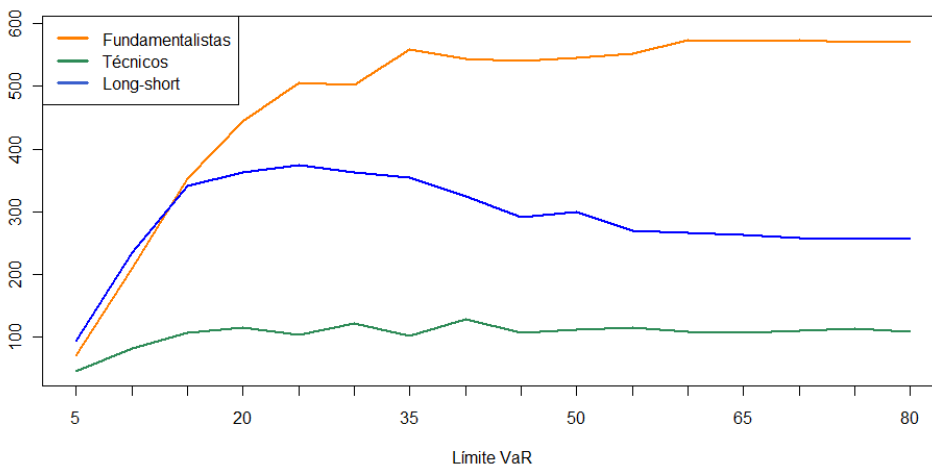


Figura 89 – Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR

*VaR de los inversores.* La Figura 90 muestra la evolución de la media de la serie temporal del VaR de los diferentes grupos de agentes para cada valor de  $LVaR$ . Como es de esperar, cuando la volatilidad es mayor, también lo es el VaR de los inversores. En los primeros experimentos el VaR es especialmente pequeño porque los agentes no pueden acumular grandes posiciones, y además el mercado se mantiene estable; el VaR aumenta aproximadamente cuando  $LVaR = 15-25$ , especialmente para los fundamentalistas y técnicos, y se estabiliza a partir de  $LVaR = 45$  porque su límite de VaR es más laxo y los órdenes de reducción tienen menor impacto en el mercado.

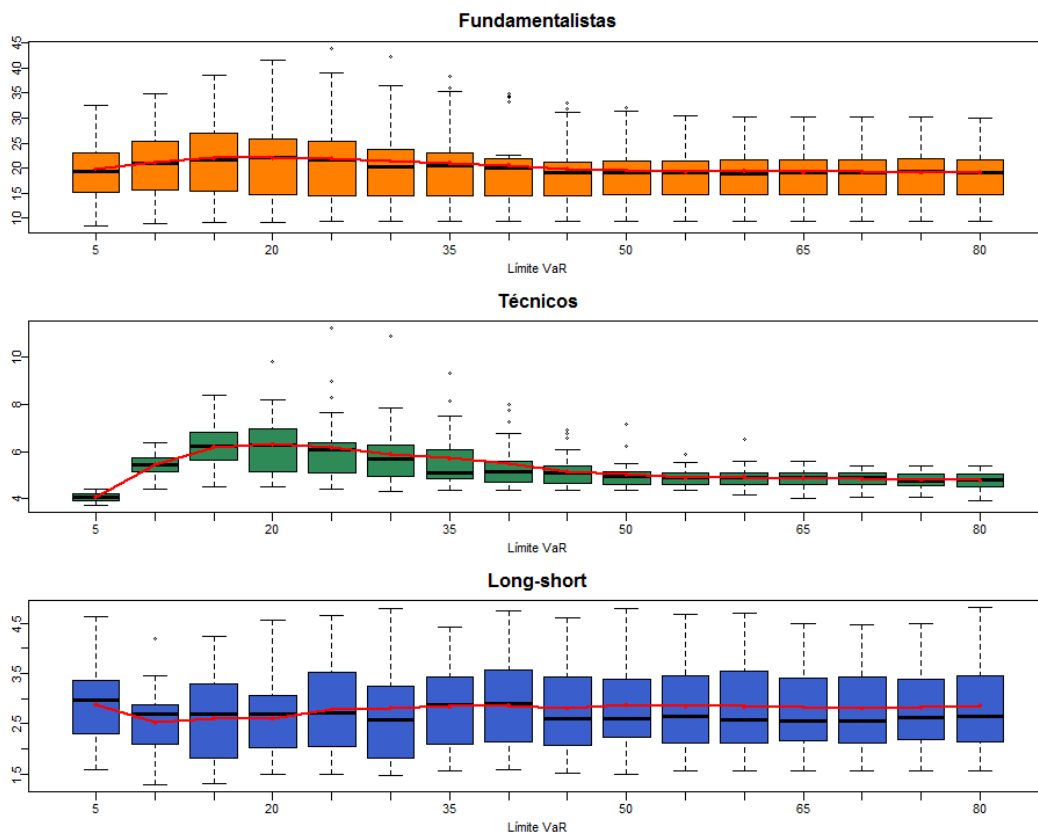


Figura 90 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR

### Conclusiones

El comportamiento de los diversos indicadores bajo diferentes límites de VaR nos lleva a concluir que el mercado es especialmente estable cuando los límites son muy restrictivos o muy laxos. Como hemos visto, cuando el límite de VaR es bajo, los inversores no pueden acumular grandes posiciones, y si se ven obligados a reducir su cartera, esto no tiene un gran impacto en el precio; cuando el límite de VaR es alto, es menos probable que los inversores alcancen su límite y que tengan lugar los ciclos de VaR (de hecho, un escenario con un límite de VaR suficientemente alto es equivalente a un modelo sin VaR). Es para valores intermedios del límite de VaR cuando el precio muestra una dinámica más interesante, con ciclos de VaR donde las reducciones forzosas de las carteras de los agentes tienen un importante efecto en el precio y la volatilidad. Notamos que no hace falta considerar valores poco realistas o 'forzados' del límite de VaR para que puedan surgir episodios de inestabilidad: tal como hemos comentado en la nota al pie 43, los valores de  $LVaR$  para los cuales el mercado es más proclive a sufrir ciclos de VaR corresponden a umbrales de pérdidas alrededor del 9%-25% del valor de la cartera ( $LVaR = 15-40$ ), y es más que probable que si un banco o un fondo sufre pérdidas de esta magnitud se deshaga de determinados activos para evitar que las pérdidas vayan a más.

Puesto que el mercado es más estable para límites de VaR especialmente altos o bajos, podríamos concluir que sería conveniente no imponer regulación alguna, o bien marcar estándares muy restrictivos a los participantes del mercado (de hecho, si miramos la volatilidad de las rentabilidades (*Figura 84*), que es el indicador de inestabilidad más habitual, parece que la mejor política para la estabilidad del mercado es fijar un límite de VaR bajo). Sin embargo, ambos escenarios son poco realistas. Por un lado, una política demasiado laxa deja el mercado desprotegido ante otras fuentes de inestabilidad no contempladas en nuestro modelo. Por otro lado, una política demasiado restrictiva no deja margen de maniobra a los inversores, y algunos autores han señalado que reduce la eficiencia del mercado. El modelo de Takahashi (2013) muestra que cuanto más estrictos son los agentes en su gestión del riesgo, más ineficiente es el mercado. En nuestro modelo también podemos observar este comportamiento. La *Figura 92* presenta el promedio de la serie temporal del precio y del valor fundamental, y puede apreciarse que cuando el límite de VaR es pequeño, la separación entre ambas series aumenta. Como la acción de los inversores fundamentalistas es la que impide que el precio se aleje del valor fundamental, al constreñir sus posiciones y órdenes se reduce su capacidad de mover el precio en la dirección del valor fundamental. En la *Figura 91* constatamos que la distancia media



entre las series del precio y del valor fundamental (a lo largo de las 25 simulaciones) disminuye cuando los agentes utilizan límites menos estrictos en su sistema VaR.

Por tanto, el único escenario realista en cuanto al límite de VaR es precisamente el que más potencial tiene de sufrir episodios de inestabilidad. Ser consciente de ello es el primer paso para explorar medidas que neutralicen este potencial. Por ejemplo, en la sección 4.6 analizaremos el efecto de medidas anticíclicas, y veremos que este tipo de mecanismos contrarrestan los ciclos de VaR y ayudan a estabilizar el mercado.

Los diferentes indicadores señalan que el mercado es más estable cuando los límites de VaR utilizados por los inversores son muy bajos o muy altos.. Sin embargo, aunque esta medida reduce los movimientos extremos en los precios, hay que tener en cuenta que también tiene efectos colaterales, y en particular afecta la eficiencia del mercado.

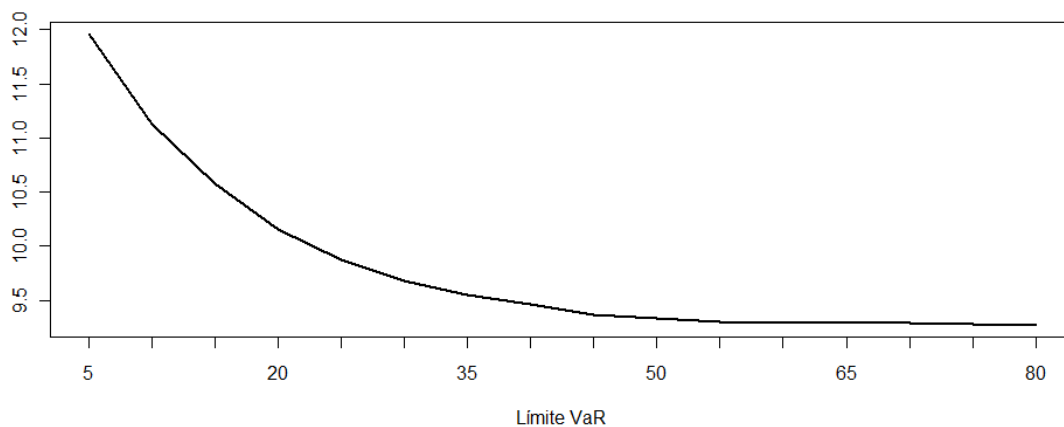


Figura 91 – Media de la distancia entre la serie temporal del precio y del valor fundamental para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite de VaR

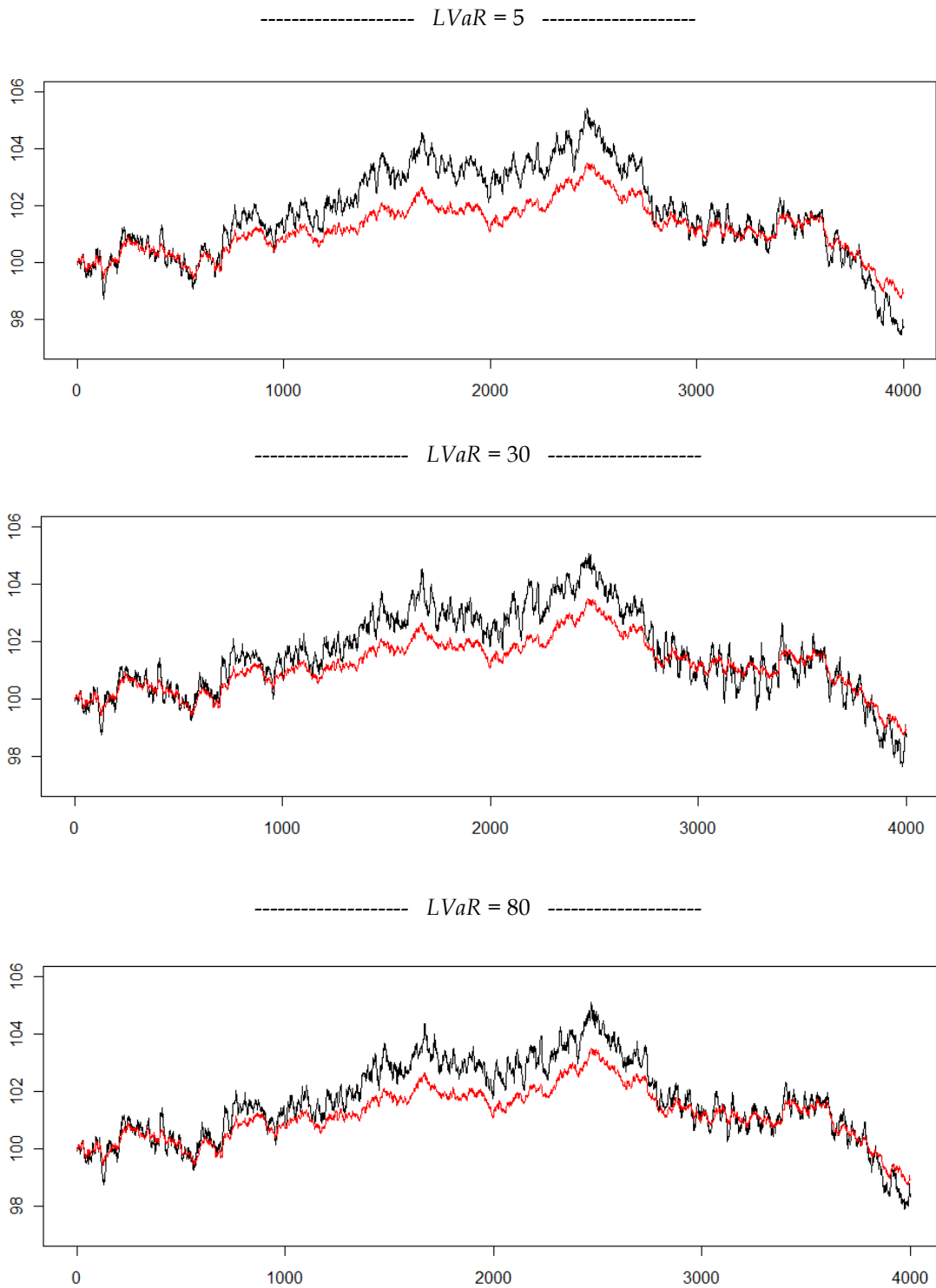


Figura 92 - Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones

#### 4.5.4 Límites de VaR variables

Hasta ahora hemos asumido que los límites de VaR son constantes. Sin embargo, en la práctica las entidades financieras adaptan estos límites en función de su riesgo y rentabilidad (Saita, 2007). Tal como señala Jorion (2001), en momentos de mayor volatilidad es sensato reducir el nivel máximo de VaR. Es de esperar que este ajuste del límite de VaR exacerbe el potencial inestabilizador de los sistemas VaR, ya que en momentos de inestabilidad no sólo aumentará el VaR de la cartera, sino que los agentes tenderán a reducir su límite; ambos mecanismos empujan en la misma dirección, obligando a los agentes a reducir todavía más su cartera.

Para estudiar hasta qué punto el ajuste dinámico de los límites de VaR incrementa la inestabilidad del mercado, en este apartado consideramos una variante de nuestro modelo donde los agentes actualizan en cada momento de tiempo su límite de VaR basándose en la volatilidad del mercado. Cuando la volatilidad actual  $\sigma_t$  es mayor que la volatilidad histórica ( $\overline{\sigma_t}$ , calculada como la media de la serie de volatilidades con una ventana de 200 ticks), los agentes reducen su límite de VaR porque interpretan que el mercado es más inestable; cuando la volatilidad actual es menor que la volatilidad histórica, entonces los agentes perciben el mercado como más seguro e incrementan su límite de VaR:

$$LVaR_t = LVaR_0 \cdot \frac{\overline{\sigma_t}}{\sigma_t}. \quad (27)$$

Cuando el mercado contiene más de un activo, entonces la volatilidad en la fórmula ( 27 ) se reemplaza con un índice de volatilidad, calculado como el promedio de la volatilidad de todos los activos del mercado (en este caso, el promedio para los dos activos del mercado).

Para estudiar el efecto de usar límites de VaR procíclicos, repetiremos los experimentos de la sección 4.5.3, pero con límites variables: los inversores son heterogéneos respecto a la ventana con la que calculan la volatilidad, y tienen el mismo límite de VaR inicial,  $LVaR_0$ . En los diferentes experimentos, todos los parámetros se mantienen constantes excepto el límite de VaR inicial, que crece desde  $LVaR_0 = 5$  hasta  $LVaR_0 = 100$  <sup>44</sup>. A lo largo de cada simulación los agentes ajustan este límite según la volatilidad del mercado.

---

<sup>44</sup> Cada experimento con un valor diferente del límite inicial de VaR se compone de 25 simulaciones, y cada simulación tiene una duración de 4000 pasos de tiempo. En cada

## Volatilidad

*Volatilidad del precio.* La *Figura 93* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR,  $LVaR_0$ . Mostramos también la evolución del límite variable de VaR a lo largo de la simulación, para proporcionar una idea del rango de valores que toma y de cómo varía en función de la volatilidad del mercado<sup>45</sup>. Por ejemplo, alrededor de  $t=3300$ , cuando la volatilidad incrementa para  $LVaR_0=30$ , el límite es más estricto (puede llegar a reducirse aproximadamente un 50%) y los agentes tienen mayor presión para liquidar sus posiciones.

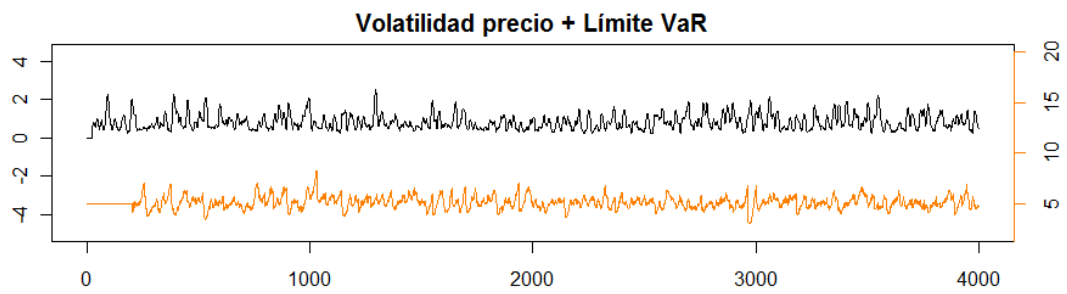
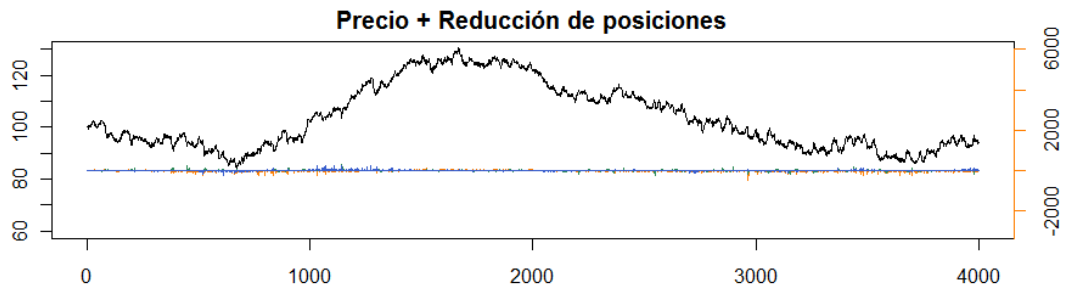
Análogamente al caso de  $LVaR$  constante, cuando el límite inicial de VaR toma valores intermedios ( $LVaR_0 = 30$  en la *Figura 93*), los ciclos de VaR son más notorios, y la serie temporal de la volatilidad muestra que durante estos ciclos la volatilidad del precio es más alta, lo que indica que el mercado es más inestable. Cuando el límite de VaR inicial toma valores muy pequeños ( $LVaR_0 = 5$  en la *Figura 93*) o muy altos  $LVaR_0 = 80$  en la *Figura 93*), el mercado es más estable. Por un lado, si el límite de VaR de partida es pequeño, aunque los agentes lo vayan ajustando con el transcurso del tiempo, tienen menor margen para acumular grandes posiciones, porque el VaR de su cartera es proporcional a las posiciones que tienen en los diferentes activos del mercado. De este modo, aunque alcancen su límite de VaR y deban reducir su cartera, en realidad no pueden emitir grandes órdenes al mercado y el efecto en el precio y la volatilidad es menor, lo que hace que el ajuste del límite de VaR sea pequeño. Por otro lado, si el límite inicial de VaR es alto, entonces es menos probable que los agentes alcancen su límite, y por ello la dinámica del precio no es muy distinta del caso en que los agentes no gestionen su riesgo.

---

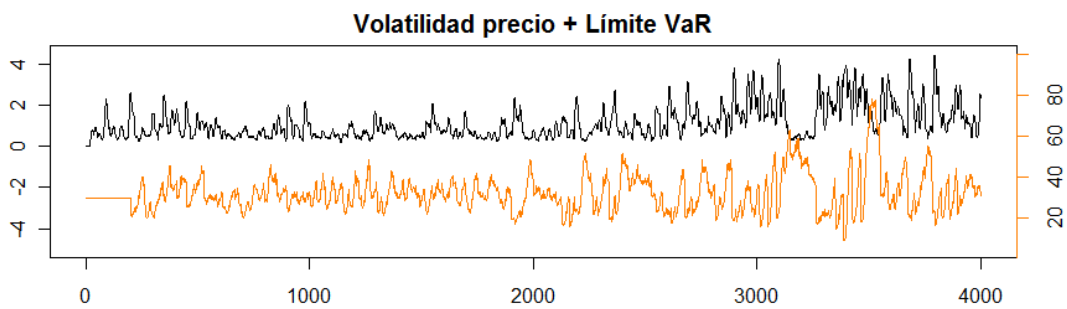
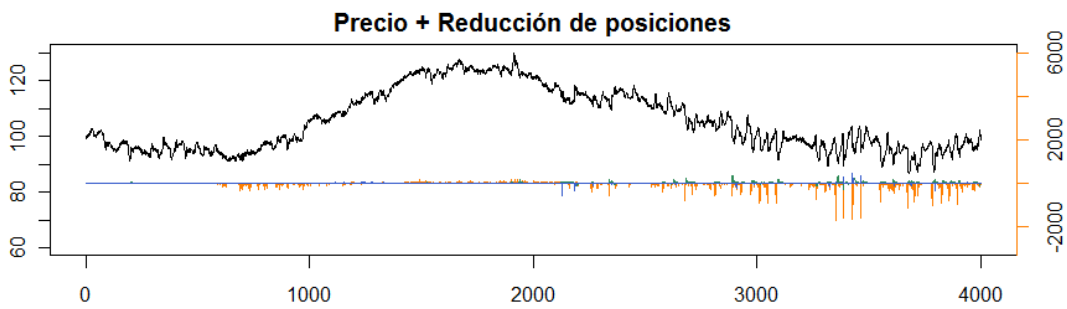
experimento hemos utilizado las mismas semillas para los procesos aleatorios, para asegurar que cualquier cambio observado es exclusivamente un efecto del límite inicial de VaR.

<sup>45</sup> En la *Figura 93* sólo se muestra la serie del límite de VaR de los inversores fundamentalistas. Como el ajuste del límite de VaR depende de las condiciones del mercado, y no de las posiciones individuales de cada agente, coincide para todos los grupos de inversores.

-----  $LVaR_0 = 5$  -----



-----  $LVaR_0 = 30$  -----



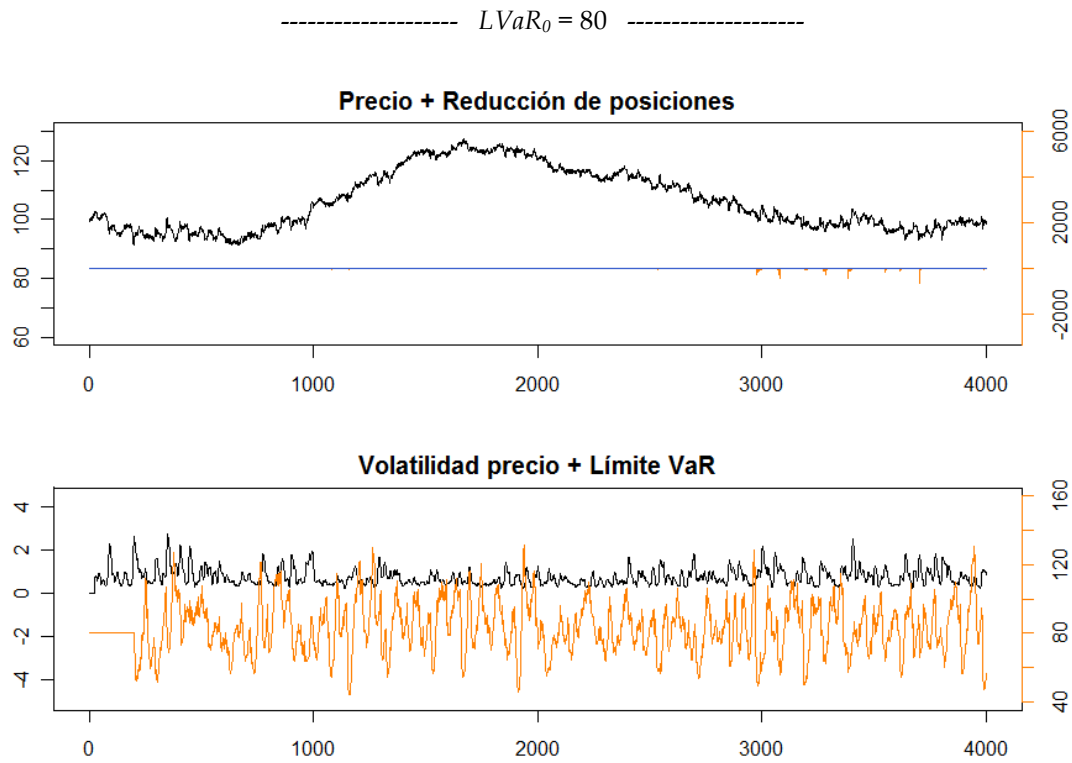


Figura 93 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR

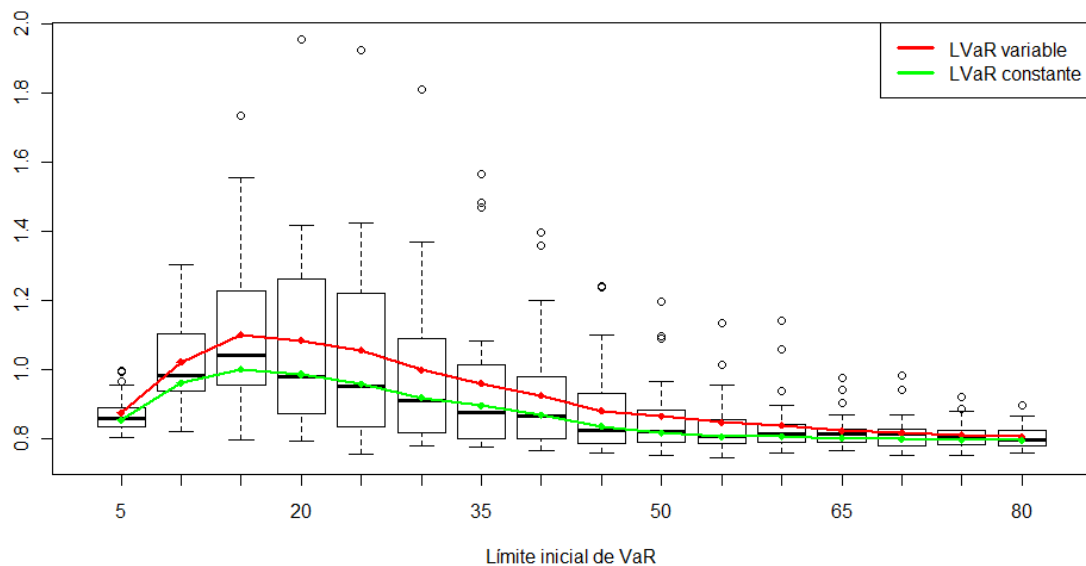
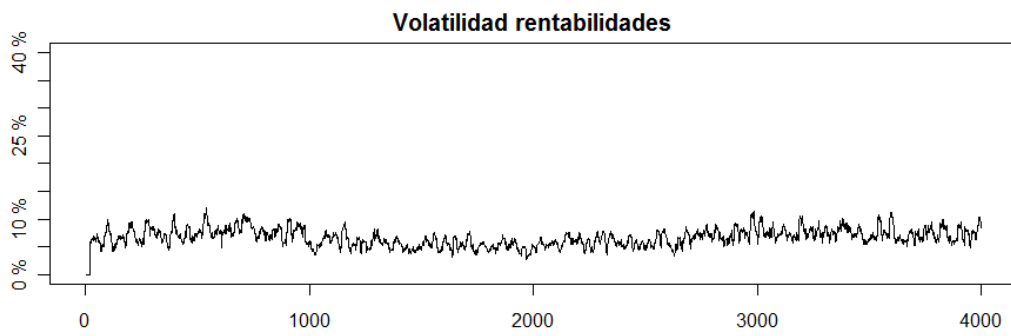
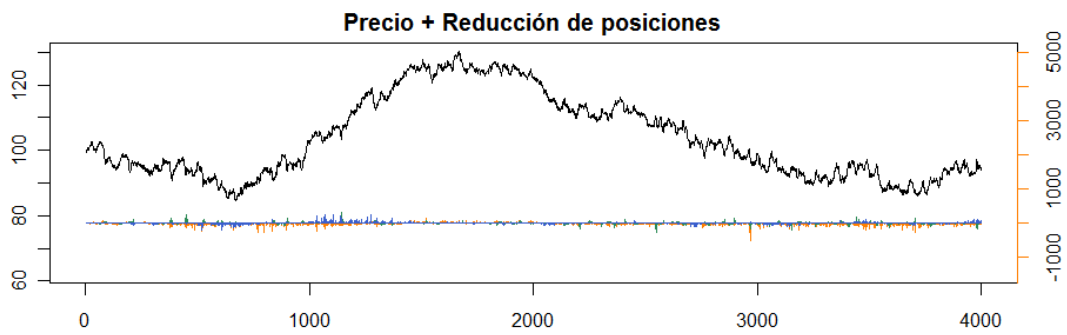


Figura 94 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite inicial de VaR

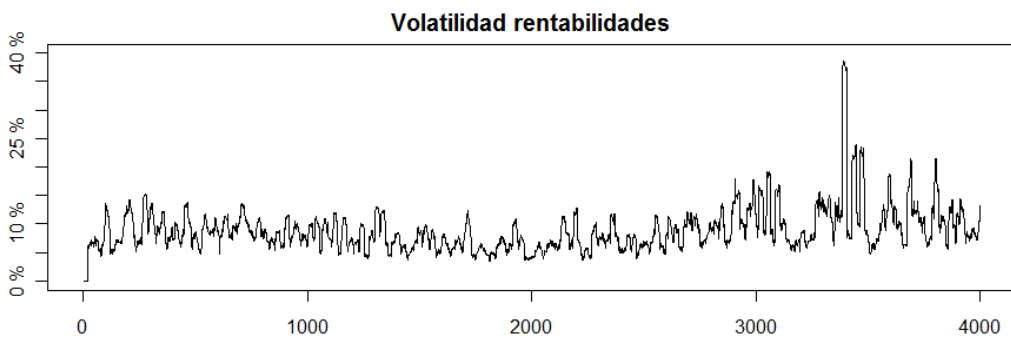
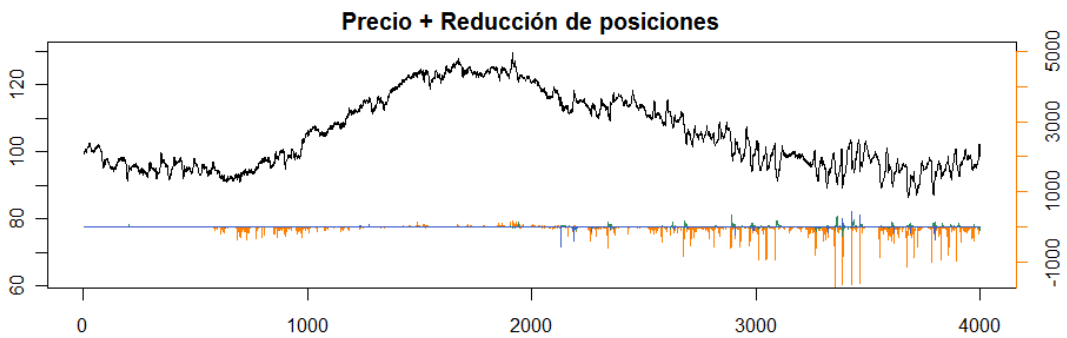
La *Figura 94* resume el comportamiento de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio cuando el límite inicial de VaR crece entre  $LVaR_0 = 5$  y  $LVaR_0 = 80$ . El comportamiento de la volatilidad media es el mismo que cuando el límite de VaR es constante, es decir, la volatilidad alcanza valores mayores alrededor de  $LVaR_0 = 15-30$ , y disminuye en los experimentos iniciales y finales, cuando es más difícil que se dé algún ciclo de VaR. Para facilitar la comparación con el caso constante, en la *Figura 94* se muestra también la volatilidad media para  $LVaR$  constante (curva en verde), y pese a que ambas curvas describen un patrón similar, podemos observar que la volatilidad aumenta un poco cuando los agentes ajustan su límite de VaR a partir de la volatilidad observada.

*Volatilidad de las rentabilidades.* La *Figura 95* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR,  $LVaR_0$ . Su comportamiento es análogo al de la volatilidad del precio: para valores intermedios de  $LVaR_0$  la volatilidad es mayor, porque como se observa en el gráfico de la serie temporal, la volatilidad crece precisamente cuando se dan los ciclos de VaR. Los boxplots de la *Figura 96* resumen el comportamiento en la media de la volatilidad a lo largo de los diferentes experimentos, y podemos observar que el promedio de la volatilidad (curva en rojo) es superior que cuando el límite de VaR es constante (curva en verde).

-----  $LVaR_0 = 5$  -----



-----  $LVaR_0 = 30$  -----





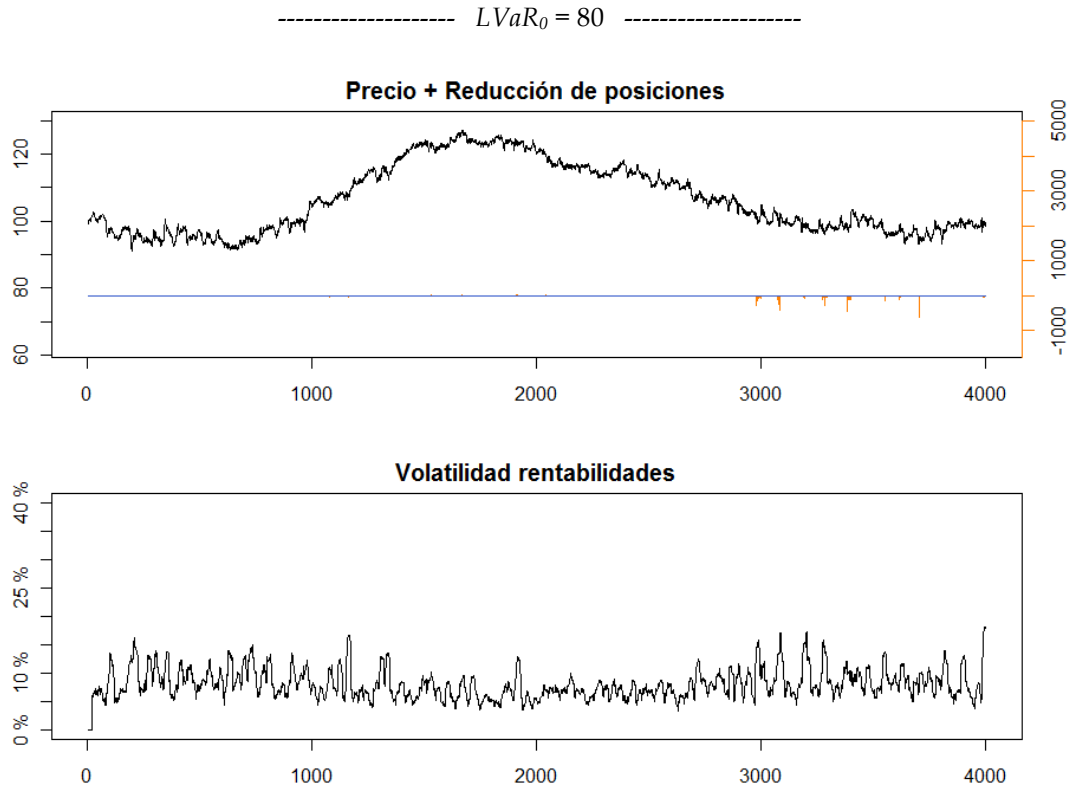


Figura 95 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR

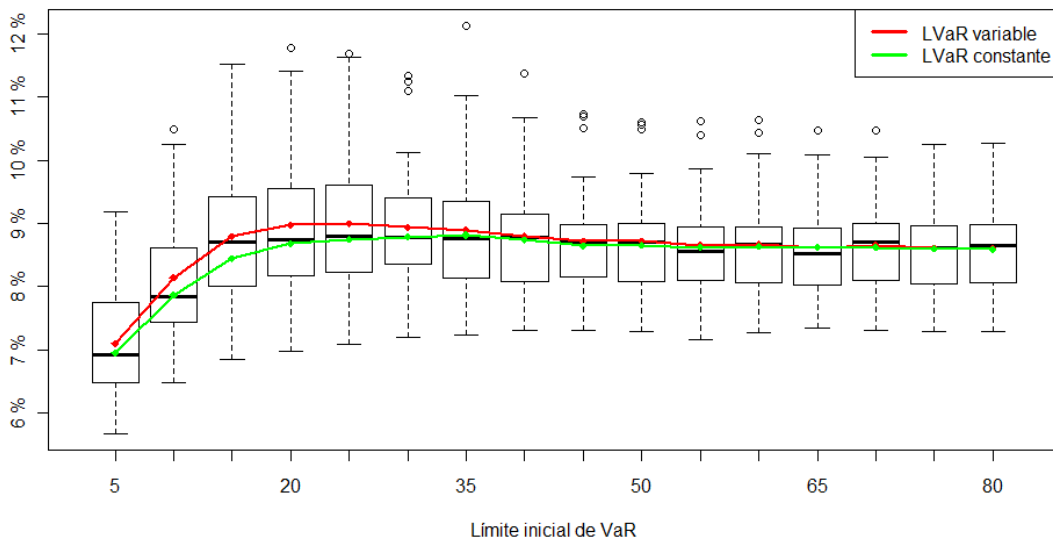
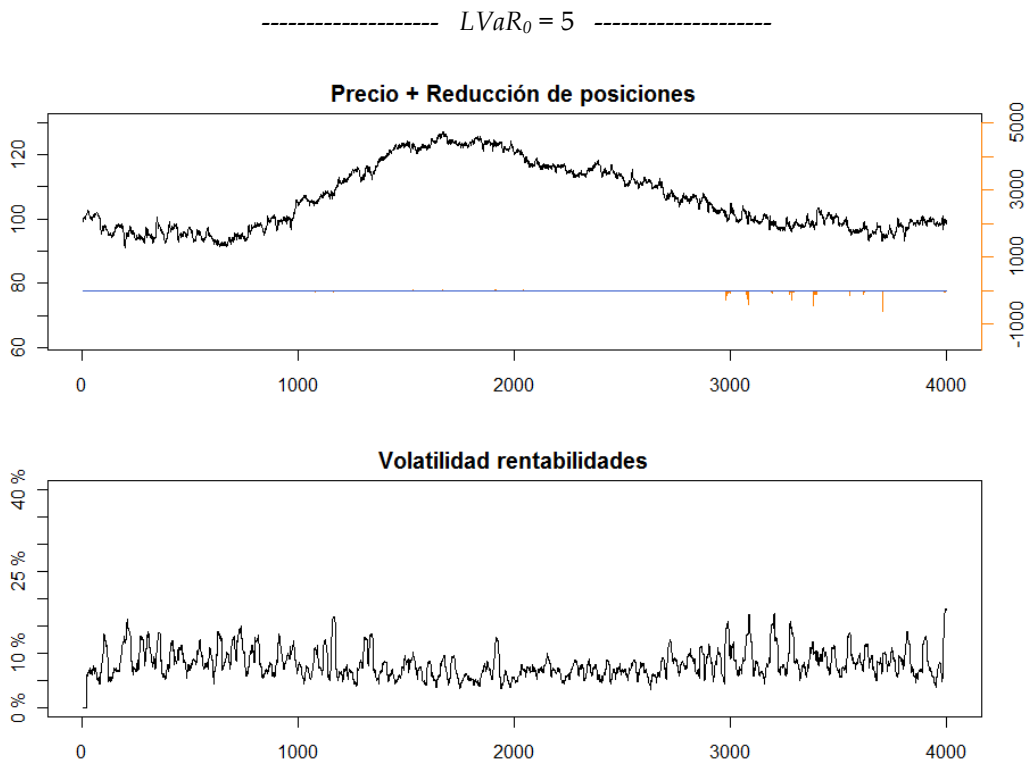


Figura 96 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite inicial de VaR

**Movimientos extremos de las rentabilidades**

Curtosis de la distribución de rentabilidades. La Figura 97 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades obtenidas para diferentes valores de  $LVaR_0$ . Como ya hemos visto en los apartados anteriores, la curtosis crece cuando tiene lugar un ciclo de VaR, por lo que alcanza sus valores más altos en los experimentos intermedios.



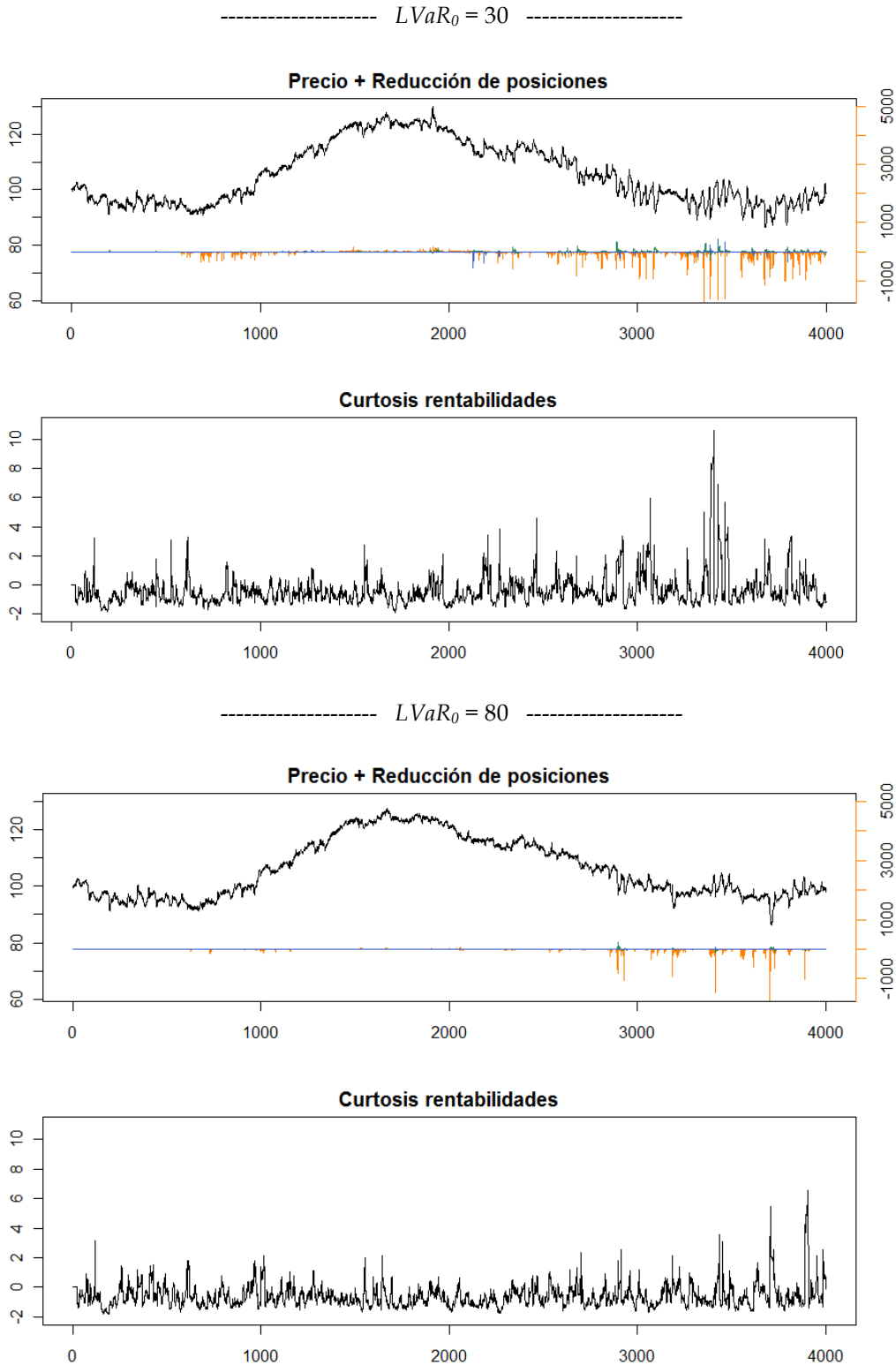


Figura 97 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes valores del límite inicial de VaR

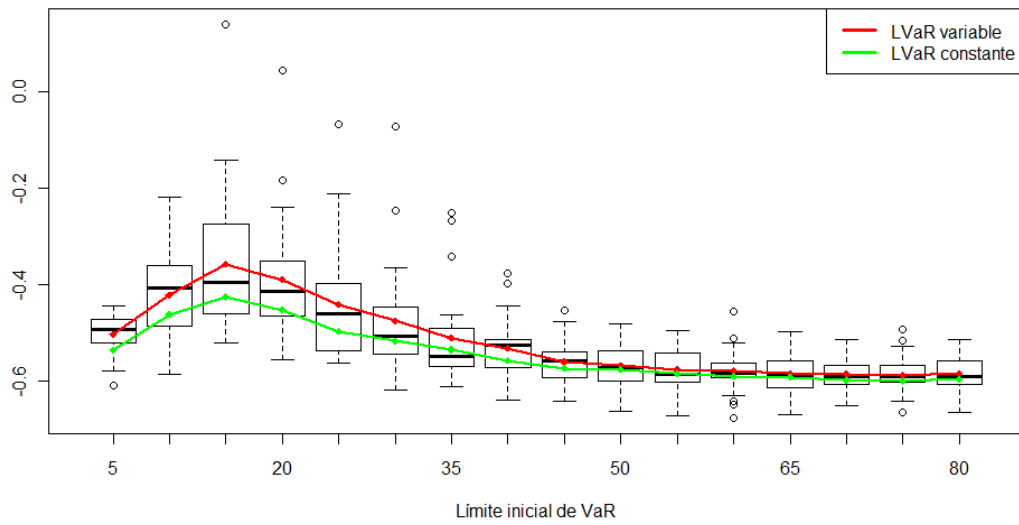


Figura 98 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el límite inicial de VaR

Índice de Hill. La Figura 99 muestra la evolución del índice de Hill de la distribución de rentabilidades a lo largo de los diferentes experimentos. En los experimentos intermedios, para  $LVaR_0 = 15-35$ , el índice de Hill es menor, lo que indica que la cola de la distribución es mayor y que por tanto hay una mayor presencia de rentabilidades extremas que inestabilizan el mercado. Como ocurre con un límite de VaR constante, el índice de Hill indica que el mercado es más estable cuando el límite inicial de VaR toma valores muy bajos o muy altos.

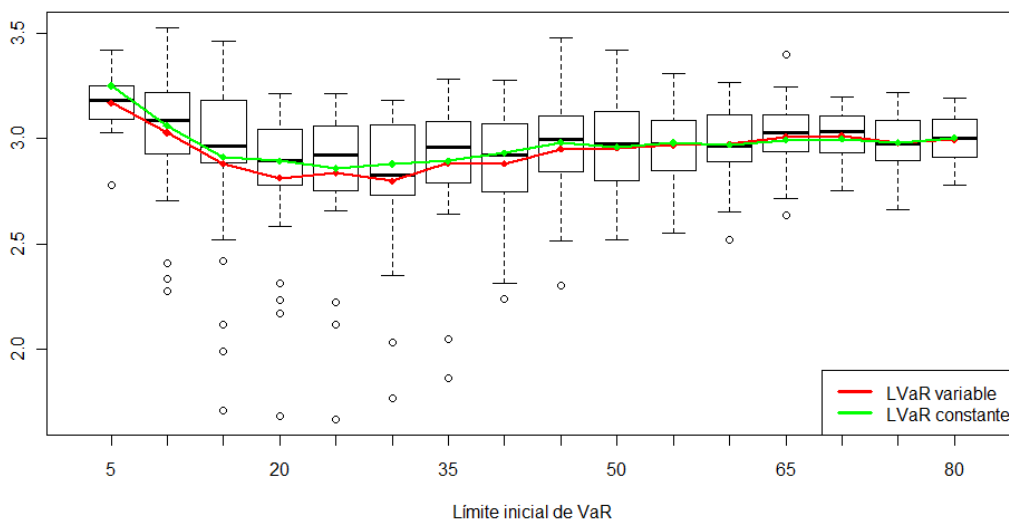


Figura 99 - Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR

**Estabilidad de los inversores**

*Solidez de los inversores.* La Figura 100 muestra la evolución del índice de solidez de los diferentes grupos de agentes para cada valor de  $LVaR_0$ . Podemos ver que en los experimentos intermedios el índice de solidez disminuye ligeramente, lo que combinado con el mayor beneficio acumulado (Figura 101) nos indica que la variabilidad de los beneficios es mayor, y que por tanto su solidez empeora.

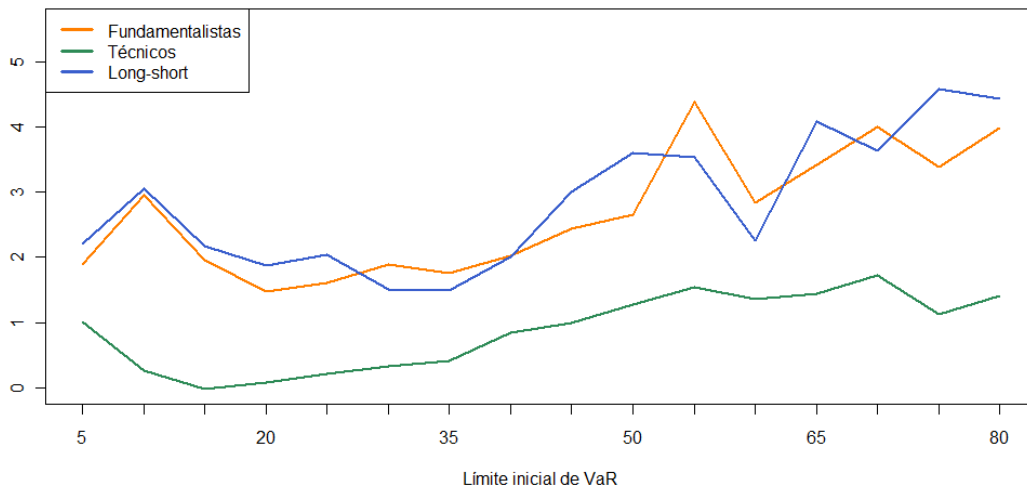


Figura 100 - Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR

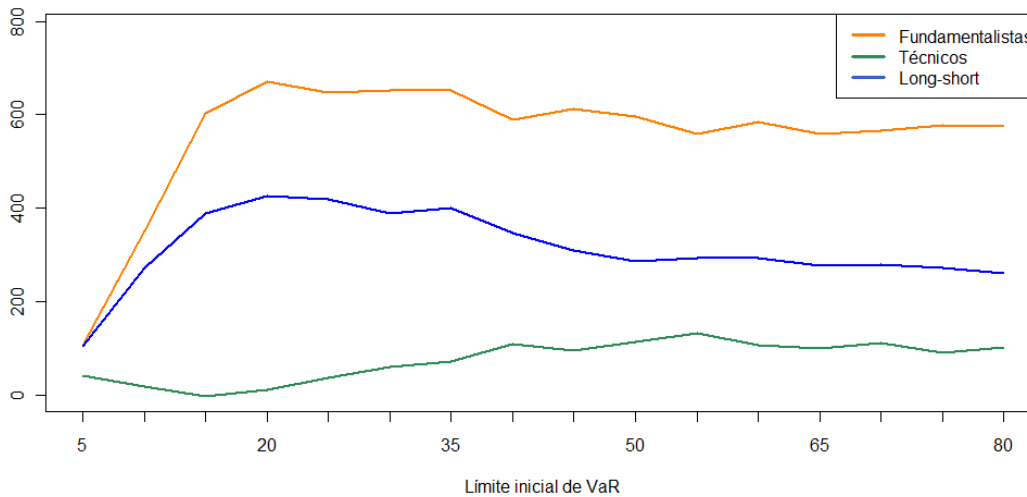


Figura 101 - Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR

*VaR de los inversores.* La Figura 102 muestra la evolución de la media de la serie temporal del VaR de los diferentes grupos de agentes para cada valor de  $LVaR_0$ . Tal como ocurre con la volatilidad, el VaR aumenta para  $LVaR_0 = 15-30$ , y en los últimos experimentos se estabiliza cuando la frecuencia de aparición de ciclos de VaR disminuye.

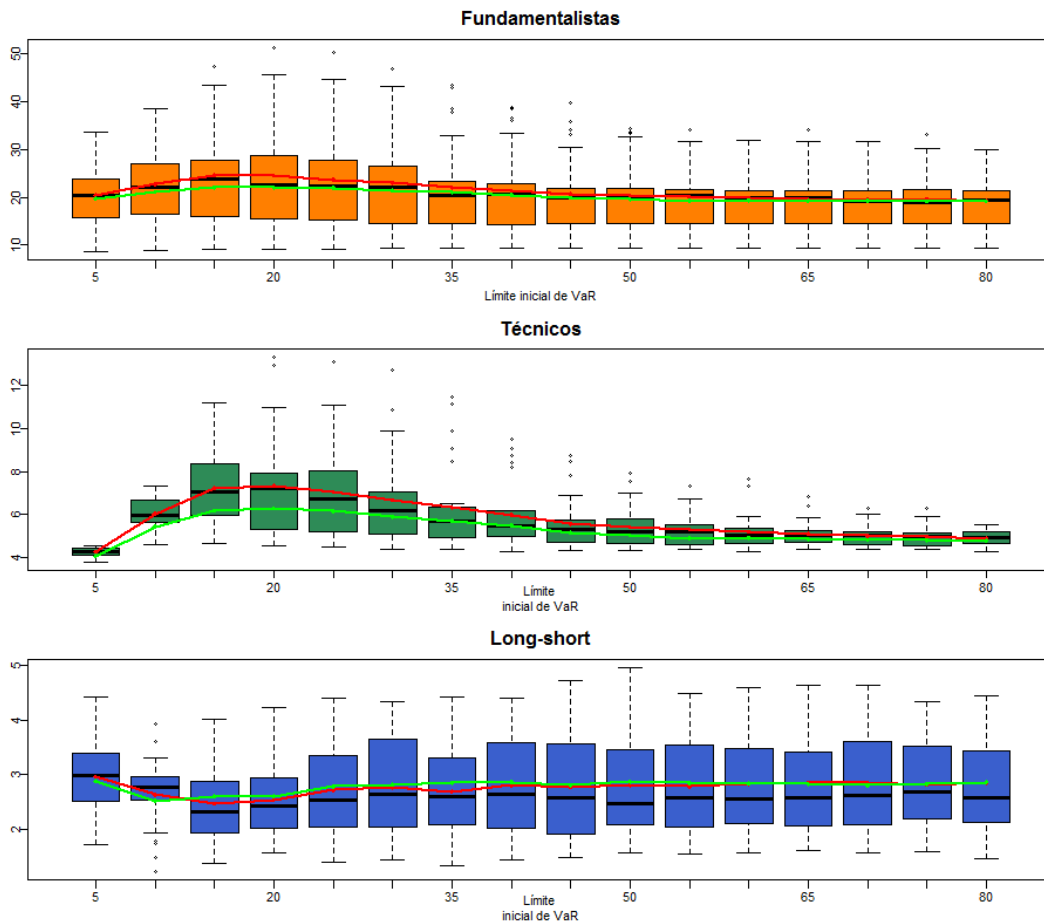


Figura 102 – Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el límite inicial de VaR

### Conclusiones

Los experimentos mostrados en esta sección reafirman los resultados que habíamos observado para un límite de VaR constante (sección 4.5.3): el mercado es especialmente estable cuando los límites iniciales son o bien muy restrictivos o bien muy laxos, porque en el primer caso los inversores no llegan a acumular grandes posiciones y, si deben reducir su cartera, el impacto en

el precio es menor; en el segundo caso es menos probable que los inversores alcancen su límite de VaR. En estos dos escenarios extremos, la diferencia entre utilizar límites constantes o variables es pequeña, porque la volatilidad del mercado no crece excesivamente y por tanto el límite variable de VaR no sufre grandes variaciones. Para valores intermedios del límite inicial de VaR (alrededor de  $LVaR_0 = 15-30$ ) se dan ciclos de VaR con mayor frecuencia, y el aumento en la volatilidad del mercado hace que los agentes ajusten su límite de VaR de forma más marcada, lo que exagera los ciclos de VaR. Por ello, los diferentes indicadores de inestabilidad muestran mayores valores en estos experimentos intermedios cuando el límite de VaR es variable.

Estos experimentos ponen de relieve que si los participantes del mercado reducen su tolerancia al riesgo durante los periodos de fluctuación de precios, los sistemas VaR tienen todavía mayor capacidad potencial de incrementar la inestabilidad del mercado. Este es un aspecto a tener en cuenta porque si bien algunos inversores como los *hedge funds* pueden soportar los vaivenes del mercado y las pérdidas durante un cierto periodo de tiempo, otros tipos de entidad son más aversos al riesgo y reaccionan rápidamente ante los signos de inestabilidad para acotar sus pérdidas (FMI, 2007); en estas circunstancias, reducir los límites de VaR es una medida sensata a nivel individual pero a nivel colectivo agrava las espirales de ventas e inestabilización del mercado.

#### 4.5.5 Resumen

En la sección 4.5.2 hemos estudiado el efecto de la ventana de volatilidad, y hemos visto que es más probable que se den ciclos de VaR cuando la volatilidad se calcula a corto plazo, es decir, cuando la ventana toma valores pequeños. En la sección 4.5.3 hemos estudiado el efecto del límite de VaR, y hemos visto que el mercado es más estable para valores pequeños o grandes del límite de VaR, y que cuando este parámetro toma valores intermedios es más fácil que aparezcan ciclos de VaR.

Al incrementar la ventana de volatilidad a lo largo de los experimentos de la sección 4.5.2, los agentes mantenían siempre el mismo valor para su límite de VaR (que tomaba valores entre  $LVaR = 30$  y  $LVaR = 50$ ). Análogamente, al incrementar el límite de VaR a lo largo de los experimentos de la sección 4.5.3, los agentes mantenían siempre el mismo valor para su ventana

de volatilidad (que tomaba valores entre  $w^\sigma = 10$  y  $w^\sigma = 30$ ). Mantener fijos el resto de parámetros nos ha permitido identificar claramente el efecto de la ventana de volatilidad en la sección 4.5.2 o del límite de VaR en la sección 4.5.3.

En este apartado queremos proporcionar una visión más amplia del efecto de la ventana de volatilidad y del límite de VaR. Por ejemplo, sabemos que el mercado es más inestable cuando los agentes utilizan una ventana de volatilidad pequeña, pero estos resultados los hemos obtenido en experimentos con agentes que tenían un determinado límite de VaR. ¿Sigue siendo cierto si los agentes utilizan límites de VaR más pequeños o más grandes?

Para tener una mejor perspectiva del comportamiento del modelo para otros valores de los parámetros, a continuación resumimos gráficamente el comportamiento de los diferentes indicadores de inestabilidad cuando el límite de VaR toma valores entre  $LVaR = 3$  y  $LVaR = 60$ , y la ventana de volatilidad toma valores entre  $w^\sigma = 3$  y  $w^\sigma = 48$ <sup>46</sup>. En todos los gráficos el color rojo identifica la situación de mayor inestabilidad (por ejemplo, una volatilidad alta, o un índice de Hill bajo).

Los gráficos de la *Figura 103* corroboran los resultados obtenidos en las secciones 4.5.2 y 4.5.3. Varios indicadores coinciden en que la peor situación se da cuando los agentes utilizan una ventana pequeña para calcular la volatilidad y además un valor intermedio del límite de VaR (entre 20 y 50 aproximadamente); la volatilidad de las rentabilidades, el índice de Hill o el VaR de los agentes son especialmente claros en este sentido. Vemos también que utilizar límites estrictos de VaR causa movimientos bruscos y mantenidos de los precios, sea cual sea la ventana de volatilidad: la volatilidad de los precios depende mayormente del límite de VaR, de manera que la reducción continua de posiciones causada por un límite bajo de VaR incrementa la desviación estándar de los precios.

---

<sup>46</sup> El valor de los indicadores mostrado en estos gráficos es un promedio sobre 15 simulaciones para cada pareja de valores del límite de VaR y la ventana de volatilidad. En el caso del índice de solidez y del VaR, se ha tomado la media sobre los tres grupos de agentes (fundamentalistas, técnicos y *long-short*).



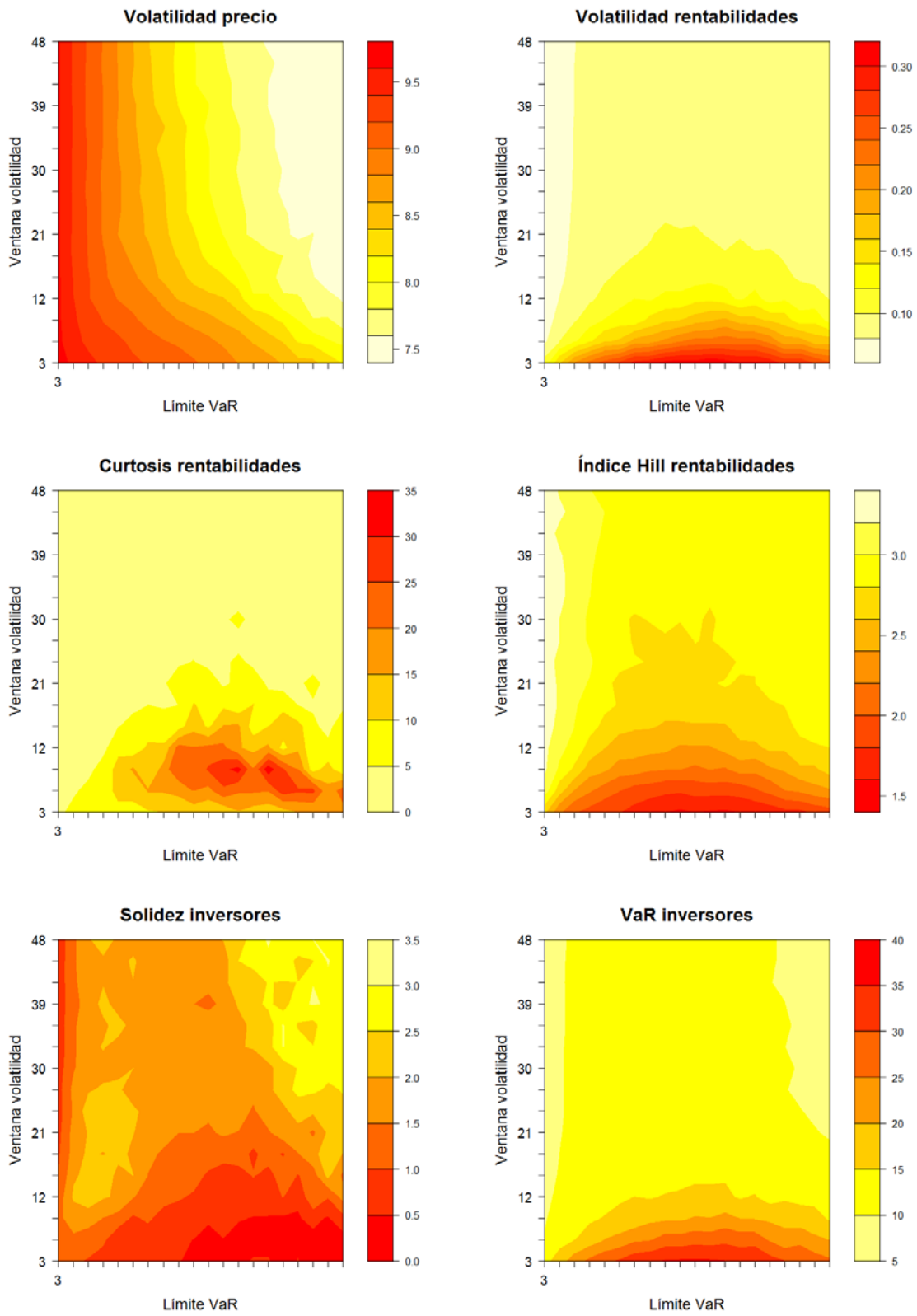


Figura 103 – Resumen gráfico del comportamiento de los indicadores de inestabilidad al incrementar la ventana de volatilidad y el límite de VaR

## 4.6 MEDIDAS REGULATORIAS CONTRA LA PROCICLICALIDAD

En la sección 4.5 hemos comprobado que el uso generalizado de sistemas VaR tiene la capacidad de generar dinámicas inestabilizadoras, donde los agentes reducen sus carteras al superar su límite de posiciones y con ello mueven los precios, incrementan la volatilidad del mercado y provocan una nueva oleada de reducciones que retroalimenta la inestabilidad del mercado. Esta espiral tiene efectos todavía más graves en el mercado si los agentes son aversos al riesgo y ajustan su límite de VaR en función de la volatilidad del mercado (sección 4.5.4), porque en ese caso cuando incrementa la inestabilidad del mercado no sólo aumenta el VaR, sino que al mismo tiempo el límite se reduce.

En esta sección estudiaremos la efectividad de dos mecanismos destinados a contrarrestar la prociclicidad inherente a los sistemas VaR. Por un lado, consideraremos límites de VaR anticíclicos que se vuelven menos estrictos cuando el mercado es más volátil para evitar que los agentes se vean forzados a liquidar su cartera, o para permitir al menos que estas reducciones tengan un impacto menor (sección 4.6.1). Por otro lado, implementaremos una de las nuevas medidas introducidas en Basilea III para mejorar la gestión del riesgo de mercado: el VaR estresado (4.6.2).

Para ‘poner a prueba’ ambas medidas, consideraremos precisamente la configuración del modelo para la que la mayoría de indicadores muestran que el uso de VaR induce una mayor inestabilidad. En la sección 4.5.5 hemos visto que es más probable que se den ciclos de VaR cuando el límite de VaR se mueve entre 30 y 40, y cuando la ventana de la volatilidad es pequeña, por lo que en los experimentos que describiremos a continuación consideraremos los siguientes valores de los parámetros del modelo de VaR:

$$VaR_{\min} = 30, \quad L VaR_{\max} = 40$$

$$w_{\min}^{\sigma} = w_{\max}^{\sigma} = 5$$

En este escenario ‘adverso’ podremos ver qué medida es más eficaz para reducir la inestabilidad del mercado.

### 4.6.1 Límites de VaR anticíclicos

En vista de la prociclicidad inducida por el marco regulatorio de Basilea II ( (Danielsson, y otros, 2001), (Allen & Saunders, 2004)), ha habido una llamada para mejorar los estándares

regulatorios introduciendo mecanismos anticíclicos ( (Financial Services Authority, 2009), (Brunnermeier, Crocket, Goodhart, Persaud, & Shin, 2009)). Precisamente Basilea III presenta algunas innovaciones en este sentido, introduciendo un colchón anticíclico que incentiva a los bancos a incrementar sus reservas en los “buenos tiempos” y reduce los requerimientos de capital cuando la situación empeora (ver sección 4.1.2).

Motivados por esta nueva tendencia regulatoria, nos preguntamos cuán efectivo sería introducir límites de VaR anticíclicos para mantener la estabilidad del mercado. Para responder a esta cuestión consideramos una variante del modelo donde los límites de VaR son variables, pero varían precisamente en la dirección contraria que en el modelo de la sección 4.5.4: cuando la volatilidad actual es menor que la volatilidad histórica, es decir, cuando puede interpretarse que el mercado es estable, el límite se reduce para evitar que los agentes acumulen posiciones excesivas; cuando, por el contrario, la volatilidad actual es mayor que la volatilidad histórica, el límite de VaR se ajusta al alza para evitar que los agentes incrementen la volatilidad deshaciéndose forzosamente de sus posiciones.

$$LVaR_t = LVaR_0 \cdot \frac{\sigma_t}{\sigma_t} . \quad (28)$$

Aunque se trata de un mecanismo simple - y drástico en comparación por ejemplo con el colchón anticíclico introducido en Basilea III - nos permite explorar y cuantificar la efectividad de una posible medida anticíclica en la estabilización de los mercados.

### **Volatilidad**

Volatilidad del precio. La *Figura 104* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio obtenidas para un porcentaje creciente de agentes usando un sistema VaR con límites anticíclicos. Mostramos también la evolución del límite variable de VaR (promediado sobre todos los agentes fundamentalistas) a lo largo de la simulación, para proporcionar una idea del rango de valores que toma y de cómo varía en función de la volatilidad del mercado<sup>47</sup>.

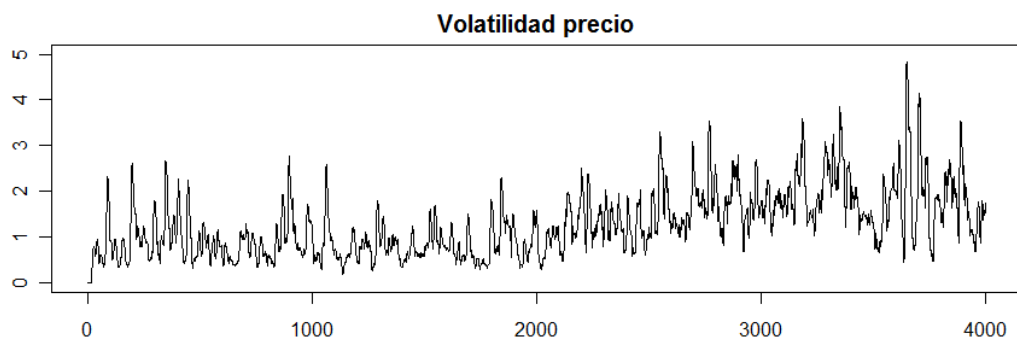
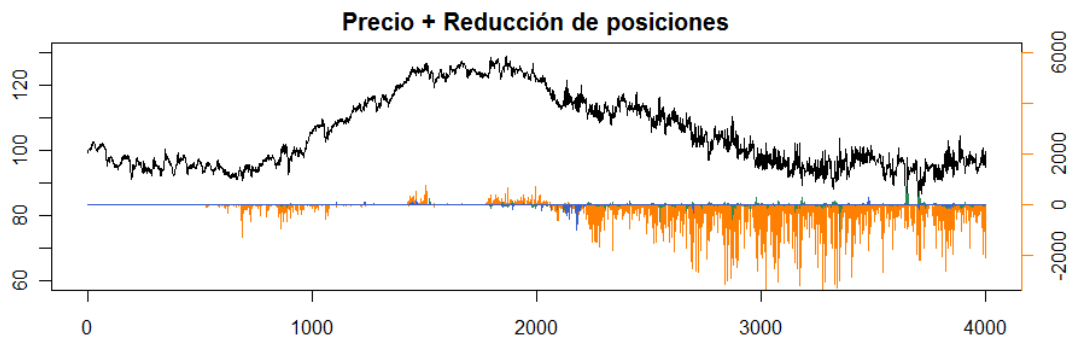
---

<sup>47</sup> En la *Figura 93* sólo se muestra la serie del límite de VaR de los inversores fundamentalistas. Como el ajuste del límite de VaR depende de las condiciones del mercado, y no de las posiciones individuales de cada agente, coincide para todos los grupos de inversores.

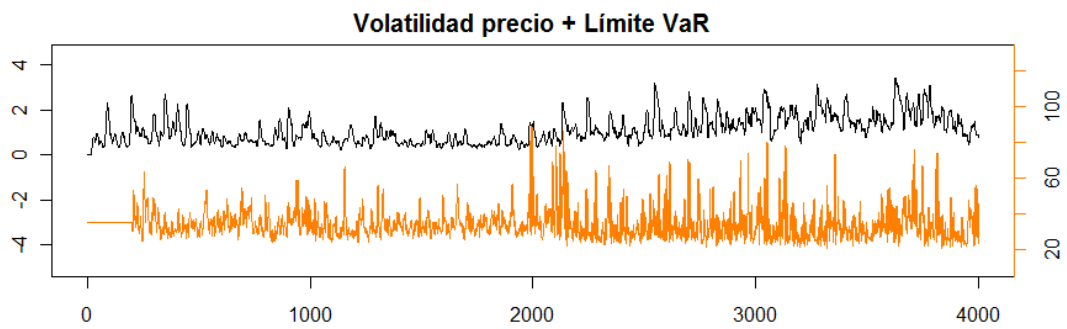
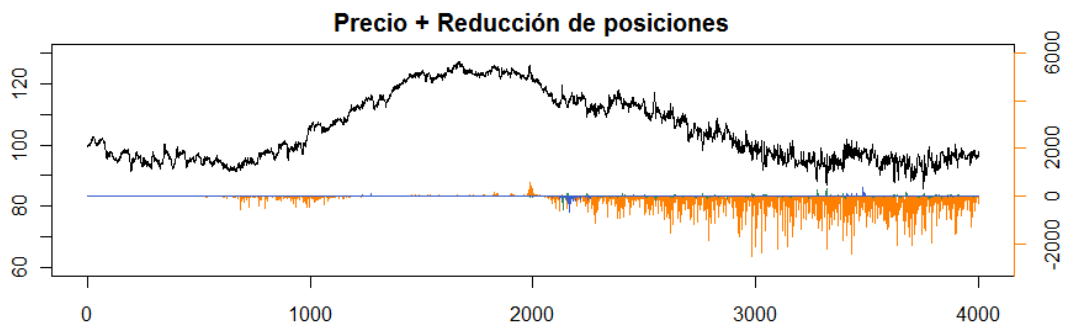
Cuando la mitad del mercado utiliza límites anticíclicos, el volumen de reducción de posiciones disminuye, y también lo hace la volatilidad del precio. En esta simulación particular vemos que la volatilidad del precio vuelve a alcanzar valores altos cuando el 100% de los agentes utilizan límites anticíclicos porque en ciertos momentos el precio sufre movimientos importantes por los órdenes de los inversores: el *spread* diverge suficientemente de su media histórica y cuando los agentes *long-short* abren posiciones mueven el precio, acercándolo o alejándolo del valor fundamental y poniendo en acción a los inversores fundamentalistas, que a su vez mueven de nuevo el precio con sus órdenes. Cuando en este proceso las acciones de diferentes tipos de agentes van en la misma dirección, su efecto es más pronunciado en el precio y la volatilidad, especialmente si los límites de VaR son mayores y los agentes tienen menos restricciones en sus posiciones. Sin embargo, se trata de episodios aislados: en el resumen proporcionado en la *Figura 105* podemos ver que la media de la serie temporal de la volatilidad del precio disminuye a medida que crece el número de agentes que utilizan un límite anticíclico de VaR, ya que la presión por liquidar posiciones cuando crece la inestabilidad es ahora menor que cuando el límite de Var es constante.

Volatilidad de las rentabilidades. La *Figura 106* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite anticíclico. Su comportamiento es análogo al de la volatilidad del precio: pese a que puntualmente la volatilidad puede tomar valores altos por movimientos marcados en los precios (por ejemplo alrededor de  $t=3600$  en la *Figura 106*), la volatilidad media disminuye cuando más agentes utilizan límites anticíclicos, como resumen los boxplots de la *Figura 107*.

----- % agentes con VaR anticíclico = 0% -----



----- % agentes con VaR anticíclico = 50% -----



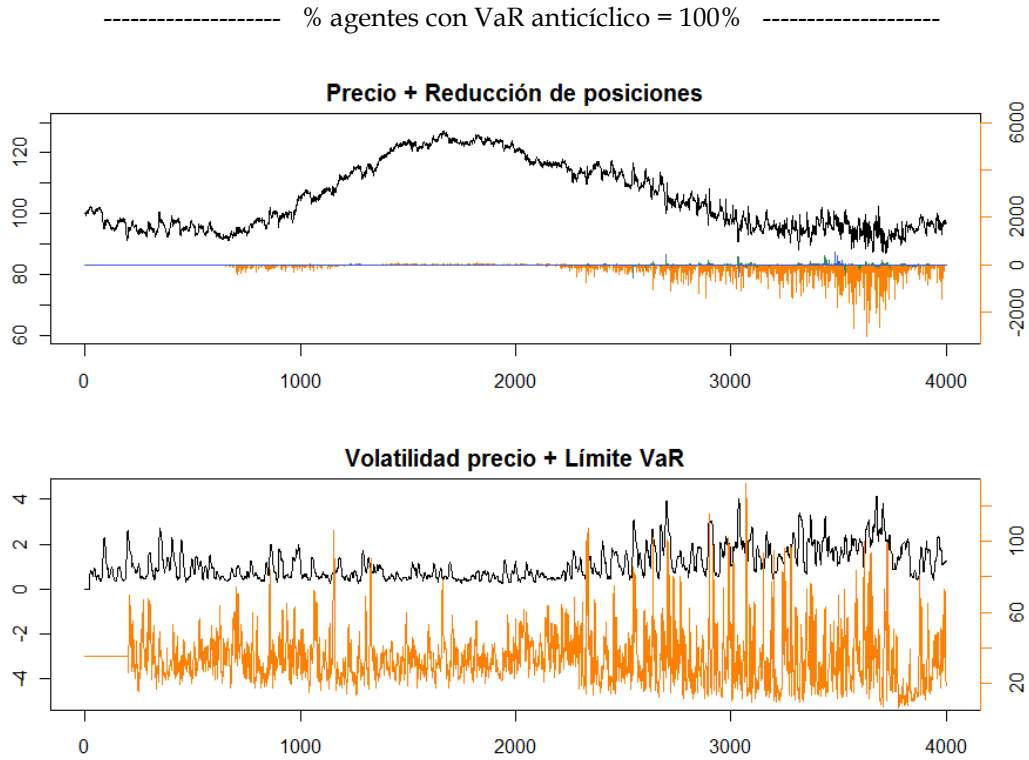


Figura 104 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR, de la volatilidad del precio y del límite de VaR para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite de VaR anticíclico

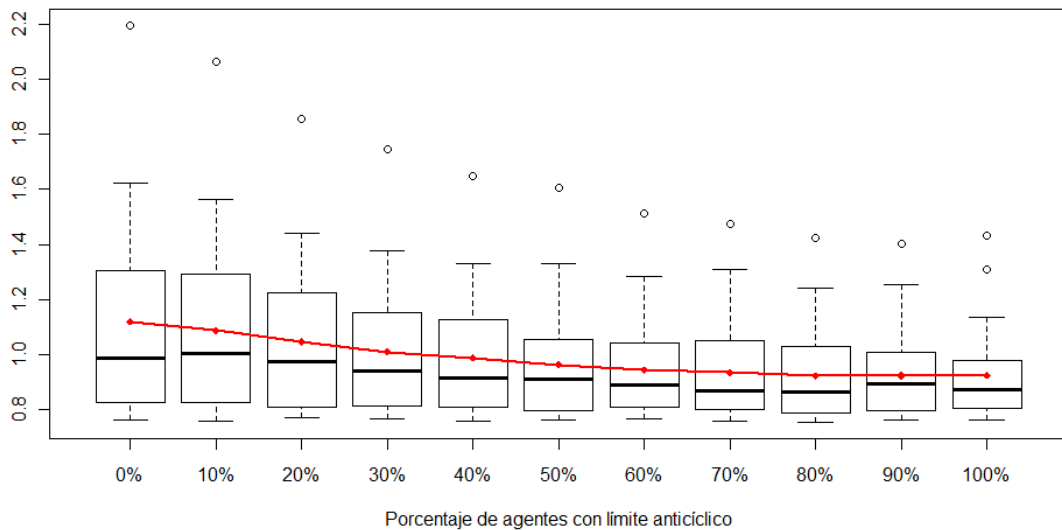
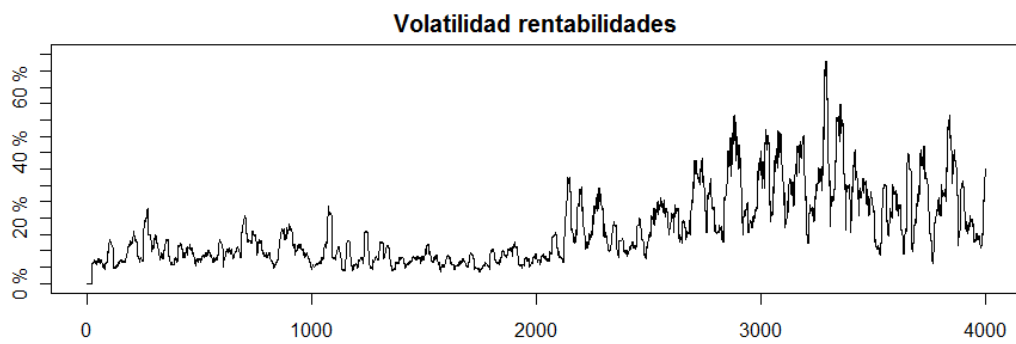
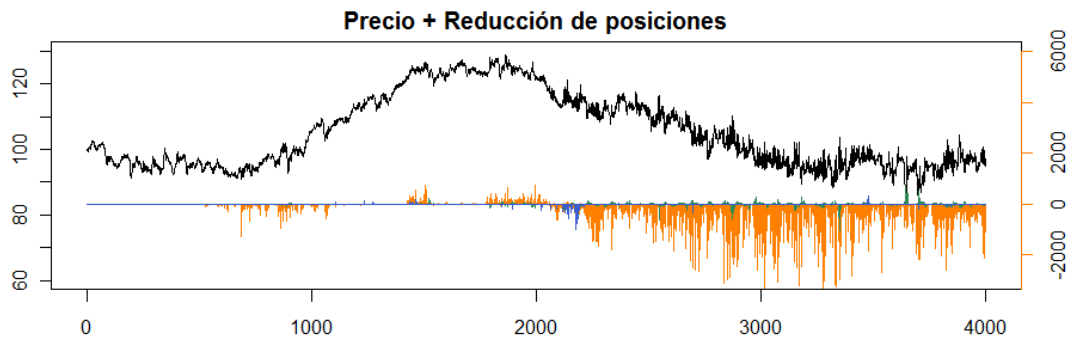
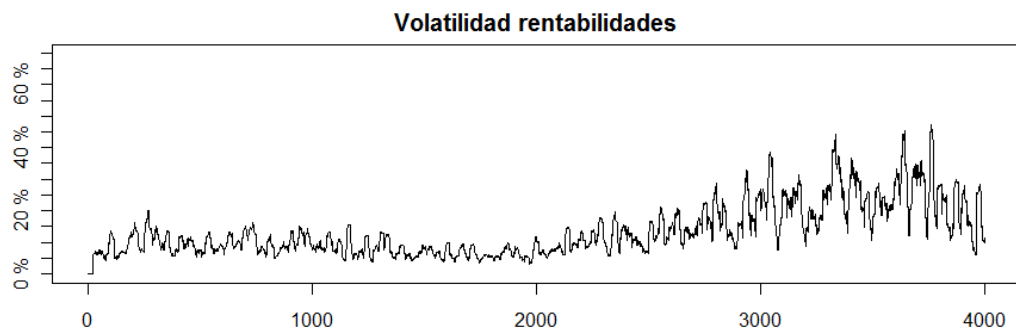
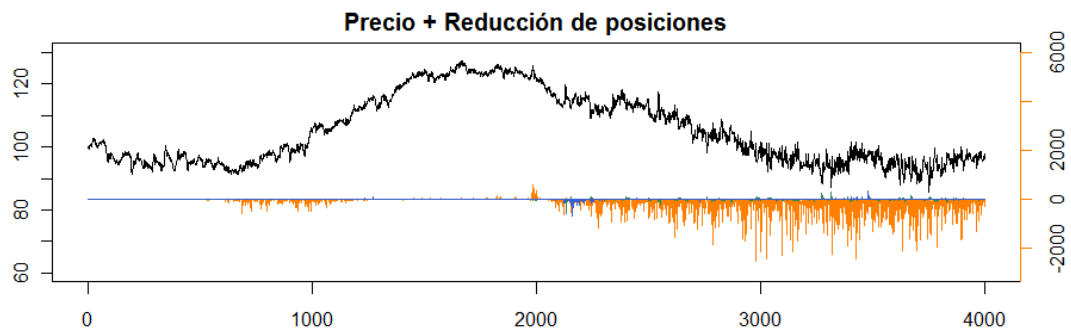


Figura 105 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico

----- % agentes con VaR anticíclico = 0% -----



----- % agentes con VaR anticíclico = 50% -----



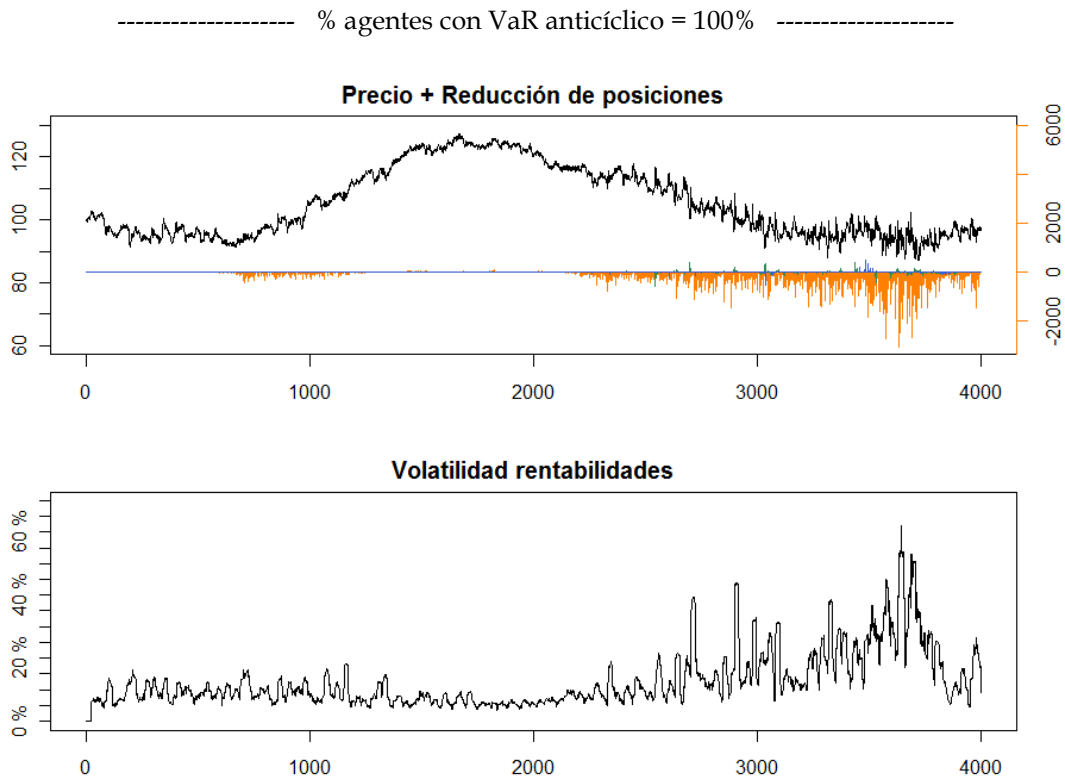


Figura 106 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite de VaR anticíclico

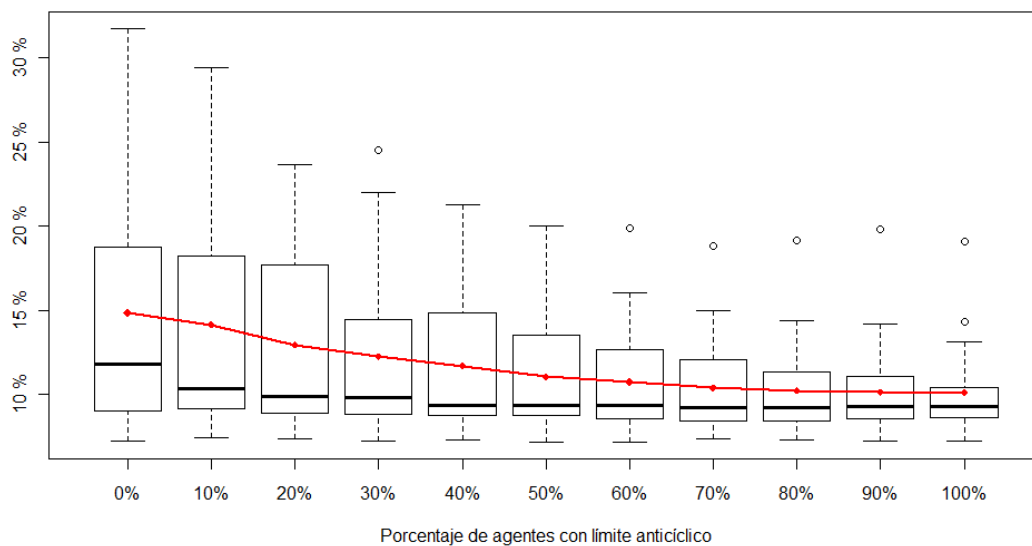
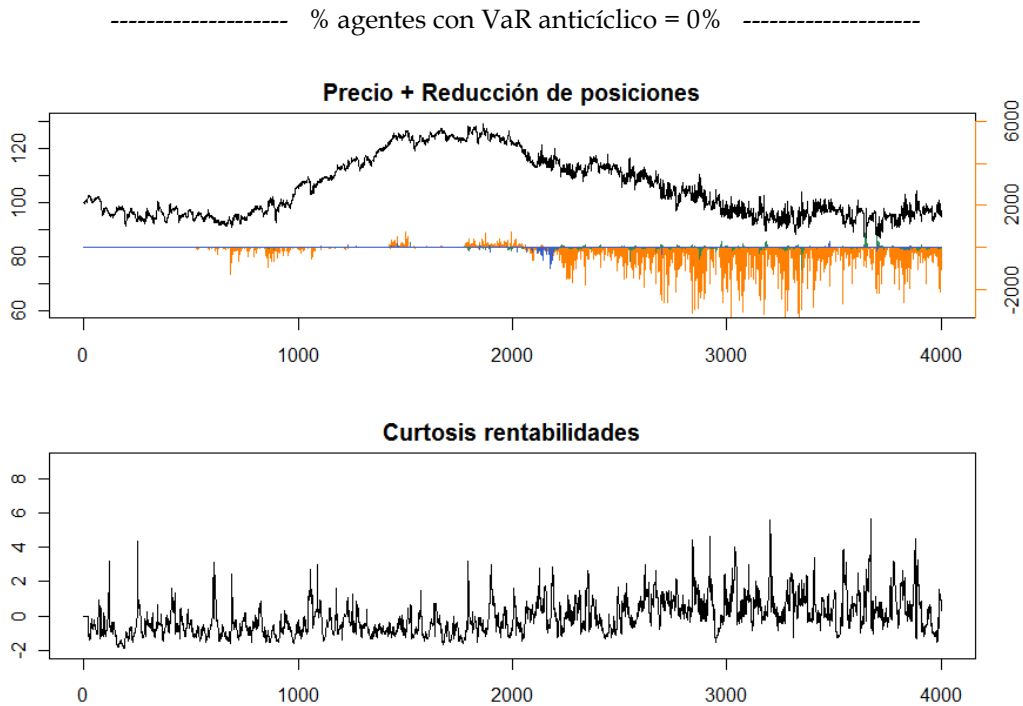


Figura 107 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico



### Movimientos extremos de las rentabilidades

*Curtosis de la distribución de rentabilidades.* La Figura 108 muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límites anticíclicos (0%, 50% y 100%). Como ya observábamos en la serie de la volatilidad del precio y de la rentabilidad, en la simulación individual mostrada en la Figura 108 también la curtosis alcanza mayores picos cuando todos los agentes utilizan límites anticíclicos porque es un indicador sensible a la presencia de valores marcados y toma valores altos en los breves episodios de movimientos bruscos del precio. Esto podría hacer pensar que la inestabilidad es mayor, pero el comportamiento general resumido en la Figura 109 muestra que la media de la serie temporal de la curtosis disminuye cuando un mayor número de agentes utiliza límites anticíclicos.



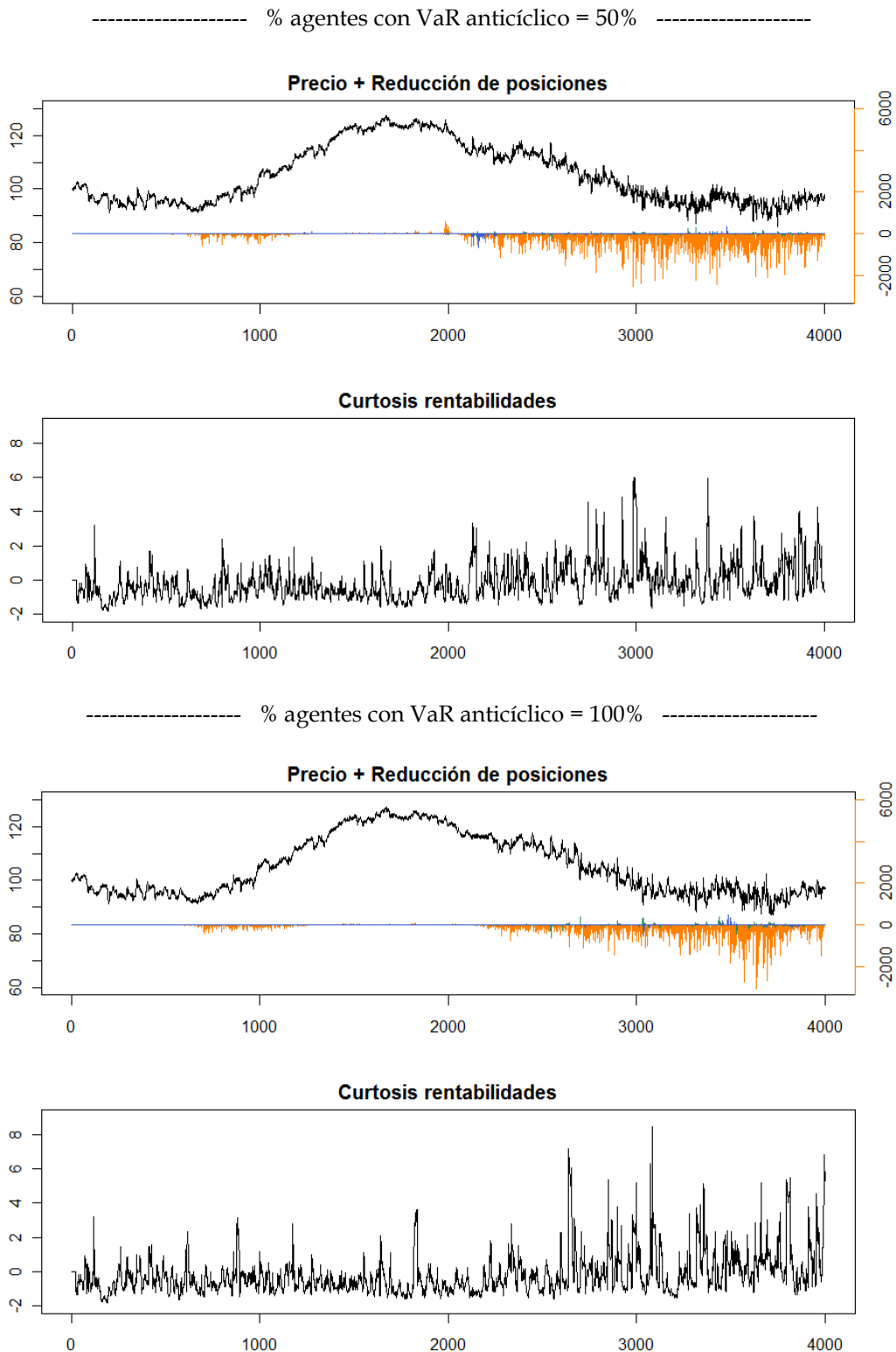


Figura 108 – Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con límite de VaR anticíclico

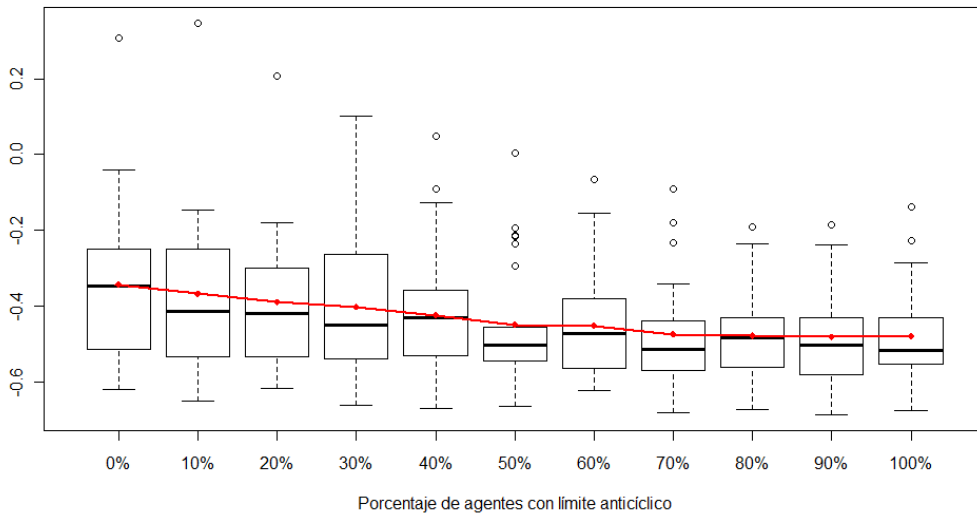


Figura 109 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico

Índice de Hill. La Figura 110 muestra la evolución del índice de Hill de la distribución de rentabilidades a lo largo de los diferentes experimentos. Se observa que la media del índice de Hill aumenta a medida que crece el número de agentes con límite anticíclico, lo que indica que el mercado se vuelve más estable.

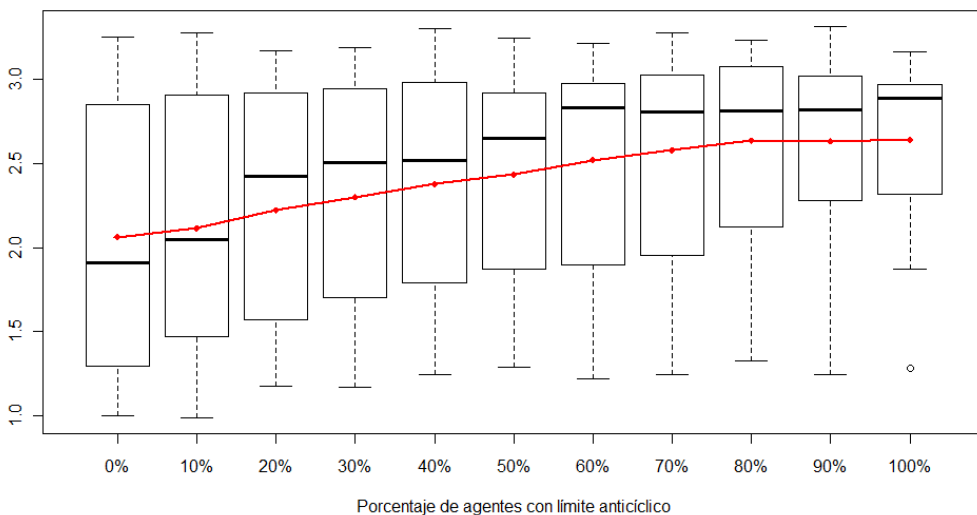


Figura 110 - Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico

### Estabilidad de los inversores

*Solidez de los inversores.* La Figura 111 muestra la evolución del índice de solidez de los diferentes grupos de agentes para un porcentaje creciente de inversores con límites anticíclicos. Podemos ver que la solidez de todos los grupos de agentes mejora ligeramente al utilizar límites anticíclicos, porque la dispersión de sus beneficios se reduce. En los primeros experimentos es frecuente la aparición de ciclos de VaR, justamente porque hemos escogido los valores de los límites de VaR y la ventana de volatilidad para los cuales la inestabilidad es mayor; en este escenario los agentes fundamentalistas, que impulsan la liquidación de posiciones al alcanzar su límite de VaR, pueden obtener grandes beneficios (Figura 112), pero sus resultados tienen una gran dispersión. Al reducir la aparición de ciclos de VaR en los últimos experimentos, los beneficios medios, especialmente de los fundamentalistas, se reducen pero se vuelven más constantes.

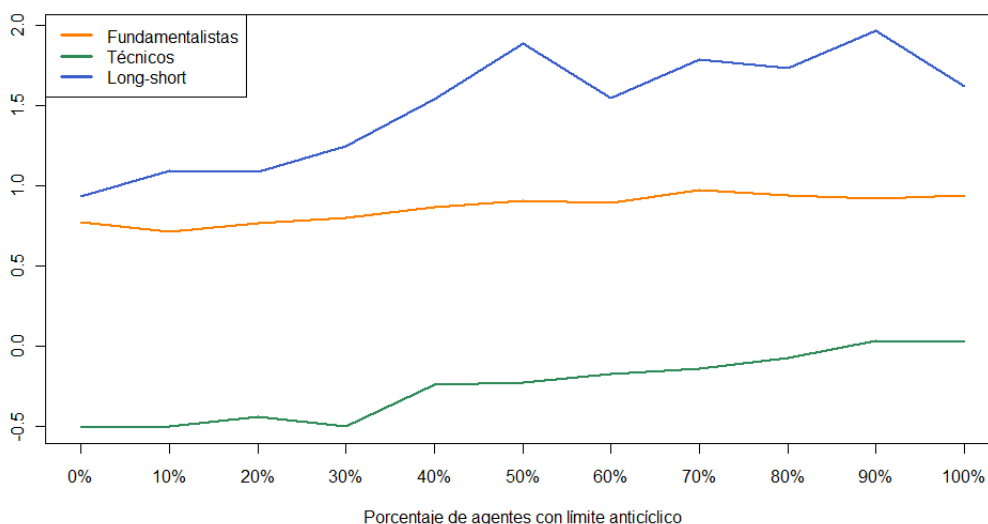


Figura 111 – Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico

*VaR de los inversores.* La Figura 113 muestra la evolución de la media de la serie temporal del VaR de los diferentes grupos de agentes para un porcentaje creciente de inversores con límites anticíclicos. Como es de esperar, cuando la volatilidad es mayor, también lo es el VaR de los inversores, de forma que el VaR toma mayores valores en los primeros experimentos, cuando es más frecuente la aparición de ciclos de VaR y crece la inestabilidad.

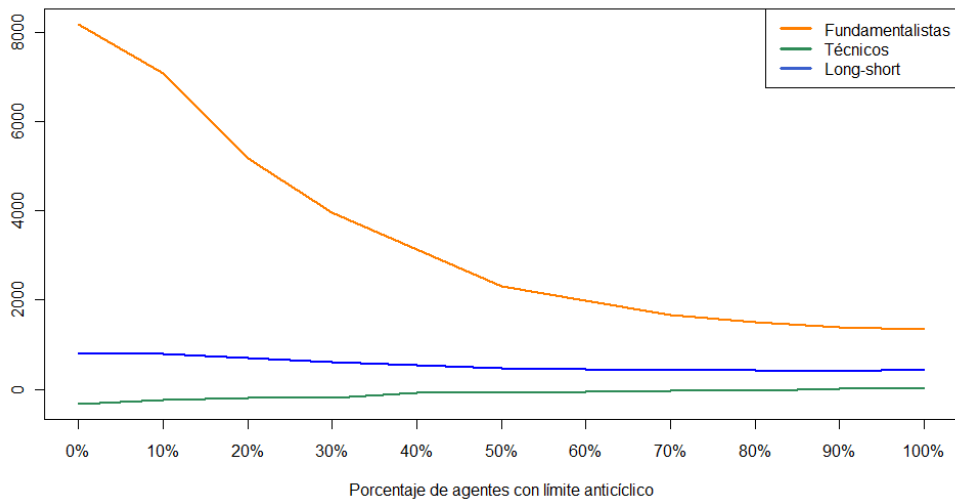


Figura 112 - Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico

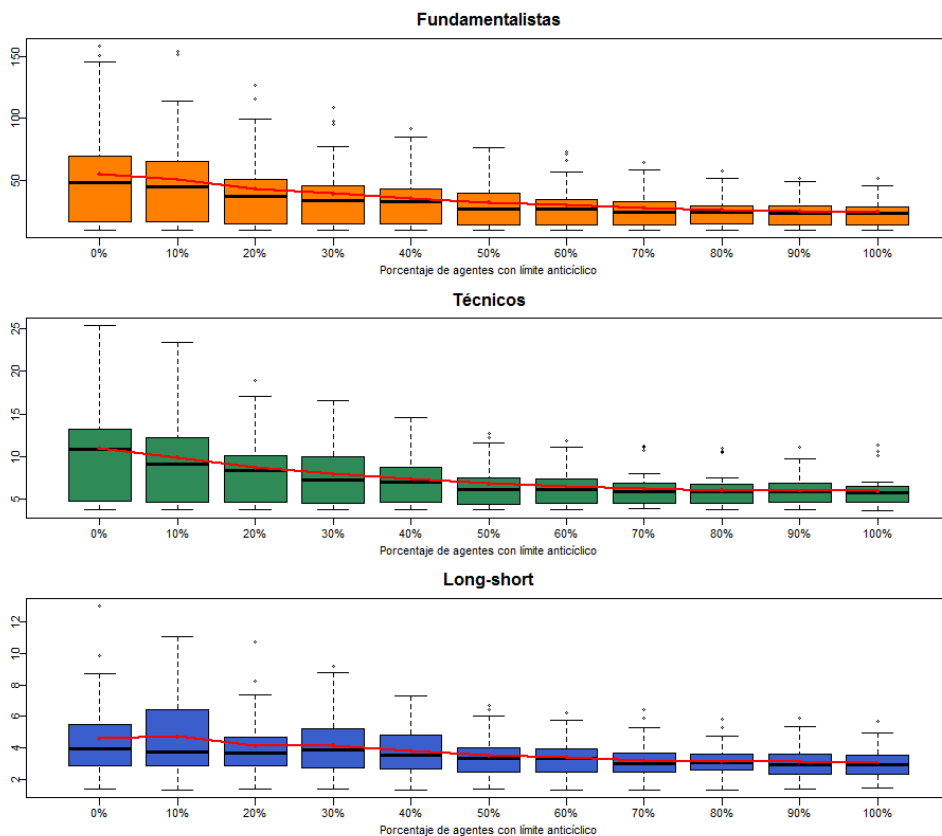


Figura 113 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico

#### 4.6.2 VaR estresado

Además del colchón anticíclico, Basilea III introduce otra medida destinada a reducir la prociclicidad de los requerimientos de capital. Tal como hemos visto en la sección 4.1.2, al VaR calculado con los mismos parámetros que en la Enmienda de 1996, se le suma un “componente de VaR estresado”, calculado como el VaR de la cartera durante un periodo “de 12 meses consecutivos de significativas tensiones financieras” (CSBB, 2011, pág. 3). Por ejemplo, para calcular el VaR estresado, los bancos podrían utilizar datos históricos de 2007-08, cuando se vivió el auge de la crisis y la tensión financiera era alta. A diferencia del colchón anticíclico, que es una medida transversal para todos los tipos de crédito, el VaR estresado está pensado específicamente para reducir la prociclicidad asociada a los modelos VaR utilizados para el riesgo de mercado. Con esta medida, los bancos deberán tener mayores reservas de capital asociadas al riesgo de mercado, y se espera que de este modo las pérdidas no superen las reservas de capital como sucedió durante la crisis de 2007-08 (CSBB, 2009).

Para estudiar cómo de efectiva es esta medida, introduciremos una componente de VaR estresado en el sistema de gestión de riesgo empleado por los agentes. Este VaR estresado (*sVaR*) se calcula igual que el VaR (ecuación ( 24 )), con la única excepción de que utiliza los datos históricos del periodo de mayor volatilidad en el modelo, y se actualiza en cada momento de tiempo; por tanto, si la volatilidad presente es superior a la volatilidad utilizada para calcular el VaR estresado, este pasa a calcularse con la volatilidad actual. Esta implementación se inspira en las instrucciones de Basilea III respecto al periodo a utilizar para calcular el VaR estresado (CSBB, 2011).

A continuación estudiaremos qué efecto tiene la introducción el VaR estresado. Para ello compararemos los resultados de diversos experimentos donde el porcentaje de agentes que incorporan el VaR estresado a su sistema de gestión de riesgo crece desde el 0% al 100%. El resto de parámetros es el mismo que en los experimentos con límites anticíclicos (sección 4.6.1), para poder comparar los resultados<sup>48</sup>.

---

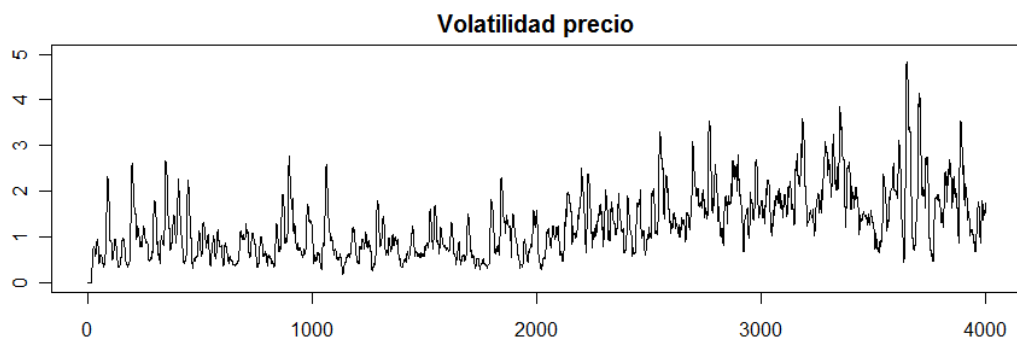
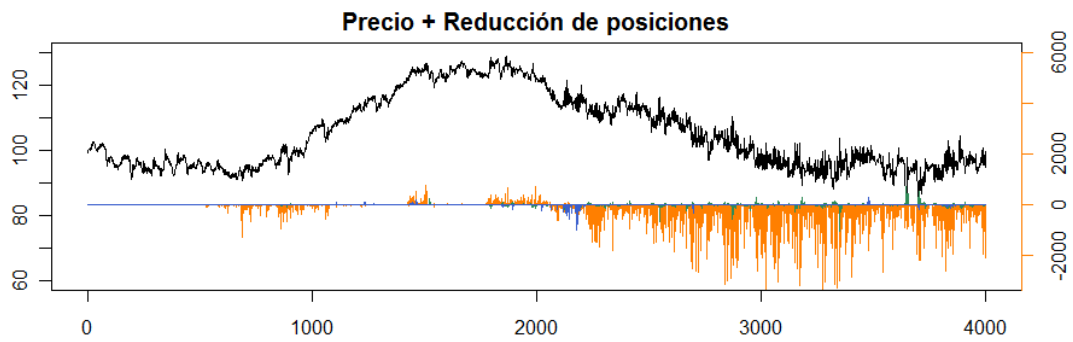
<sup>48</sup> Cada experimento con una proporción diferente de agentes con VaR estresado se compone de 25 simulaciones, y cada simulación tiene una duración de 4000 pasos de tiempo. En cada experimento hemos utilizado las mismas semillas para los procesos aleatorios, para asegurar que cualquier cambio observado es exclusivamente un efecto de la proporción de agentes que utilizan VaR estresado.

### **Volatilidad**

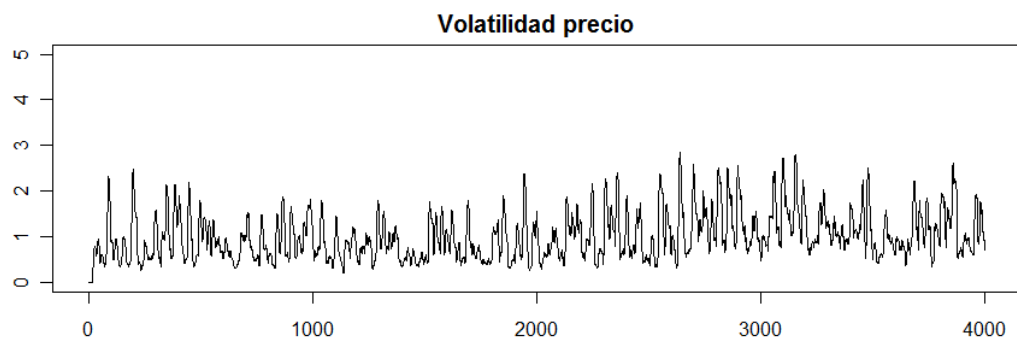
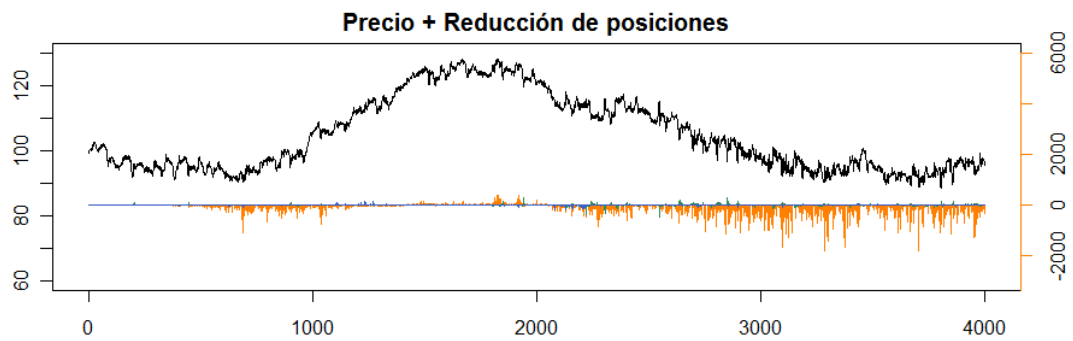
*Volatilidad del precio.* La *Figura 114* muestra cómo cambia la serie del precio y su volatilidad al aumentar el porcentaje de agentes con VaR estresado en el mercado. Podemos apreciar que la mayor adopción del VaR estresado reduce la aparición de los ciclos de VaR y la volatilidad de los precios.

Cuando los agentes utilizan el VaR estresado, el VaR total de su cartera aumenta, porque deben sumar el término adicional del VaR estresado. En cierta forma, esto tiene un efecto parecido a reducir el límite de VaR, porque los agentes deben mantener más a ralla sus posiciones: si acumulan posiciones mayores no sólo aumenta el VaR 'usual' de su cartera, sino también el VaR estresado, y en estas circunstancias es más fácil sobrepasar el límite de VaR y verse obligado a reducir parte de las posiciones. Esto constriñe las posiciones de los agentes (como muestra, en la *Figura 115* mostramos las posiciones de los inversores fundamentalistas en una simulación individual, para ver cómo se reducen al usar el VaR estresado), lo que a su vez reduce sus órdenes y el impacto que las reducciones de su cartera – en caso de superar el límite de VaR – tienen en el precio. Por otro lado, el término adicional del VaR estresado es más 'constante' que el VaR habitual, porque al basarse en el periodo pasado de mayor volatilidad, es probable que no reaccione a la volatilidad presente (a menos que se trate de un momento especialmente inestable) y mantenga su valor de forma prolongada. De este modo, el uso del VaR estresado reduce la aparición de ciclos de VaR y contribuye a estabilizar el mercado.

----- % agentes con VaR estresado = 0% -----



----- % agentes con VaR estresado = 50% -----





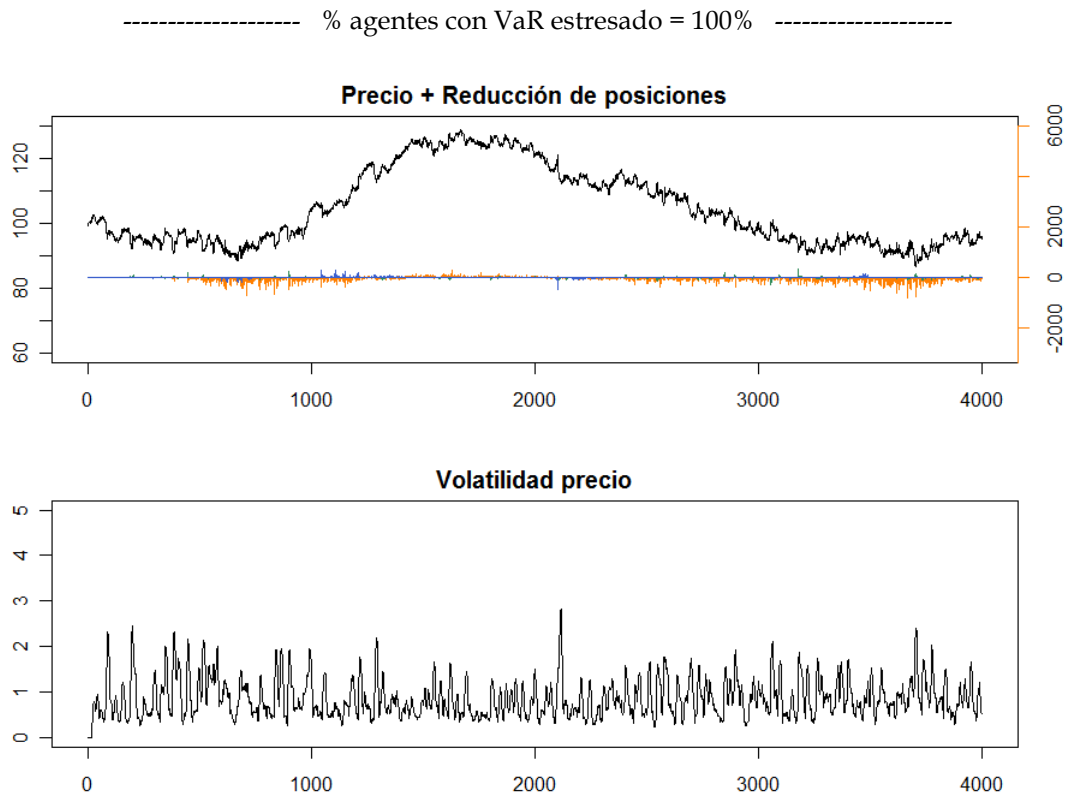
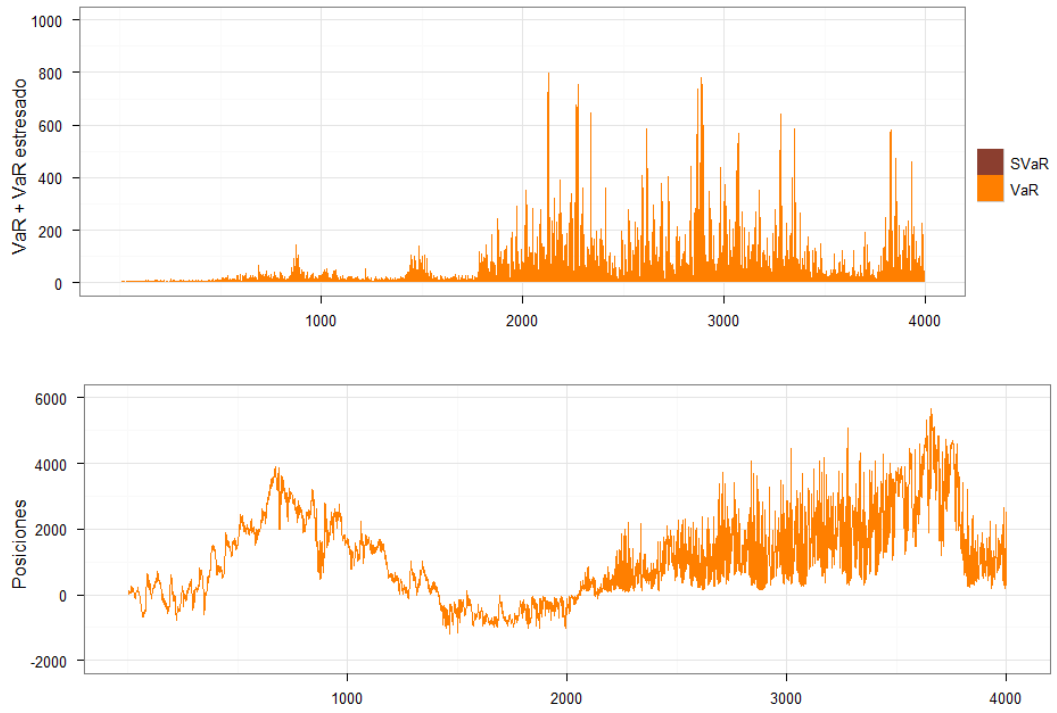
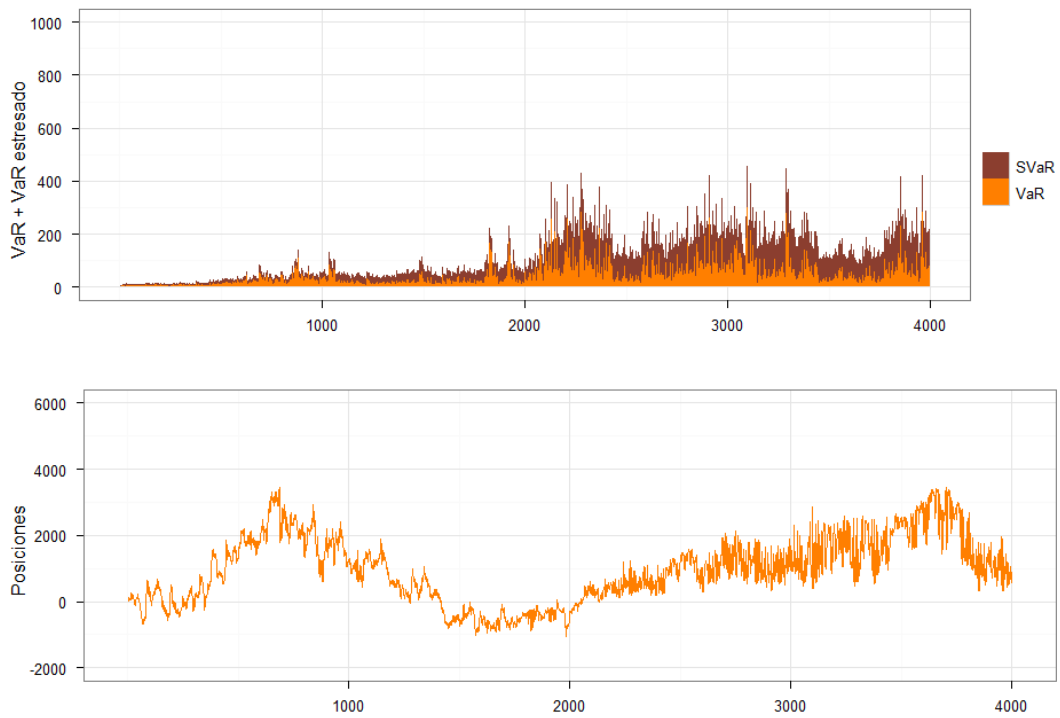


Figura 114 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad del precio para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado

----- % agentes con VaR estresado = 0% -----



----- % agentes con VaR estresado = 50% -----



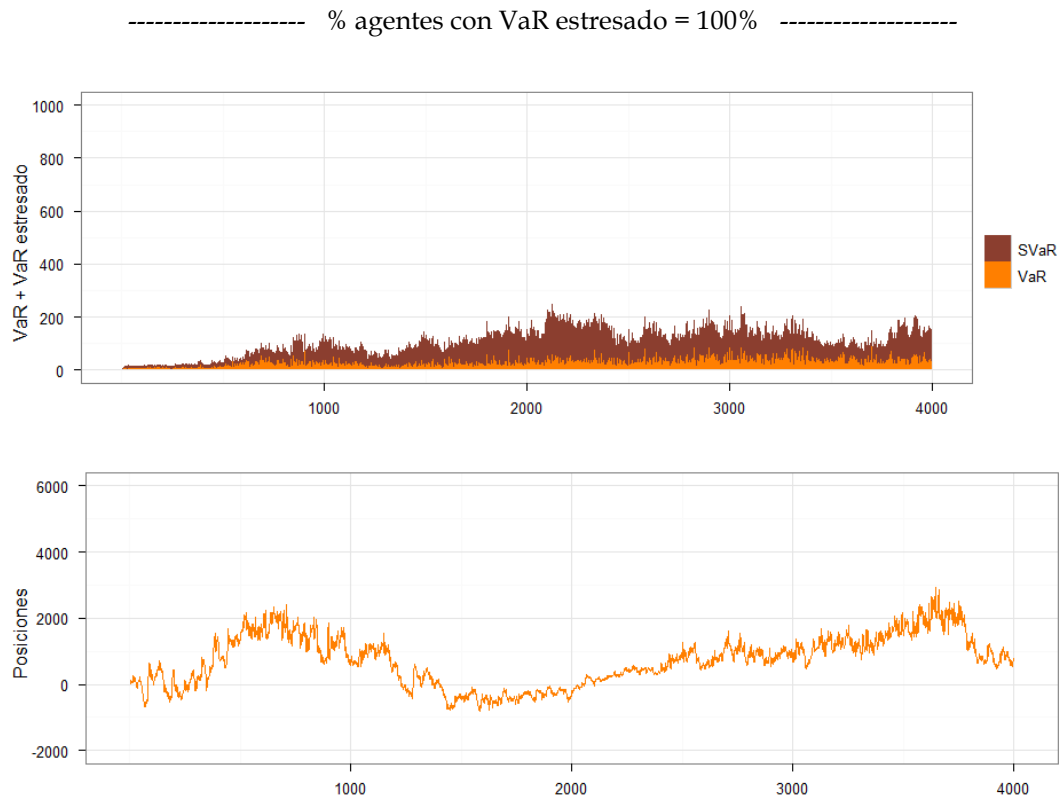


Figura 115 - Serie temporal del VaR (usual y estresado) y de las posiciones de los inversores fundamentalistas para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado

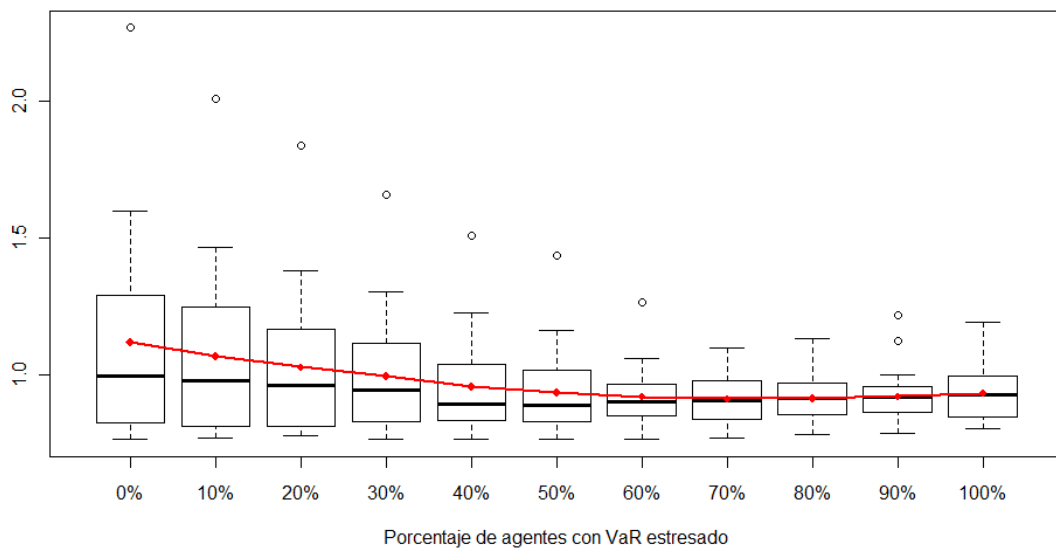
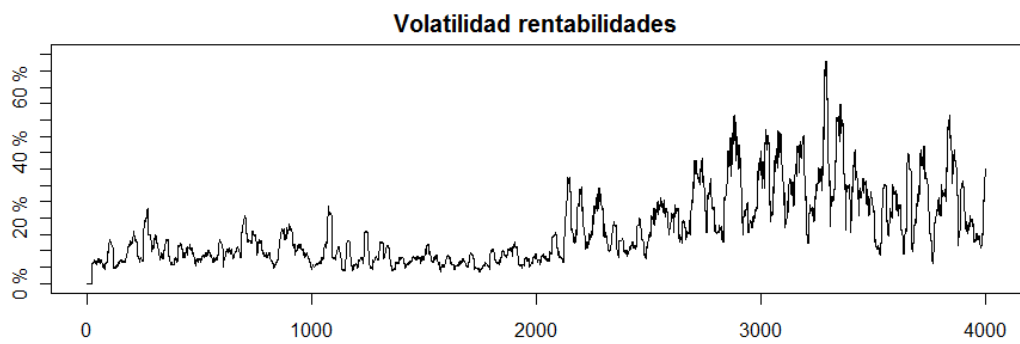
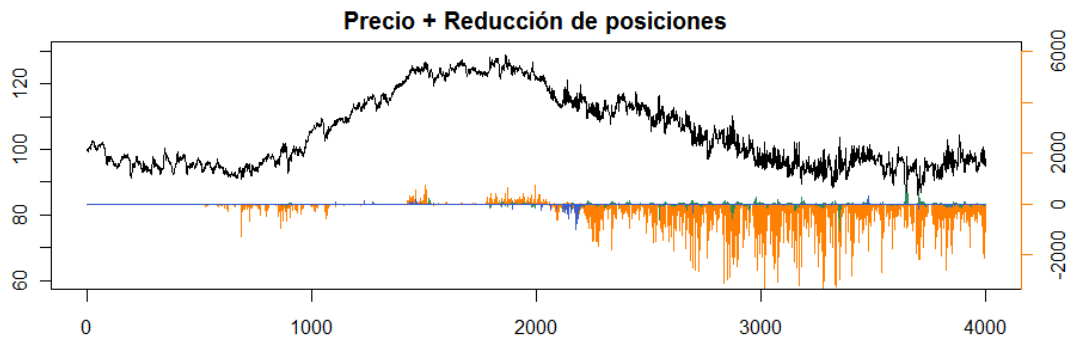


Figura 116 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

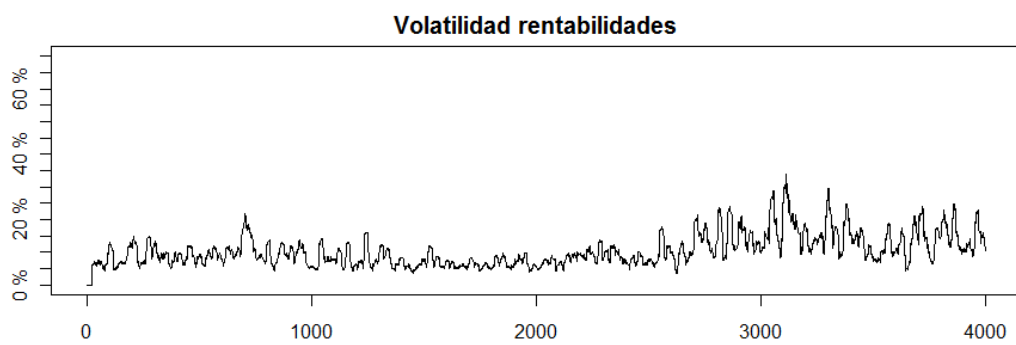
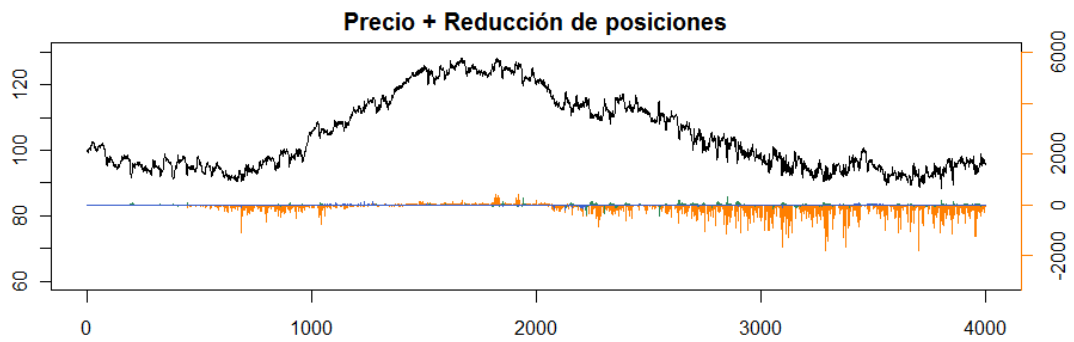
La *Figura 116* resume el comportamiento de la media de la serie temporal de la volatilidad del precio cuando el porcentaje de agentes que utilizan VaR estresado crece desde el 0% hasta el 100%. Puede observarse que la media de la volatilidad disminuye al incrementar el número de agentes que utilizan VaR estresado, porque la restricción de mantener el VaR total por debajo del límite reduce la capacidad de acción de los agentes y hace menos probable que aparezcan ciclos de VaR.

*Volatilidad de las rentabilidades.* La *Figura 117* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado (0%, 50% y 100%). Su comportamiento es análogo al de la volatilidad del precio: al aumentar el número de agentes que utilizan VaR estresado, la volatilidad disminuye porque hay menos ciclos de VaR. Los boxplots de la *Figura 118* resumen el comportamiento de la volatilidad a lo largo de los diferentes experimentos y permiten ver la clara reducción de la volatilidad al utilizar el VaR estresado.

----- % agentes con VaR estresado = 0% -----



----- % agentes con VaR estresado = 50% -----



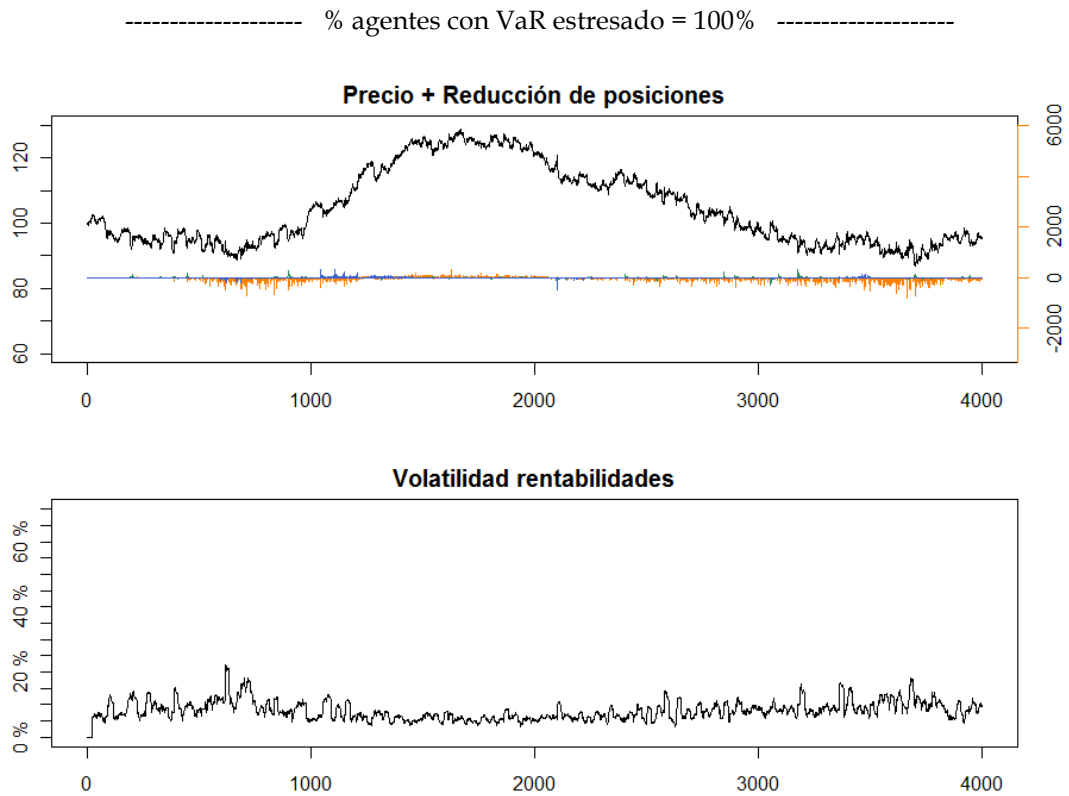


Figura 117 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la volatilidad de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado

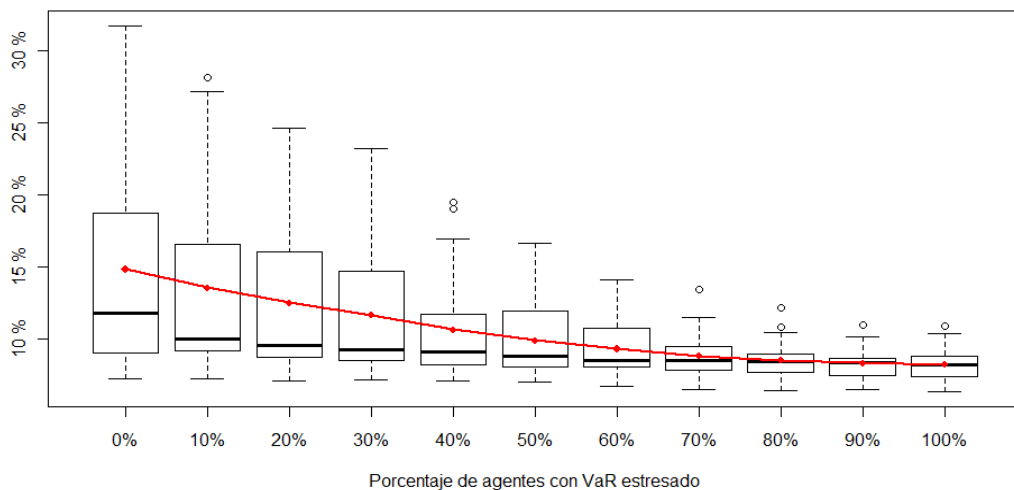
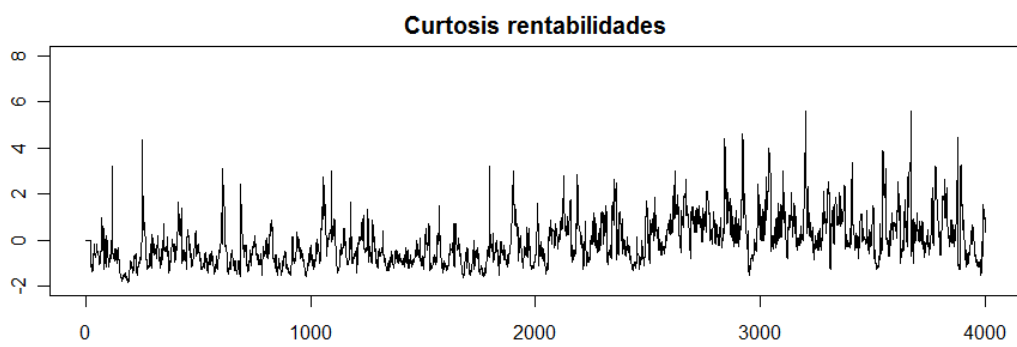
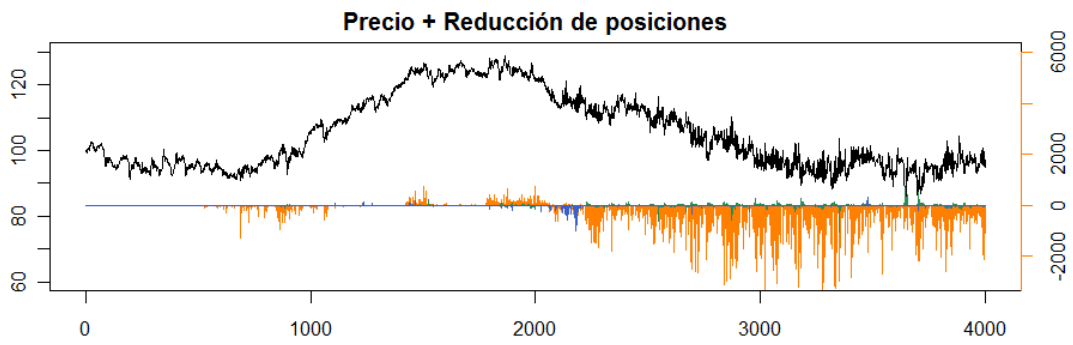


Figura 118 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la volatilidad de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

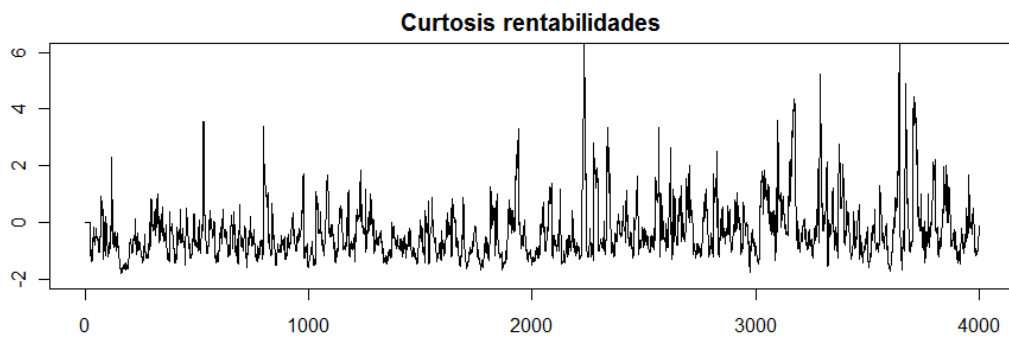
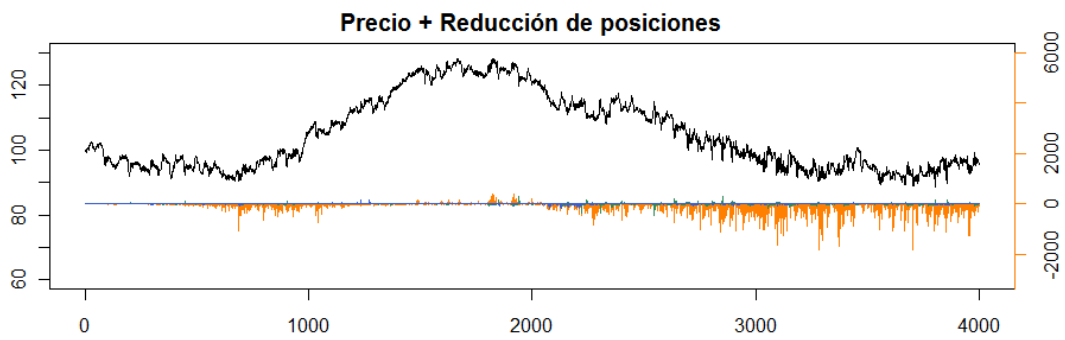
### **Movimientos extremos de las rentabilidades**

*Curtosis de la distribución de rentabilidades.* La *Figura 119* muestra las series del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado (0%, 50% y 100%). En la *Figura 119* vemos que la curtosis alcanza mayores picos cuando el 50% de los agentes utilizan el VaR estresado que cuando nadie lo hace, y esto podría hacer pensar que la inestabilidad es mayor; sin embargo, la curtosis alcanza mayores valores justamente porque los movimientos extremos de los precios son más esporádicos, y la curtosis es una medida sensible a este tipo de eventos (Rebonato, 2007). De hecho, en el resumen de la *Figura 120* vemos que la media de la serie temporal de la curtosis disminuye cuando un mayor número de agentes utiliza el VaR estresado.

----- % agentes con VaR estresado = 0% -----



----- % agentes con VaR estresado = 50% -----





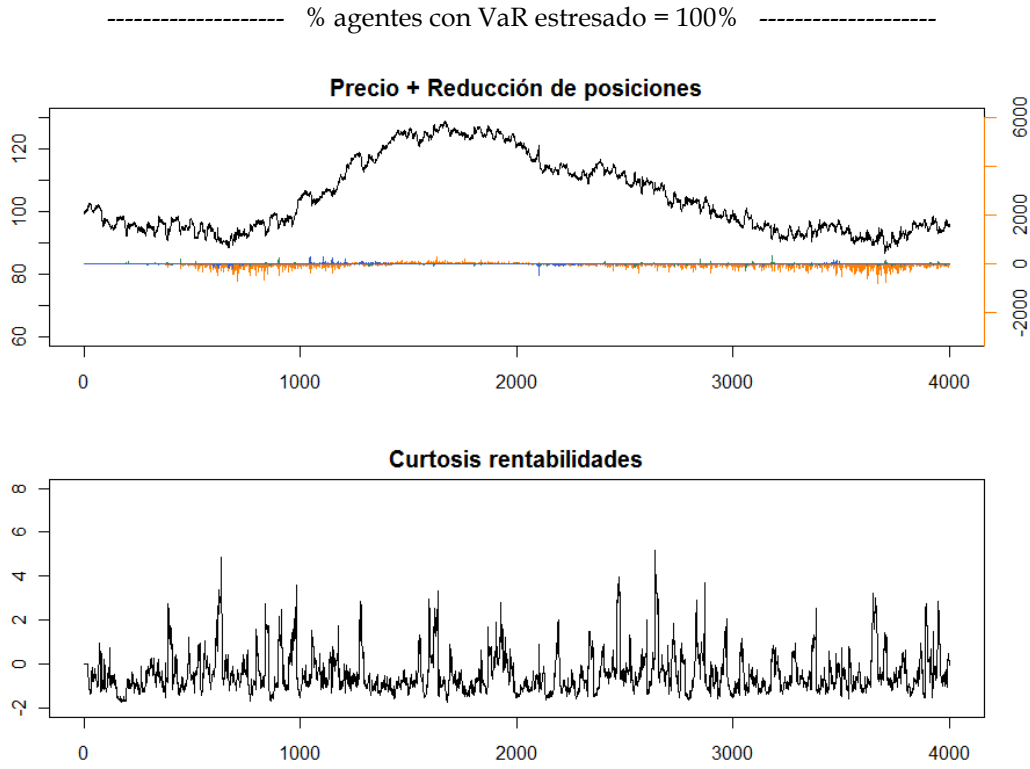


Figura 119 - Series temporales del precio, de las reducciones de posiciones debidas al VaR y de la curtosis de las rentabilidades para una simulación individual, obtenidas para diferentes porcentajes de agentes con VaR estresado

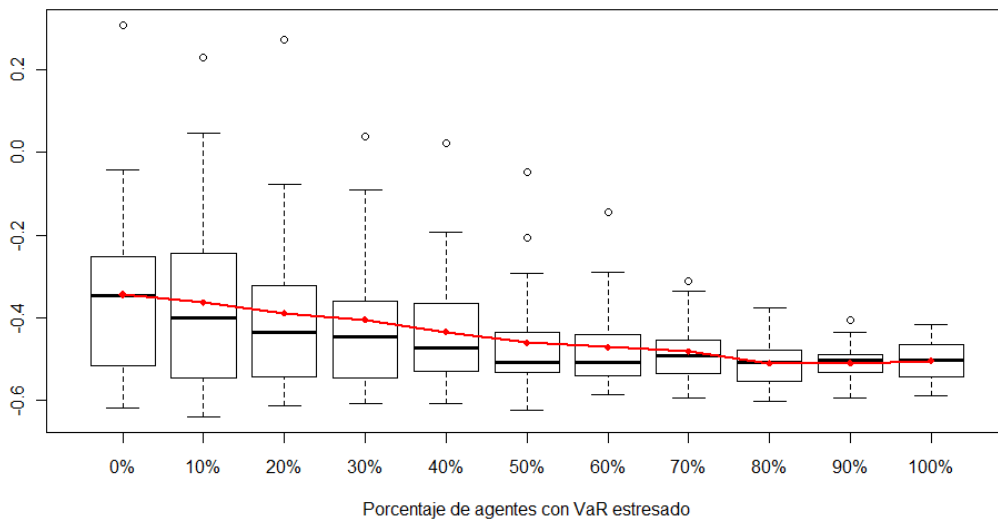


Figura 120 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal de la curtosis de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenida al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

*Índice de Hill.* La Figura 121 muestra la evolución del índice de Hill de la distribución de rentabilidades a lo largo de los diferentes experimentos. Vemos que la dispersión del índice de Hill disminuye a lo largo de los experimentos porque hay menos simulaciones donde aparezcan ciclos de VaR, y por ello la media del índice de Hill aumenta, lo que indica que hay una menor presencia de rentabilidades extremas que inestabilicen el mercado.

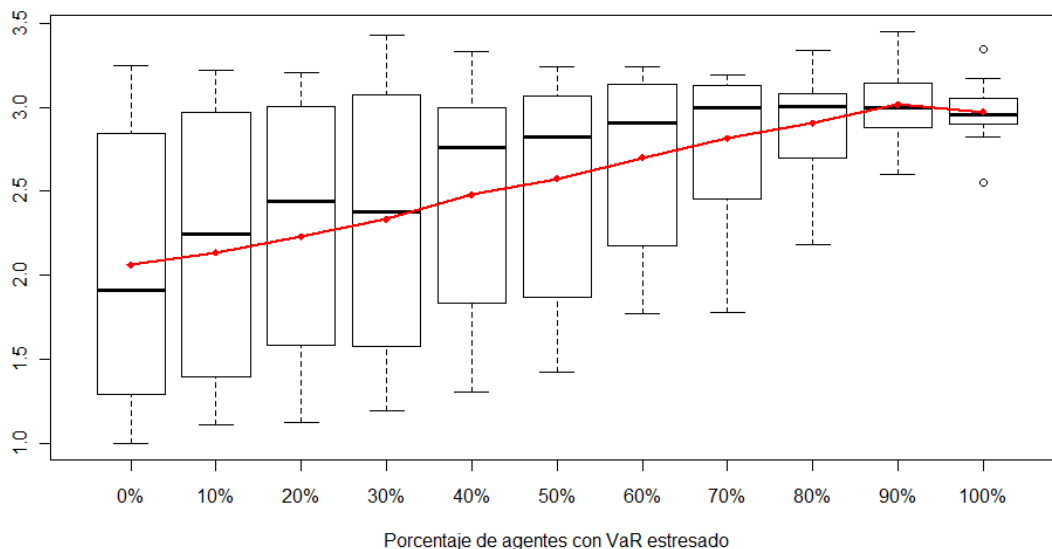


Figura 121 - Boxplot y promedio del índice de Hill de la distribución de las rentabilidades para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

### Estabilidad de los inversores

*Solidez de los inversores.* La Figura 122 muestra la evolución del índice de solidez de los diferentes grupos de agentes al aumentar el porcentaje de utilización del VaR estresado. Podemos ver que la solidez de todos los grupos de agentes mejora al utilizar el VaR estresado, porque la dispersión de sus beneficios se reduce. En los primeros experimentos es frecuente la aparición de ciclos de VaR, justamente porque hemos escogido los valores de los límites de VaR y la ventana de volatilidad para los cuales la inestabilidad es mayor; en este escenario los agentes fundamentalistas, que impulsan la liquidación de posiciones al alcanzar su límite de VaR, pueden obtener grandes beneficios (Figura 123), pero sus resultados tienen una gran variabilidad. Al reducir la aparición de ciclos de VaR en los últimos experimentos, los beneficios medios, especialmente de los fundamentalistas, se reducen pero se vuelven más constantes.

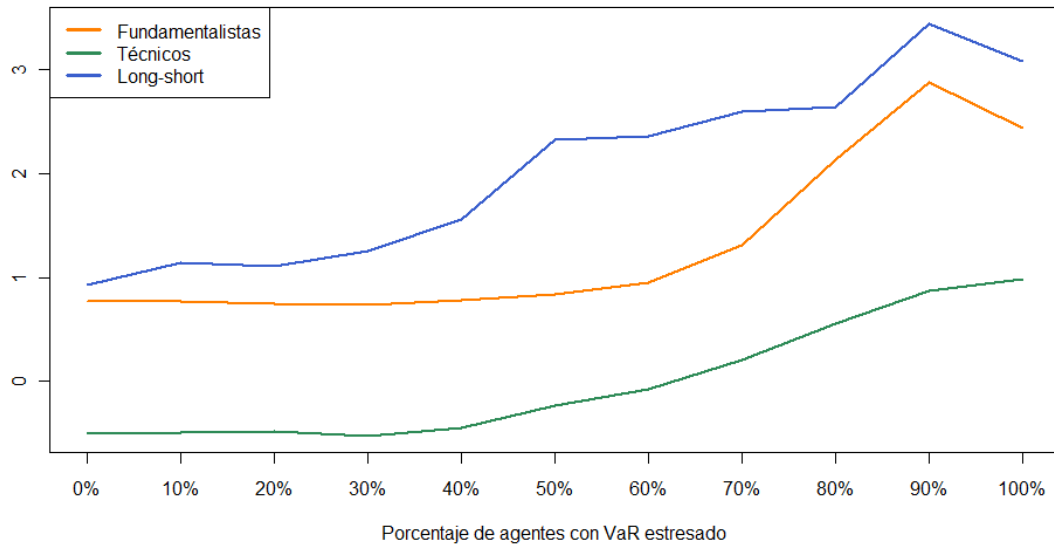


Figura 122 - Índice de solidez de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

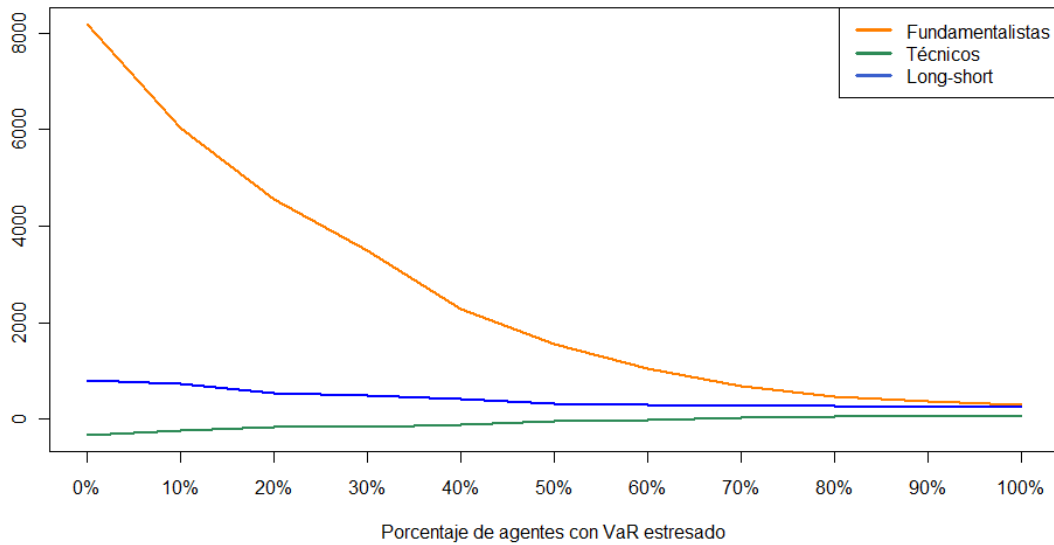


Figura 123 - Promedio del beneficio acumulado por los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y long-short (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

VaR de los inversores. La Figura 124 muestra la evolución de la media de la serie temporal del VaR de los diferentes grupos de agentes al aumentar el porcentaje de uso del VaR estresado. Como es de esperar, el VaR se reduce cuando más agentes adoptan el VaR estresado, porque la

volatilidad de las rentabilidades disminuye. Como es habitual, el VaR de los inversores fundamentalistas es mayor que el del resto de inversores, porque mantienen sus posiciones abiertas durante periodos más largos, mientras que los agentes técnicos y *long-short* liquidan sus posiciones con mayor frecuencia.

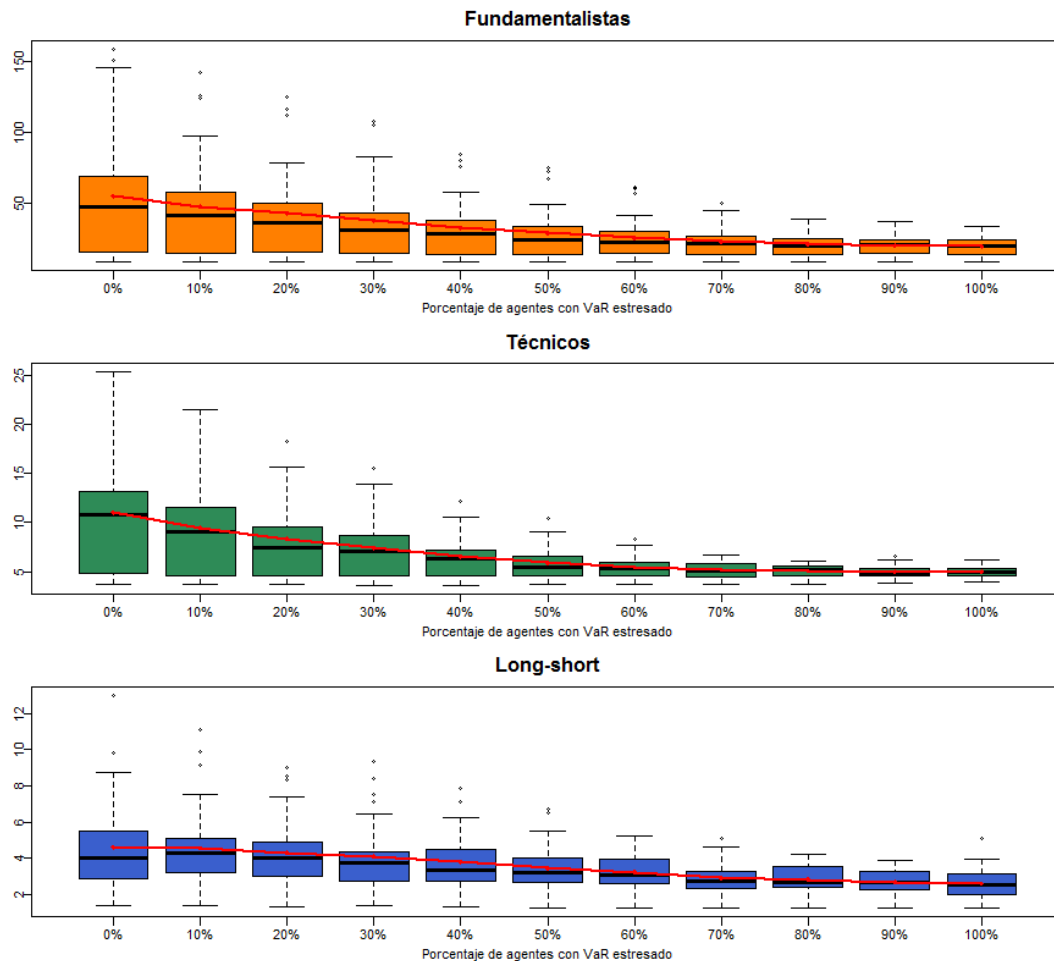


Figura 124 - Boxplot y promedio de la media de la serie temporal del VaR de los inversores fundamentalistas (en naranja), técnicos (en verde) y *long-short* (en azul) para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con VaR estresado

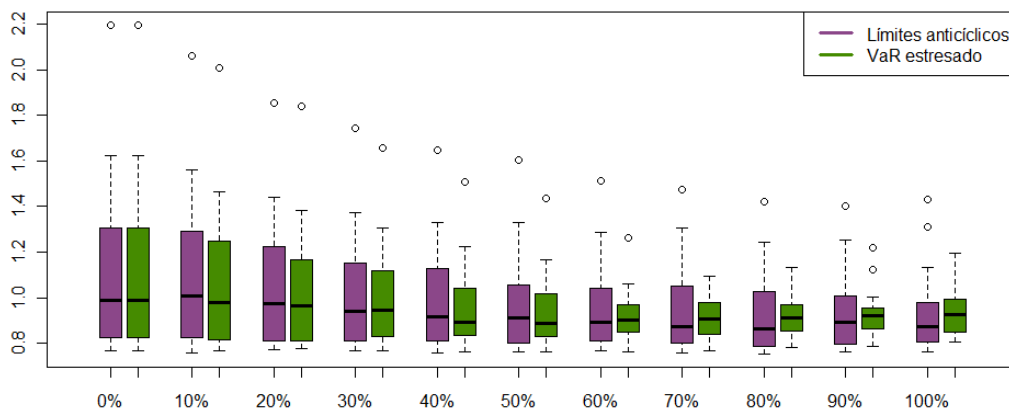
### 4.6.3 Discusión

En las secciones 4.6.1 y 4.6.2 hemos analizado el efecto dos medidas destinadas a reducir la prociclicidad de los sistemas VaR: el uso de límites variables y anticíclicos en el modelo de VaR, o la suma del VaR estresado al cálculo habitual del VaR. Hemos visto que ambas medidas

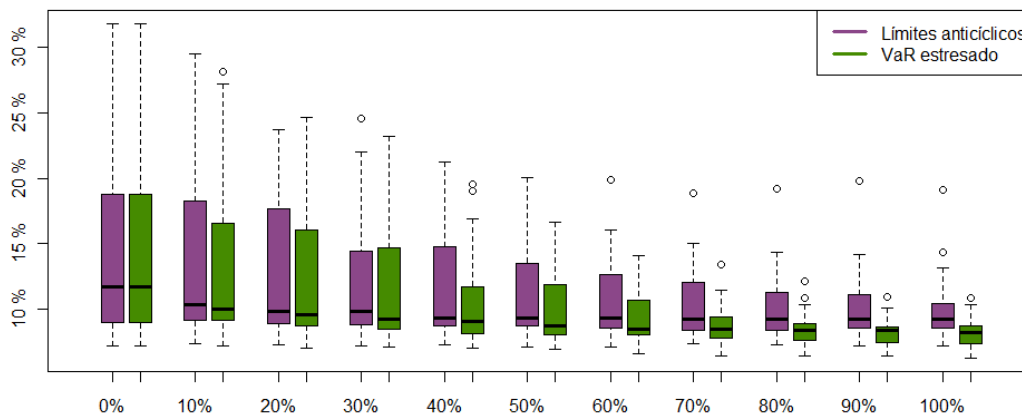
cumplen su objetivo: las hemos puesto a prueba en el escenario más adverso, justamente cuando los agentes utilizan aquellos parámetros que inducen ciclos de VaR con mayor frecuencia, y hemos visto que cuando aumenta el número de inversores que utilizan límites anticíclicos, o VaR estresado, todos los indicadores de inestabilidad mejoran. De hecho, normalmente basta con que algo más de la mitad de la población utilice estas medidas para que el efecto en los indicadores sea evidente.

¿Pero cuál de las dos medidas es más eficaz? Para responder esta pregunta, a continuación resumimos de forma comparada el valor de todos los indicadores de inestabilidad al aumentar el porcentaje de agentes con límites anticíclicos o con VaR estresado. Esto nos permitirá apreciar con mayor claridad cuál de los dos mecanismos tiene un efecto más palpable a la hora de contrarrestar la aparición de ciclos de VaR.

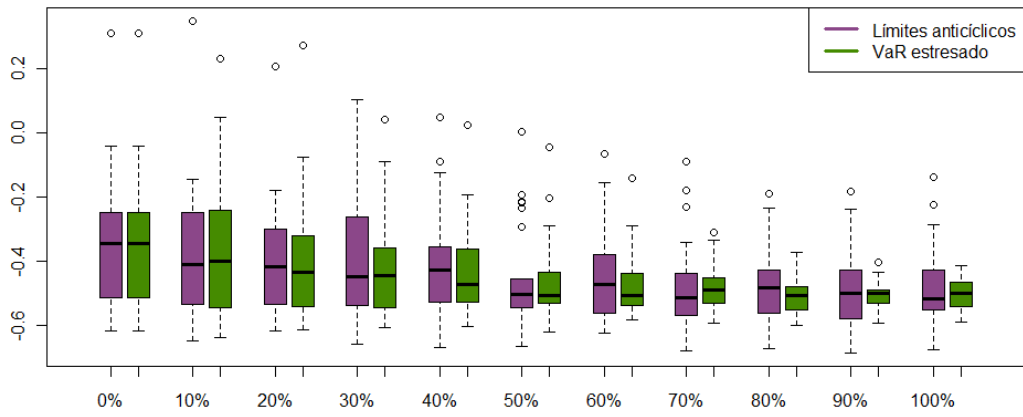
**Volatilidad precio**



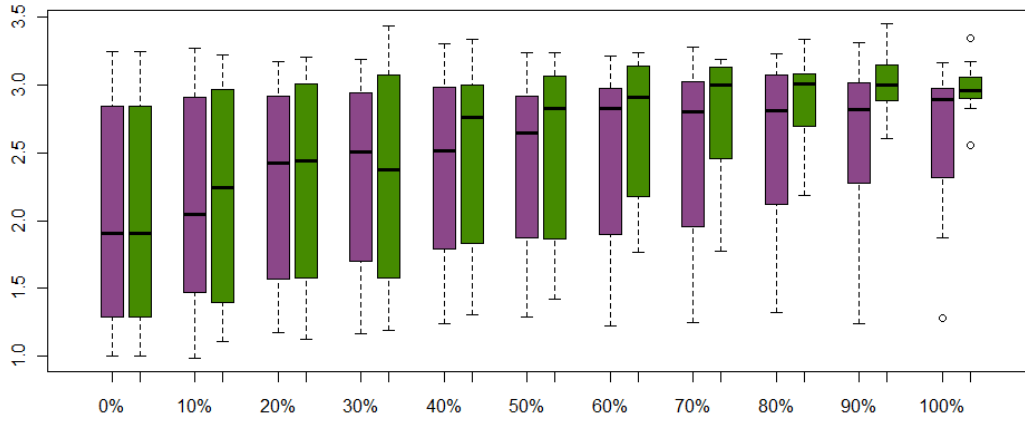
**Volatilidad rentabilidades**



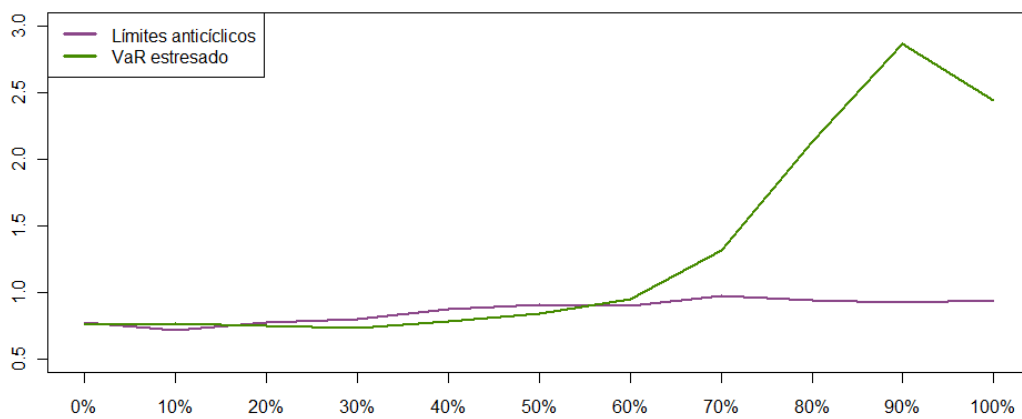
**Curtosis rentabilidades**



**Índice de Hill**



**Índice de solidez medio**



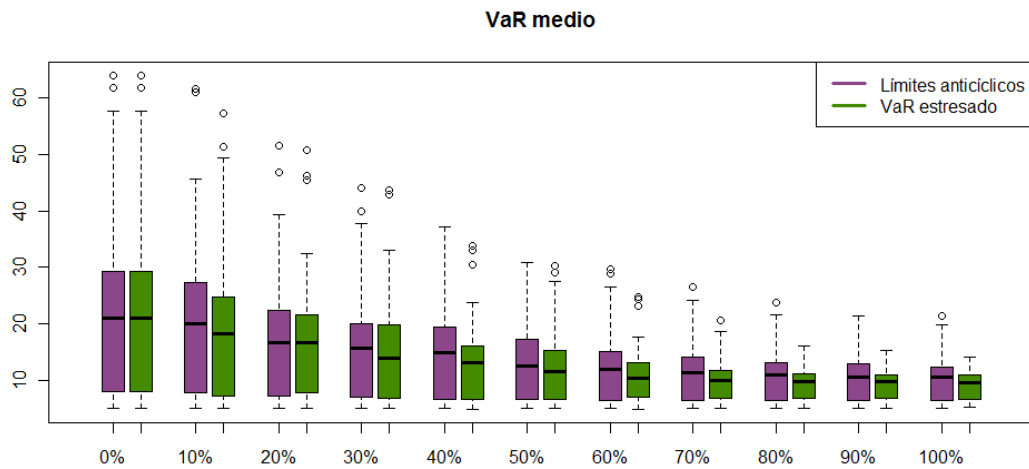


Figura 125 – Comparación de los boxplots de los indicadores de inestabilidad para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico (en violeta) o VaR estresado (en verde)

Los diferentes indicadores muestran que la introducción del VaR estresado es más eficaz que el uso de límites anticíclicos para contrarrestar el efecto de los ciclos de VaR y disminuir la inestabilidad del mercado. Pero para completar el análisis incluimos a continuación un resumen gráfico del comportamiento de los diferentes indicadores de inestabilidad para un mayor rango de valores del límite (inicial) de VaR ( $LVaR_0 = 3.60$ ) y la ventana de volatilidad ( $w^\sigma = 3.48^{49}$ ). En los experimentos de las secciones 4.6.1 y 4.6.2 nos hemos centrado en la combinación de parámetros para la que el mercado es más proclive a sufrir ciclos de VaR, pero los siguientes gráficos nos permitirán ver cuál de las dos medidas es más eficaz también para otros valores del límite (inicial) de VaR y la ventana de volatilidad.

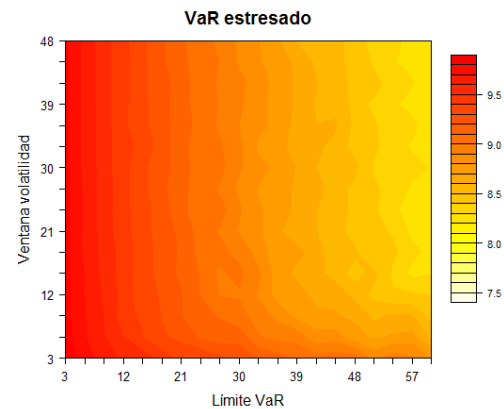
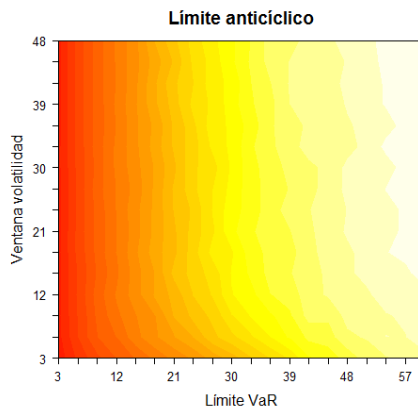
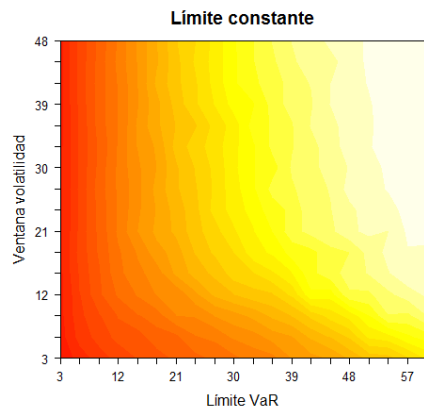
Para poder tener una mejor idea del efecto de ambas medidas, en la Figura 126 contrastamos el valor de los distintos indicadores con el escenario de partida en que todos los agentes utilizan VaR con límites constantes (es decir, el caso considerado en las secciones 4.5.1-4.5.3), para ver si los límites anticíclicos y el VaR estresado reducen la inestabilidad para cualquier combinación de los parámetros  $LVaR$  y  $w^\sigma$ , y comparar hasta qué grado lo hacen. En todos los gráficos el color rojo identifica la situación de mayor inestabilidad (por ejemplo, una volatilidad alta, o un índice de Hill bajo), y para facilitar la comparación de los resultados utilizamos la misma escala

<sup>49</sup> El valor de los indicadores mostrado en estos gráficos es un promedio sobre 15 simulaciones para cada pareja de valores del límite de VaR y la ventana de volatilidad. En el caso del índice de solidez y del VaR, se ha tomado la media sobre los tres grupos de agentes (fundamentalistas, técnicos y *long-short*).

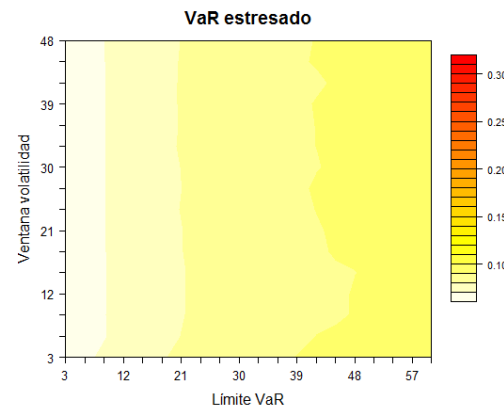
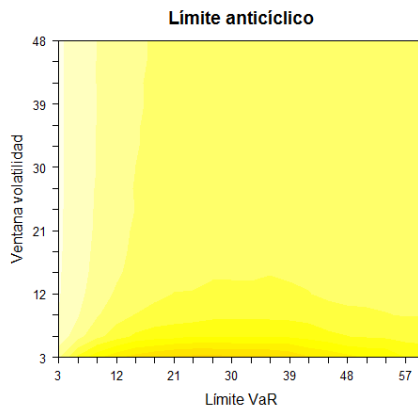
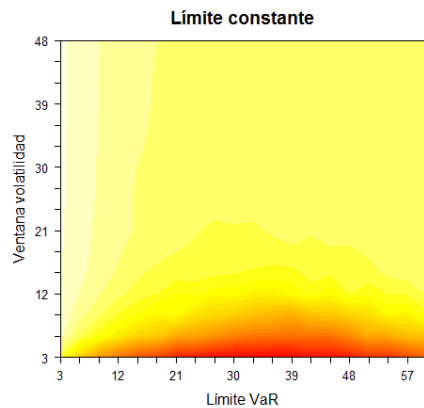
para cada indicador (por ejemplo, el color rojo en el gráfico de la volatilidad identifica el mismo rango de valores tanto en el gráfico correspondiente a los límites constantes, como a los límites anticíclicos o al VaR estresado). De este modo veremos con cuál de los dos indicadores el mercado es estable para un mayor rango de parámetros.



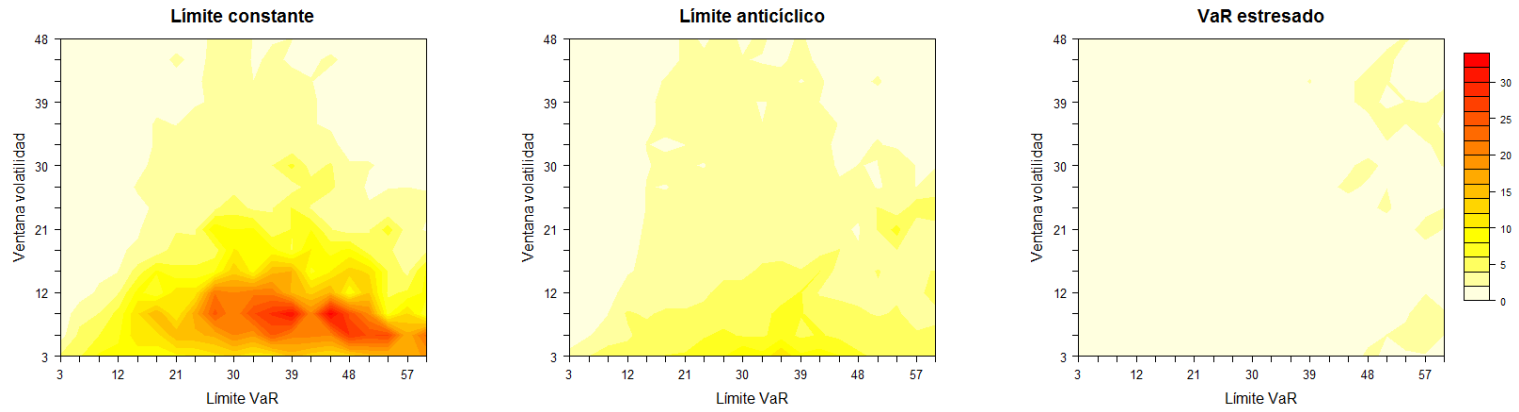
### Volatilidad de los precios



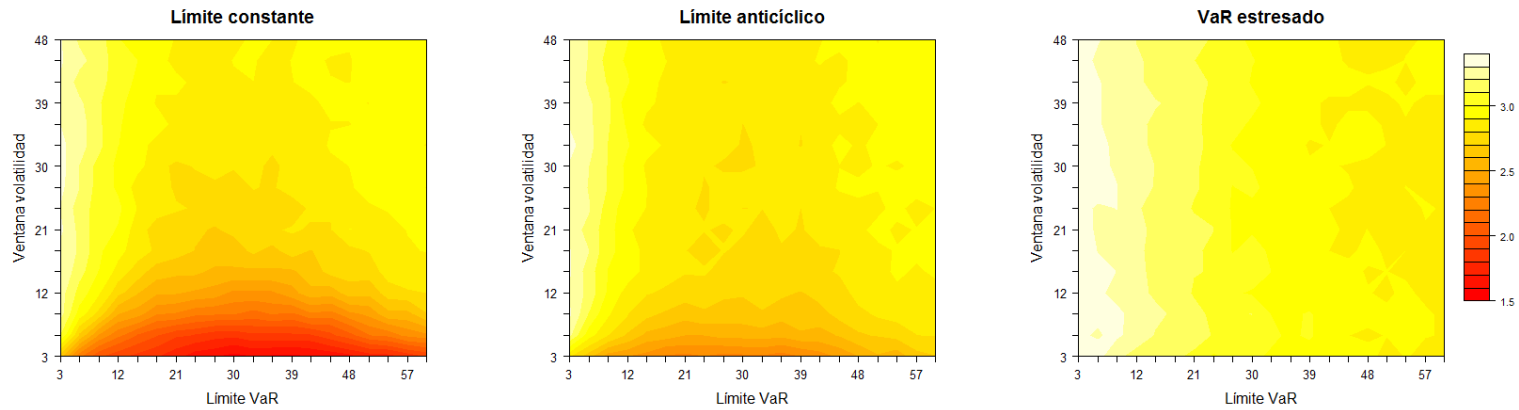
### Volatilidad de los rentabilidades



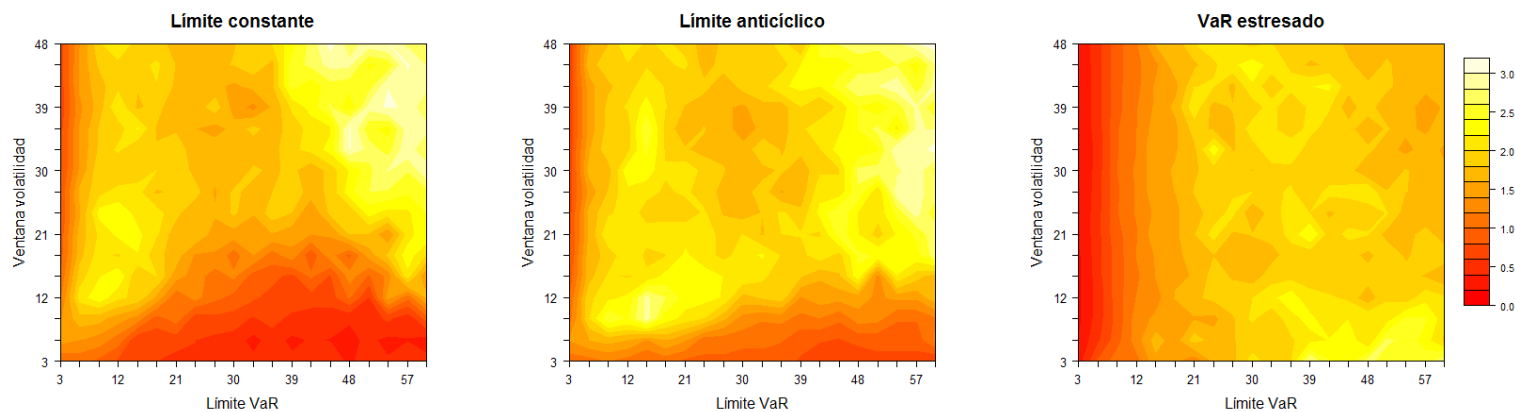
### Curtosis de las rentabilidades



### Índice de Hill



**Solidez de los inversores<sup>50</sup>**



**VaR de los inversores**

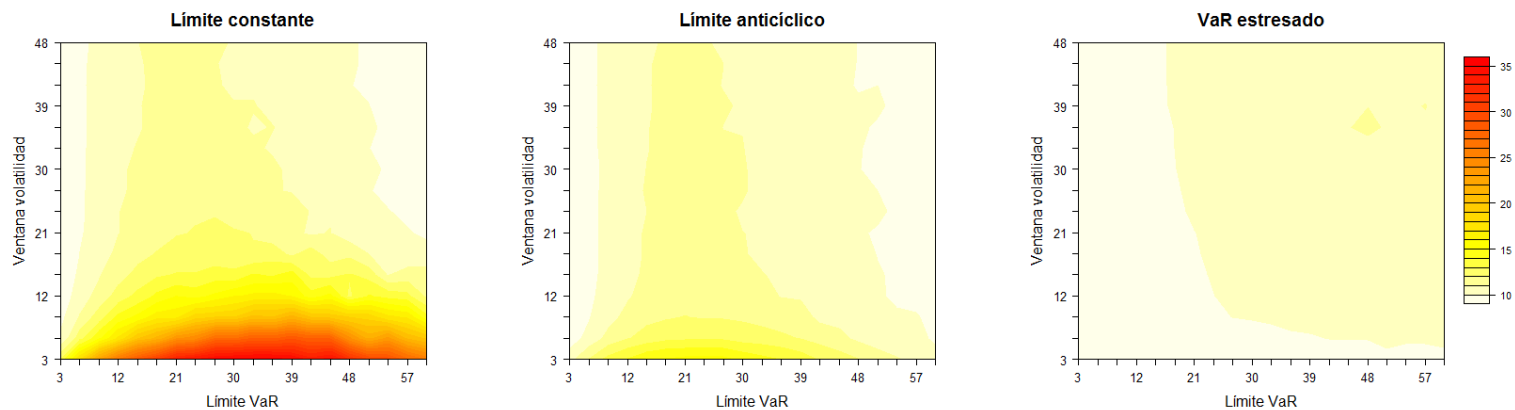


Figura 126 – Comparación de los indicadores de inestabilidad para 15 simulaciones, al usar límites constantes, anticíclicos o VaR estresado

<sup>50</sup> Tanto el índice de solidez como el VaR en la Figura 126 son la media sobre los tres grupos de agentes (fundamentalistas, técnicos y long-short).

### Conclusiones

El análisis comparado muestra claramente que tanto el uso de límites anticíclicos como de VaR estresado reducen la inestabilidad del mercado no sólo en el escenario con mayor aparición de ciclos de VaR (como ya habíamos visto en las secciones 4.6.1 y 4.6.2), sino también para el resto de valores del límite de VaR y la ventana de la volatilidad. Y a la hora de elegir entre los dos mecanismos, el VaR estresado resulta en general más eficaz: en la zona “crítica” donde el mercado es más proclive a sufrir episodios de inestabilidad (es decir, las zonas rojas al usar límites constantes en la *Figura 126*), el VaR estresado tiene claramente un mayor impacto que los límites anticíclicos a la hora de reducir la inestabilidad del mercado; en el resto de escenarios el VaR estresado también tiende a mejorar los resultados obtenidos con los límites anticíclicos, pero la mejora es más leve.

De aquí podemos concluir que la reformulación de los requerimientos de capital para el riesgo de mercado introducida en Basilea III, que añade el VaR estresado al VaR habitual, es un acierto para mejorar los estándares de capital y reforzar la estabilidad de los bancos, ya que interesa evitar o reducir la gravedad de los episodios de gran inestabilidad, y en este frente el uso de VaR estresado es la mejor opción. Sin embargo, también hay que tener en cuenta que se trata de una medida estricta, porque incrementa notablemente los requerimientos de capital. Los límites anticíclicos varían según las fluctuaciones del mercado, y pueden dejar mayor margen de acción durante los episodios de inestabilidad; por el contrario, el VaR estresado, al tomar siempre como referencia un periodo histórico de tensión financiera y por tanto de mayor volatilidad, introduce un componente cuyo valor supera al VaR habitual y que además – pese a ser menos reactivo a la volatilidad actual – tenderá a crecer si se dan nuevos episodios de tensión. En el modelo hemos visto que el VaR estresado mejora la estabilidad del mercado, pero lo hace a base de constreñir la libertad de acción de los agentes, que no pueden acumular grandes posiciones. Esto no sólo tiene efectos a nivel individual (si los agentes no pueden emitir órdenes tan grandes como desearían, sus beneficios bajan), sino también a nivel global, ya que la eficiencia del mercado se reduce. En la *Figura 127* vemos que a medida que aumenta el número de agentes que utilizan el VaR estresado, la serie del precio se aleja de la serie del valor fundamental, ya que la acción de los inversores fundamentalistas – que son los que impiden que el precio se aleje del valor fundamental – se reduce y disminuye su capacidad de mover el precio en la dirección del valor fundamental. En la *Figura 128* constatamos que la distancia media entre las series del precio y del valor fundamental (a lo largo de las 25 simulaciones) disminuye cuando los agentes

utilizan el VaR estresado, y sin embargo esto no ocurre con los límites anticíclicos. Esto pone de relieve que, aunque los resultados muestran que el VaR estresado es una medida eficaz para estabilizar los mercados financieros, también tiene efectos colaterales que no pueden obviarse.

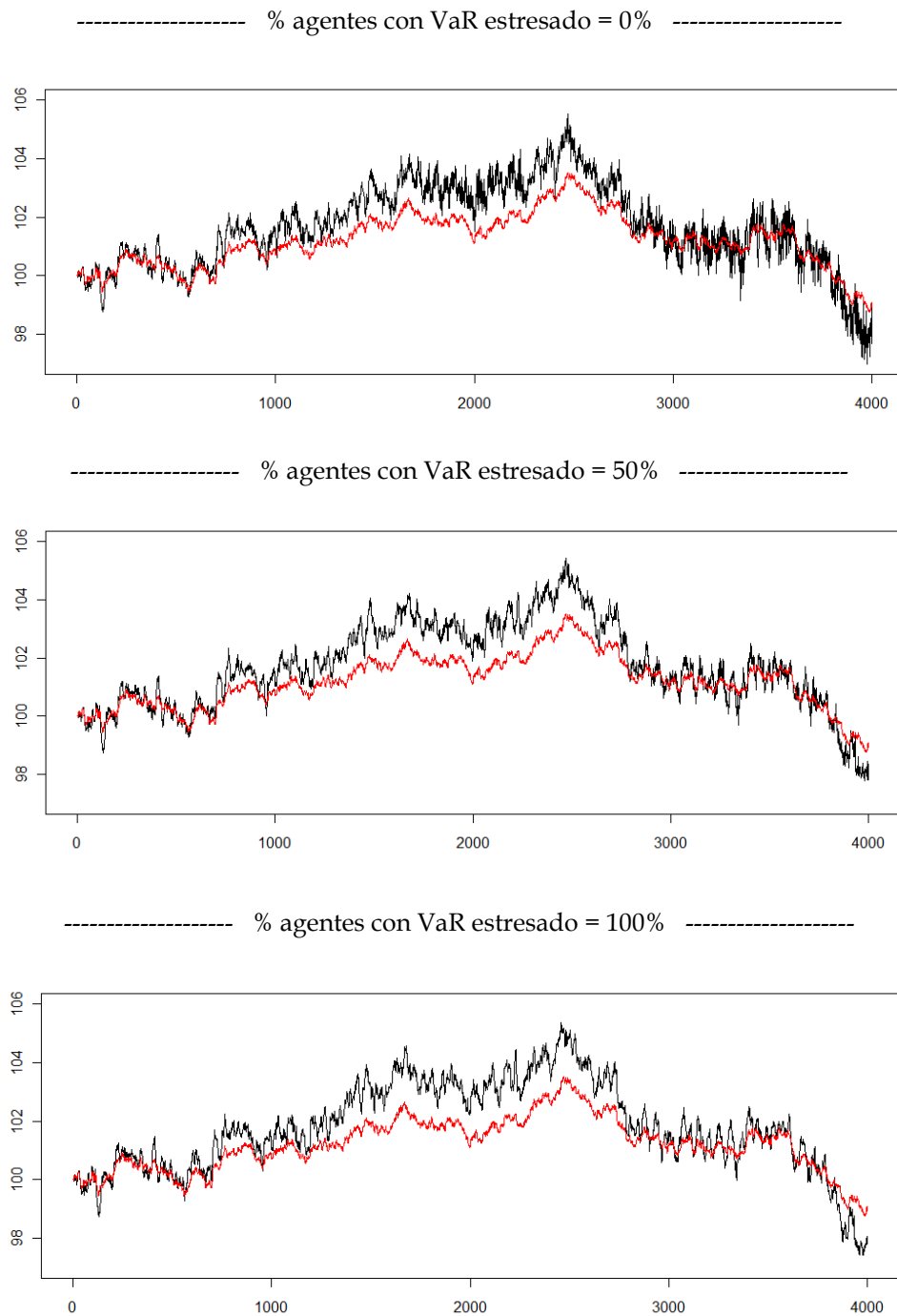


Figura 127 - Promedio del precio (en negro) y del valor fundamental (en rojo) para 25 simulaciones

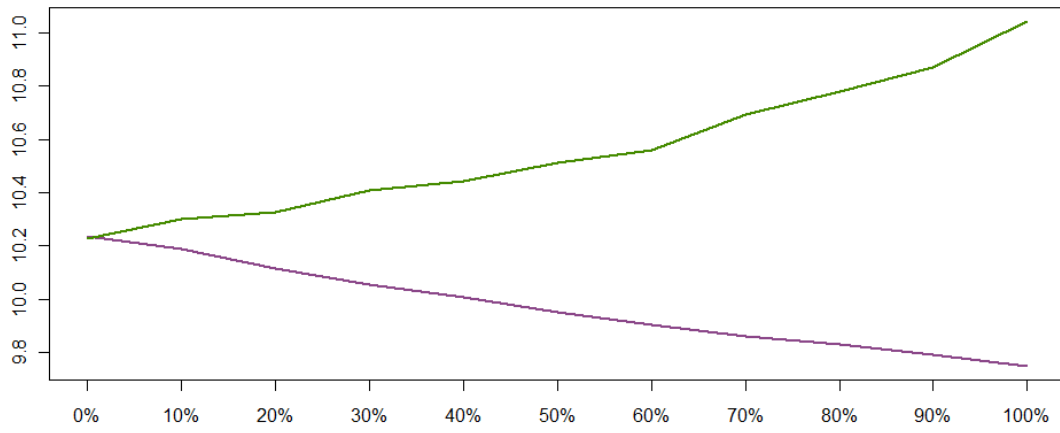


Figura 128 - Media de la distancia entre la serie temporal del precio y del valor fundamental para 25 simulaciones, obtenido al incrementar el porcentaje de agentes con límite de VaR anticíclico (en violeta) o VaR estresado (en verde)



# CONCLUSIONES Y FUTURAS INVESTIGACIONES

## 5.1 CONCLUSIONES

En los últimos años, el uso de sistemas de gestión de riesgo se ha generalizado, y el VaR se ha convertido en la principal metodología en la mayoría de instituciones financieras. Un factor que sin duda ha impulsado la adopción de modelos VaR ha sido la regulación de Basilea, que desde la Enmienda de 1996 permite a los bancos utilizar sus modelos internos de VaR para calcular cuánto capital regulatorio deben mantener para cubrirse ante el riesgo de mercado. Sin embargo, los sistemas VaR no sólo se utilizan con fines regulatorios, sino que diversos tipos de instituciones financieras lo emplean también para fijar límites de posiciones a sus diferentes unidades de negocio o a los diferentes *traders*, o para asignarles el capital de que pueden disponer para sus operaciones.

La mayor parte de modelos de gestión de riesgo, y en particular los modelos VaR, asumen que el riesgo es exógeno, es decir, que los precios no se ven afectados por las acciones de la institución financiera que quiere estimar el riesgo de su cartera ( (Morris & Shin, 2000), (Danielsson, y otros, 2001)). En cierta forma, es como si se trataran los mercados financieros como sistemas físicos cuyo comportamiento no se ve afectado por la acción del observador y sus predicciones acerca del comportamiento del sistema. Y posiblemente esta hipótesis sea adecuada la mayor parte del tiempo – pongamos por decir algo el 99,9% de los días, – cuando los inversores operan con diferentes criterios y estrategias. Pero es precisamente el 0,1% restante de días el que nos interesa: cuando los inversores actúan de manera uniforme, su acción agregada puede mover los precios. Y el uso de modelos VaR es justamente uno de los mecanismos que ayuda a uniformizar el comportamiento de los participantes del mercado: cuando, por cualquier motivo, aumenta la volatilidad del mercado, también aumenta el VaR de los inversores, y si éste supera su límite, los agentes se verán obligados a reducir su cartera al mismo tiempo. Si además los inversores tienen posiciones similares, se dan las condiciones adecuadas para que las reducciones forzadas por los sistemas VaR hundan el precio de los activos, lo que aumenta su volatilidad e incrementa de nuevo su VaR. Se trata por tanto de un



escenario de riesgo *endógeno*, puesto que el uso de sistemas VaR tiene el potencial de amplificar y retroalimentar la inestabilidad del mercado.

Este potencial inestabilizador del VaR se ha materializado en diversas ocasiones. Hemos abierto la tesis con dos episodios concretos – la crisis del LTCM de 1998 y la crisis de los *quants* de 2007 – que ponen de relieve contextos diferentes en que el uso de sistemas VaR ha tenido el efecto contrario al deseado, incrementado la inestabilidad del mercado en lugar de reducirla. Motivados por estos antecedentes, con esta tesis nos hemos planteado el objetivo de estudiar la capacidad de los sistemas VaR de amplificar las fluctuaciones del precio y dar lugar a episodios de inestabilidad, aun en la ausencia de *shock* externos. Nos hemos centrado en la dinámica social que genera el uso generalizado de sistemas VaR, y para ello hemos utilizado el método de simulación basada en agentes, que permite captar tanto el efecto que el mercado tiene sobre las acciones individuales de los inversores, como el efecto global que emerge de sus acciones agregadas.

Gran parte del trabajo expuesto en esta tesis se ha enfocado en la construcción del modelo que posteriormente nos ha permitido estudiar el efecto de los sistemas VaR. En el capítulo 2 hemos presentado el modelo que ha servido de base para los análisis posteriores. Se trata de un modelo donde los inversores utilizan dos tipos de estrategia – fundamentalista o técnica, – porque tradicionalmente estos han sido los principales tipos de estrategia de inversión en renta variable. Hemos presentado los resultados de la validación del modelo, para asegurar que proporciona un marco suficientemente fiable para los análisis de los capítulos siguientes. La tarea de validación no es trivial: nosotros hemos estudiado cómo el modelo reproduce las propiedades estadísticas identificadas empíricamente en los mercados de acciones – que es el criterio habitual en la literatura de modelos multiagente de mercados financieros, – pero también hemos tenido en cuenta el realismo de las propias estrategias implementadas, que están basadas en estrategias utilizadas a la práctica, y su competitividad, puesto que no tiene sentido utilizar estrategias que sistemáticamente obtienen pérdidas.

Pese a que tradicionalmente las estrategias de inversión en los mercados de acciones se clasificaban como estrategias fundamentalistas y técnicas según los criterios empleados, en los últimos años las estrategias *long-short* han ganado mucho peso. Estas estrategias consisten en tomar simultáneamente una posición larga en activos cuyo precio se espera que suba y una posición corta en activos cuyo precio se espera que baje. No sólo son las estrategias más

utilizadas por los *hedge funds*, que mueven un gran porcentaje del volumen diario en renta variable, sino que también han sido adoptadas por los *proprietary desks* de bancos, que se operan de forma parecida a los *hedge funds*. De hecho, la crisis de los *quants* de 2007 tuvo lugar precisamente porque muchos inversores habían adoptado este tipo de estrategia en los años previos. Debido a la relevancia de este tipo de estrategias en los mercados actuales, hemos considerado importante tener también en cuenta su efecto en nuestro modelo. Para ello en el capítulo 3 hemos extendido el modelo base de inversores fundamentalistas y técnicos introduciendo agentes con una estrategia *long-short* y estudiando su efecto. Hasta donde sabemos, este es el primer modelo basado en agentes que incorpora este tipo de estrategia, por lo que supone una innovación respecto al estado del arte en modelación multiagente de mercados financieros. Hemos validado el modelo a partir de las propiedades estadísticas identificadas en los mercados reales, y hemos visto que es un modelo suficientemente válido como para utilizarlo a modo de ‘laboratorio virtual’ donde estudiar el efecto de los sistemas VaR.

En el capítulo 4 hemos abordado el objetivo último de la tesis, estudiando el efecto de los sistemas VaR de gestión de riesgo en la estabilidad del mercado. Para ello hemos extendido el modelo de inversores fundamentalistas, técnicos y *long-short* introduciendo restricciones al VaR de su cartera: los agentes controlan su riesgo mediante un modelo simple de VaR, y deben reducir sus posiciones cuando el riesgo de su cartera supera un límite prefijado. Hemos analizado qué efecto tiene el uso del sistema VaR en distintos indicadores de inestabilidad financiera – volatilidad, medidas de movimientos extremos en los precios e indicadores de solidez de los inversores – y hemos constatado que en un cierto número de simulaciones los sistemas VaR inducen una dinámica particular en los precios que incrementa la volatilidad del mercado. Esta dinámica, que hemos llamado ‘ciclos de VaR’, se da cuando un número suficiente de inversores alcanza su límite de VaR y se ve obligado a reducir al mismo tiempo su cartera; estas reducciones mueven súbitamente el precio, incrementan la volatilidad, y empujan más inversores a tener que reducir su cartera por el nuevo aumento del VaR. Este tipo de dinámica respalda la teoría por ejemplo de Persaud de que los sistemas VaR pueden causar círculos viciosos (Persaud 2000), pero además permite *cuantificar* el efecto de estos sistemas en diferentes indicadores de inestabilidad. Por ejemplo, hemos visto que el potencial inestabilizador del sistema VaR es mayor para valores intermedios del límite fijado a los agentes, porque deja libertad de maniobra a los inversores (a diferencia de cuando el límite es demasiado restrictivo), pero posibilita que los inversores alcancen su límite con cierta frecuencia (a diferencia de

cuando el límite es demasiado laxo); también hemos observado que si la volatilidad se estima a corto plazo, es más probable que aparezcan ciclos de VaR, porque la volatilidad se vuelve más sensible a cualquier movimiento del precio y es más fácil que el VaR aumente súbitamente. Finalmente hemos visto que si los agentes ajustan sus límites de VaR para reducirlos en momentos de mayor volatilidad, entonces la inestabilidad todavía puede incrementar más que cuando el límite se mantiene constante a lo largo del tiempo.

En los periodos de tranquilidad la percepción de riesgo disminuye y a menudo los participantes del mercado entran en posiciones más arriesgadas. Por ello, algunos investigadores sostienen que conviene introducir regulaciones anticíclicas, y de hecho Basilea III ya introduce innovaciones en esta dirección. Hemos utilizado nuestro modelo para analizar el efecto de dos medidas destinadas a reducir la prociclicidad inherente a los sistemas VaR:

- Uso de límites de VaR anticíclicos: Hemos estudiado el efecto de utilizar límites de VaR variables y anticíclicos, que se reducen cuando el mercado es estable para evitar que los agentes acumulen posiciones excesivas, y aumentan cuando el mercado es más volátil para evitar reducciones simultáneas.
- VaR estresado: Hemos estudiado el impacto de añadir el VaR estresado a la gestión de riesgo habitual, que es una de las medidas introducidas en Basilea III. Este VaR estresado se diferencia del VaR habitual en que utiliza los datos históricos del periodo de mayor de mayor inestabilidad.

Ambos mecanismos tienen un efecto positivo en los diferentes indicadores de inestabilidad, que mejoran claramente cuando la mayoría de inversores utilizan límites anticíclicos o VaR estresado en los escenarios más propensos a sufrir ciclos de VaR. El análisis comparado de las dos medidas muestra claramente que la introducción del VaR estresado es más eficaz a la hora de estabilizar los mercados financieros, ya que la mejora en la mayoría de indicadores es mayor que al usar límites anticíclicos. De aquí podemos concluir que el uso del VaR estresado en Basilea III para el riesgo de mercado es una medida prometedora para mejorar los estándares de capital y reforzar la estabilidad de los bancos.

\* \* \*

Si bien nuestros resultados permiten concluir que los sistemas VaR efectivamente contribuyen a aumentar la inestabilidad de los mercados financieros, esto no quiere decir que deban dejar de

emplearse o que sea mejor prescindir de regulaciones que se basen en este tipo de sistemas, como los Acuerdos de Basilea. Nuestro mensaje es que los gestores de riesgo y los reguladores deben tomar conciencia del riesgo endógeno y del tipo de dinámica que potencialmente inducen los sistemas VaR y tomar medidas para afrontarlos. Los sistemas de gestión de riesgo deben combinarse con otros tipos de medidas, como las pruebas de tensión (*stress tests*). Actualmente, numerosas entidades llevan a cabo pruebas de tensión, pero sólo se centran en la propia entidad y analizan si esta de forma aislada sería capaz de resistir un *shock*; las pruebas de tensión no contemplan el hecho de que las entidades reaccionan ante el *shock*, y esto tiene un efecto en las otras instituciones (la fragilidad de unas puede transmitirse a otras) y en el mercado, pudiendo acabar por afectar gravemente a entidades que resisten bien el *shock* inicial (Bookstaber, Cetina, Feldberg, Flood, & Glasserman, 2013). Las pruebas de tensión deben ser capaces de reflejar de alguna forma la relación – que fluye en las dos direcciones – entre las condiciones de mercado y el comportamiento de los inversores: cuando el mercado se vuelve más inestable, los participantes reaccionan, y con su comportamiento pueden empeorar las condiciones de mercado, y entrar así en una espiral de graves consecuencias.

Además, los reguladores deben tener en cuenta el efecto uniformizador que crean ciertas medidas – como los Acuerdos de Basilea – en el comportamiento de los participantes del mercado. Las nuevas regulaciones no deben centrarse sólo en la estabilidad de las instituciones consideradas individualmente, sino que antes de ponerlas en práctica debe analizarse el efecto sistémico que la adopción de tales regulaciones tendrá, y su posible contribución a realimentar espirales inestabilizadoras en el mercado.

Para ser capaces de replicar este tipo de dinámicas y explorar medidas para contrarrestarlas, abogamos desde aquí por el uso de simulaciones basadas en agentes. Este tipo de modelos permiten entender el comportamiento global del mercado a partir del comportamiento de los participantes individuales; en particular, permite replicar el riesgo sistémico que emerge por ejemplo de la sincronización de los inversores individuales. Sin ir más lejos, ya en 2010 Jean-Claude Trichet hizo una llamada a ir más allá de los métodos tradicionales e incorporar herramientas de otras disciplinas, como los modelos multiagente. De hecho, el Banco de Inglaterra o el Banco de Austria utilizan sistemas modulares que combinan diversos modelos para analizar el riesgo sistémico del sistema bancario de sus respectivos países y para hacer pruebas de tensión regularmente (Alessandri, Gai, Kapadia, Mora, & Pühr, 2009), (Boss, Krenn, Pühr, & Summer, 2006)). En particular, utilizan modelos de redes para simular las

relaciones de crédito entre los diversos bancos y estudiar por ejemplo qué impacto tendría la quiebra de una entidad en el resto de la red. Sin embargo, los modelos de redes no reflejan el comportamiento de los nodos de la red (por ejemplo, los bancos), y los sistemas multiagente contribuirían a mejorar estos modelos al incorporar el comportamiento heterogéneo de las diferentes entidades y permitir captar los cambios en la dinámica de las redes que pueden darse en momento de inestabilidad (BCE, 2010). Por este motivo, sería muy positivo añadir los modelos basados en agentes a la cartera de modelos con que trabajan los bancos centrales y otros reguladores.

## 5.2 FUTURAS INVESTIGACIONES

El modelo que hemos presentado en esta tesis es un modelo multiagente relativamente simple, que nos ha permitido estudiar el efecto del uso de sistemas VaR. Contemplamos tres direcciones en las que se puede extender el modelo y ampliar el trabajo expuesto aquí:

- Enriquecer el comportamiento de los agentes: hemos visto que el modelo de fundamentalistas y técnicos, y el modelo con inversores *long-short* reproduce sólo parcialmente las propiedades estadísticas observadas en los mercados reales. A pesar de que no hay modelos que puedan reproducir todas estas propiedades empíricas, sí que hay cierto margen para mejorar nuestro modelo en este sentido para incrementar su validez. En los estudios empíricos de los mercados de acciones, los investigadores han propuesto ciertas hipótesis respecto a qué mecanismos dan lugar a determinadas propiedades (por ejemplo, Bouchaud et al. (2001) han sugerido que el efecto apalancamiento se debe a las ventas efectuadas por inversores poco informados, o Covrig y Ng (2004) sostienen que la autocorrelación del volumen se debe al fraccionamiento de las operaciones). Al implementar estos mecanismos en el modelo multiagente, podríamos verificar si realmente los mecanismos propuestos dan lugar a las propiedades estadísticas esperadas, y en caso de que así fuera, esto nos permitiría mejorar el comportamiento empírico del modelo.
- Introducir otros mecanismos de gestión de riesgo: en esta tesis nos hemos centrado exclusivamente en los sistemas VaR, pero las entidades financieras utilizan otras medidas de gestión de riesgo, como los órdenes *stop-loss* o las demandas de garantías suplementarias (*margin calls*), que pueden dar lugar a espirales inestabilizadoras similares a las que hemos descrito para los modelos VaR (FMI, 2007). Este tipo de

medidas podría implementarse fácilmente en nuestro modelo para analizar su impacto en la estabilidad del mercado.

- Combinar con modelos de redes: como hemos comentado más arriba, algunos bancos han empezado a utilizar modelos de redes para simular las relaciones de crédito entre los bancos y entender mejor la dinámica de los contagios financieros. Extender nuestro modelo multiagente incorporando un modelo de red permitiría estudiar cómo se extiende la inestabilidad a través de diferentes canales: no sólo a través del mercado, mediante el precio de los activos, como hemos estudiado en esta tesis, sino también a través de las relaciones de crédito como estudian los reguladores.



---

## BIBLIOGRAFÍA

- Agarwal, V., & Naik, N. (Julio de 2002). Introduction to Hedge funds. *Gestion Alternative*.
- Aguilar, L. (19 de Abril de 2013). *Institutional Investors: Power and Responsibility*. Recuperado el 18 de Julio de 2015, de U.S. Securities and Exchange Commission: <http://www.sec.gov/News/Speech/Detail/Speech/1365171515808>
- Aikman, J. (2010). *When prime brokers fail: The unheeded risk to hedge funds, banks, and the financial industry*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Alessandri, P., Gai, P., Kapadia, S., Mora, N., & Puhr, C. (2009). Towards a framework for quantifying systemic stability. *International Journal of Central Banking*, 5(3), 47-81.
- Alfarano, S., Lux, T., & Wagner, F. (2005). Estimation of agent-based models: The case of an asymmetric herding model. *Computational Economics*, 26, 19-49.
- Alfarano, S., Lux, T., & Wagner, F. (2006). Estimation of a simple agent-based model of financial markets: An application to Australian stock and foreign exchange data. *Physica A*, 370, 38-42.
- Allen, L., & Saunders, A. (2004). Incorporating systemic influences into risk measurements: A survey of the literature. *Journal of Financial Services Research*, 26(2), 161-192.
- Arciero, L., Biancotti, C., D'Aurizio, L., & Impenna, C. (2009). Exploring agent-based methods for the analysis of payment systems: A crisis model for StarLogo TNC. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(1).
- Arthur, W., Holland, J., LeBaron, B., Palmer, R., & Tayler, P. (1996). Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market. *SFI Working Paper*, 96-12-093.
- Aymanns, C., & Farmer, J. (2015). The dynamics of the leverage cycle. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 50, 155-179.
- Bank of England. (2003). *Financial stability review - December 2003*. Bank of England.
- Bank of England. (2004). *Financial stability review - December 2004*. Bank of England.
- Bank of England. (2007). *Financial stability report - October 2007*. Bank of England.
- Barr, A. (13 de Agosto de 2007). *Quant quake shakes hedge-fund giants*. Recuperado el 6 de Marzo de 2013, de MarketWatch: <http://www.marketwatch.com/story/quant-quake-shakes-hedge-fund-giants>
- BBC. (19 de Mayo de 2008). *Timeline: Sub-prime losses*. Recuperado el 7 de Enero de 2009, de <http://news.bbc.co.uk/2/hi/business/7096845.stm>



- BCE. (2007). *Financial stability review - June 2007*. Frankfurt: Banco Central Europeo.
- BCE. (2010). *Recent advances in modelling systemic risk using network analysis*. Frankfurt: BCE.
- BCE. (2011). *Approaches to monetary policy revisited: Lessons from the crisis*. Frankfurt: Banco Central Europeo.
- Beck, T., De Jonghe, O., & Schepens, G. (25 de Julio de 2011). *Bank competition and stability: Cross-country heterogeneity*. Recuperado el 14 de Junio de 2013, de VOX CEPR's Policy Portal: <http://www.voxeu.org/article/bank-competition-and-stability-cross-country-heterogeneity>
- Ben-David, I., Franzoni, F., & Moussawi, R. (2012). Hedge fund stock trading in the financial crisis of 2007-2009. *The Review of Financial Studies*, 25(1), 1-54.
- Berman, G. (2009). *Testimony submitted to the U.S. House of Representatives, Committee on Science and Technology, for the hearing "The risks of financial modeling: VaR and the economic meltdown"*.
- Berner, R. (8 de Junio de 2015). *Remarks by OFR director Richard Berner at the Brookings Institution: Can the financial sector promote growth and stability?* Recuperado el 10 de Agosto de 2015, de Financial Research: <http://financialresearch.gov/public-appearances/2015/06/08/brookings-institution/>
- BIS. (1999). *A review of financial markets events in autumn 1998*. Basilea: Bank for International Settlements.
- Black, F. (1976). Studies of stock price volatility changes. *Proceedings of the 1976 meetings of the American Statistical Association*, (págs. 177-181).
- Blommenstein, H. (2009). The financial crisis as a symbol of the failure of academic finance? (A methodological digression). *Journal of Financial Transformation*, 69-74.
- Blundell-Wignall, A. (2007). An overview of hedge funds and structured products: Issues in leverage and risk. *Financial Market Trends*, 92(2007/1), 37-57.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *PNAS*, 99(3), 7280-7287.
- Bonenkamp, U. (2010). *Combining technical and fundamental trading strategies*. Heidelberg: Gabler.
- Bookstaber, R. (2007). *A demon of our own design*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Bookstaber, R. (2009). *Testimony submitted to the U.S. House of Representatives, Committee on Science and Technology, for the hearing "The risks of financial modeling: VaR and the economic meltdown"*.

- Bookstaber, R. (2012). *Using agent-based models for analyzing threats to financial stability*. Office of Financial Research.
- Bookstaber, R., Cetina, J., Feldberg, G., Flood, M., & Glasserman, P. (2013). *Stress tests to promote financial stability: Assessing progress and looking to the future*. Office of Financial Research - Working paper 0010.
- Borio, C. (2008). *The financial turmoil of 2007 - ? : a preliminary assessment and some policy considerations*. Basilea: BIS Working Papers.
- Boss, M., Krenn, G., Pühr, C., & Summer, M. (2006). *Systemic risk monitor: A model for systemic risk analysis and stress testing of banking systems*. Financial Stability Report 11 - Österreichische Nationalbank.
- Bouchaud, J. (2008). Economics needs a scientific revolution. *Nature*, 455, 1181.
- Bouchaud, J., Farmer, J., & Lillo, F. (2009). How markets slowly digest changes in supply and demand. En T. Hens, & K. Schenk-Hoppé, *Handbook of financial markets: Dynamics and evolution* (págs. 57-160). Amsterdam: North Holland - Elsevier.
- Bouchaud, J., Matacz, A., & Potters, M. (16 de Enero de 2001). *The leverage effect in financial markets: retarded volatility and market panic*. Obtenido de Arxiv preprint cond-mat/0101120: <http://arxiv.org/abs/cond-mat/0101120>
- Brunnermeier, M. (2009). Deciphering the liquidity and credit crunch 2007-2008. *Journal of Economic Perspectives*, 23(1), 77-100.
- Brunnermeier, M., & Pedersen, L. (2009). Market liquidity and funding liquidity. *The Review of Financial Studies*, 22(6), 2201-2238.
- Brunnermeier, M., Crocket, A., Goodhart, C., Persaud, A., & Shin, H. (2009). *The fundamental principles of financial regulation*. Geneva Reports on the World Economy 11.
- Buchanan, M. (2009). Meltdown modelling. *Nature*, 460, 680-682.
- Cardarelli, R., Elekdag, S., & Lall, S. (2009). *Financial stress, downturns, and recoveries*. Fondo Monetario Internacional - Documento de trabajo No. 09/100.
- Çelik, S., & Isaksson, M. (2014). Institutional investors and ownership engagement. *OECD Journal: Financial Market Trends*, 2013/2, 93-114.
- Chakraborti, A., Toke, I., Patriarca, M., & Abergel, F. (2011). Econophysics review: I. Empirical facts. *Quantitative finance*, 11(7), 991-1012.
- Challet, D., & Zhang, Y. (1997). Emergence of cooperation and organization in an evolutionary game. *Physica A*, 246, 407-418.
- Challet, D., Marsili, M., & Zhang, Y. (2001). Stylized facts of financial markets and market crashes in Minority Games. *Physica A*, 294, 514-524.

- Chan, N., Getmansky, M., Haas, S., & Lo, A. (2005). *Systemic risk and hedge funds*. NBER Working Paper No. 11200.
- Chiu, J., Lukman, D., Modarresi, K., & Velayuthan, A. (2011). *High-frequency trading*. Stanford University.
- Choudhry, M. (2001). *The bond and money markets: Strategy, trading, analysis*. Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Choudhry, M. (2006). *An introduction to value-at-risk*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Cihak, M. (2007). Systemic loss: A measure of financial stability. *Czech Journal of Economics and Finance*, 57(1-2), 5-26.
- Cincotti, S., Raberto, M., & Teglioni, A. (2012). Macroprudential policies in an agent-based artificial economy. *Revue de l'OFCE*, 2012/5(124), 205-234.
- Citi. (2013). *Hedge fund industry snapshot*.
- Clegg, R. (25 de Octubre de 2006). A practical guide to measuring the Hurst parameter. *21st UK Performance Engineering Workshop, School of Computing Science Technical Report Series, CSTR-916*, (págs. 43-55). Newcastle.
- Coeuré, B. (2014). *Rethinking economics after the crisis*. Frankfurt: Third conference of the ECF Macro-prudential Research Network.
- Coggan, P. (2011). *Guide to hedge funds: What they are, what they do, their risks, their advantages*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Colander, D. (2009). *Testimony submitted to the U.S. House of Representatives, Committee on Science and Technology, for the hearing "The risks of financial modeling: VaR and the economic meltdown"*.
- Colander, D., Föllmer, H., Haas, A., Goldberg, M., Juselius, K., Kirman, A., y otros. (2009). *The financial crisis and the systemic failure of academic economics*. Working Paper No. 1489, Kiel Institute for the World Economy.
- Comisión Europea. (2008). *Consultation paper on hedge funds*. Working document of the Commission Services.
- Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative finance*, 1, 223-236.
- Cont, R. (2005). Volatility clustering in financial markets: Empirical facts and agent-based models. En G. Teyssière, & A. Kirman, *Long memory in economics* (págs. 289-310). Berlin: Springer.
- Covrig, V., & Ng, L. (2004). Volume autocorrelation, information, and investor trading. *Journal of Banking and Finance*, 28, 2155-2174.

- Cristelli, M. (2014). *Complexity in financial markets*. Springer.
- Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2000). *Risk management*. Nueva York: McGraw-Hill.
- CSBB. (1996). *Amendment to the Capital Accord to incorporate market risks*. Basilea: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.
- CSBB. (2004). *Convergencia internacional de medidas y normas de capital*. Basilea: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.
- CSBB. (2009). *Revisions to the Basel II market risk framework*. Basilea: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.
- CSBB. (2011). *Basilea III: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios*. Basilea: Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.
- Daniel, K. (2009). Anatomy of a crisis. *CFA Institute Conference Proceedings Quarterly* (págs. 11-21). Nueva York: Goldman, Sachs & Co.
- Danielsson, J., & Shin, H. (2002). *Endogenous risk*.  
<http://www.riskresearch.org/files/DanielssonShin2002.pdf>.
- Danielsson, J., Embrechts, P., Goodhart, P., Keating, C., Muennich, F., Renault, O., y otros. (2001). *An academic response to Basel II*. LSE Financial Markets Group.
- Danielsson, J., Shin, H., & Zigrand, J. (2013). Endogenous and systemic risk. En J. Haubrich, & A. Lo, *Quantifying systemic risk* (págs. 73-94). University of Chicago Press.
- Darley, V., Outkin, A., Plate, T., & Gao, F. (2001). *Learning, evolution and tick size effects in a simulation of the Nasdaq stock market*. Santa Fe: BiosGroup.
- Ding, Z., Granger, C., & Engle, R. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1, 83-106.
- Dudukovic, S. (2013). Capturing stylized facts of stock market volatility and higher order cumulant function. *Cambridge Business & Economics Conference (CBEC)*. Cambridge.
- Dyrberg, A. (2001). *Indicators of financial instability*. Monetary review - Abril 2001, Danmarks National Bank.
- Ehrman, D. (2006). *The handbook of pairs trading*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Einarsson, R. (2013). *Reproducing the stylized facts of financial returns*. Göteborg: Chalmers University of Technology.
- Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008.
- Eubanks, W. (2010). *The status of the Basel III Capital Adequacy Accord*. CRS Report for Congress.
- Faria, L. (2012). *Financial regulation - part II: Bank's behaviour under Basel III capital requirements using an agent-based model*. Policy paper 12/19.

- Faria, L., & Phelps, S. (2011). An investigation of the consequences of Basel III using an agent-based model. *The 13th International Conference on Electronic Commerce*. Liverpool.
- Farmer, J. (2014). Presentación en "CRISIS advisory board meeting". *CRISIS project, 15 Octubre 2014*.
- Farmer, J., & Foley, D. (2009). The economy needs agent-based modelling. *Nature*, 460, 685-686.
- Farmer, J., & Joshi, S. (2002). The price dynamics of common trading strategies. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 49, 149-171.
- Feng, L., Li, B., Podobnik, B., Preis, T., & Stanley, E. (2012). Linking agent-based models and stochastic models of financial markets. *PNAS*, 109(22), 8388-8393.
- Ferguson, R., & Laster, D. (2007). *Hedge funds and systemic risk*. Banque de France. Financial Stability Review – Special issue on hedge funds.
- Feridun, M. (2005). Failure of value at risk systems: A case study. *European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences*, 2(1), 57-67.
- Financial Services Authority. (2009). *The Turner review: A regulatory response to the global banking crisis*. FSA.
- Finger, C. (2009). *VaR is from Mars, Capital is from Venus*. RiskMetrics Group - Research monthly April 2009.
- FMI. (1998). *World economic outlook and international capital markets. Interim assessment – December 1998*. Washington D.C.: Fondo Monetario Internacional.
- FMI. (2006). *Financial soundness indicators (FSIs) - Concepts and definitions*. Washington D.C.: Fondo Monetario Internacional.
- FMI. (2007). *Global financial stability report - October 2007*. Washington D.C.: Fondo Monetario Internacional.
- Franke, R., & Westerhoff, F. (2012). Structural stochastic volatility in asset pricing dynamics: Estimation and model contest. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 36(8), 1193-1211.
- Fung, W., & Hsieh, D. (2011). The risk in hedge fund strategies: Theory and evidence from long/short equity hedge funds. *Journal of Empirical Finance*, 18, 547-569.
- Füss, R., Reinhard, K., Rindler, P., & Tyrell, M. (2009). *The anatomy of the quant crisis: A real investment cycle approach*. Wiesbaden: EBS Business School and Zeppelin University.
- Gabaix, X. (2009). Power laws in economics and finance. *Annual Review of Economics*, 1, 255-293.
- Gabaix, X., Gopikrishnan, P., Plerou, V., & Stanley, E. (2003). A theory of power-law distributions in financial market fluctuations. *Nature*, 423, 267-270.
- Gadanecz, B., & Jayaram, K. (2008). *Measures of financial stability - A review*. IFC Bulletin No. 31.

- Galbiati, M., & Soramäki, K. (2011). An agent-based model of payment systems. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 35, 859-875.
- Georg, C. (2011). *Basel III and systemic risk regulation: What way forward?* Jena: Working Papers on Global Financial Markets, No. 17.
- Gersl, A., & Hermánek, J. (2006). *Financial stability indicators: advantages and disadvantages of their use in the assessment of financial system stability*. Financial Stability Report 2006, Czech National Bank.
- Giardina, I., & Bouchaud, J. (2003a). Bubbles, crashes and intermittency in agent based market models. *The European Physical Journal B*, 31, 421-437.
- Giardina, I., & Bouchaud, J. (2003b). Volatility clustering in agent based models. *Physica A*, 324, 6-16.
- Giardina, I., & Bouchaud, J. (2003c). Volatility clustering in agent based market model. En M. Gallegati, A. Kirman, & M. Marsili, *The complex dynamics of economic interaction* (págs. 171-196). Berlin: Springer.
- Hakkio, C., & Keeton, W. (2009). *Financial stress: What it is, how can it be measured, and why does it matter?* Federal Reserve Bank of Kansas City - Economic Review (Second Quarter 2009).
- Haldane, A., & May, R. (2011). Systemic risk in banking ecosystems. *Nature*, 469, 351-355.
- Hasanhodzic, J., & Lo, A. (11 de Febrero de 2011). *Black's leverage effect is not due to leverage*. Obtenido de SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1762363>
- Henning, G. (2010). *The value and momentum trader*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Hermesen, O. (2010). Does Basel II destabilize financial markets? An agent-based financial market perspective. *The European Physical Journal B*, 73, 29-40.
- Hermesen, O. (2012a). Does Basel II destabilize financial markets? - An agent-based financial market perspective. En *The influence of the Basel II and III frameworks on financial market stability (Tesis doctoral)* (págs. 40-74).
- Hermesen, O. (2012b). Does Basel III improve financial market stability? A comparison with the Basel II framework. En *The influence of the Basel II and III frameworks on financial market stability (Tesis doctoral)* (págs. 75-114).
- Hermesen, O. (2012c). Effects of the new capital requirements of Basel III on financial market stability. En *The influence of the Basel II and III frameworks on financial market stability (Tesis doctoral)* (págs. 115-155).
- Hill, A. (en línea). *Technical analysis*. Recuperado el 4 de Agosto de 2004, de <http://www.stockcharts.com/education/TAindex.html>

- Homburg, C., & Scherpereel, P. (2005). Risikokapitalallokation in deutschen Banken: Ergebnisse einer Umfrage. *Controlling & Management*, 49(4), 296-301.
- Hommes, C. (2006). Heterogeneous agent models in economics and finance. En K. Tesfatsion, & K. Judd, *Handbook of Computational Economics*, Vol. 2 (págs. 1109-1186). Amsterdam: North Holland - Elsevier.
- Horejs, M. (2012). *Long-short equity handbook*. Recuperado el 10 de Agosto de 2014, de [http://advisor.morningstar.com/uploaded/pdf/Alt\\_Long-ShortEquity.pdf](http://advisor.morningstar.com/uploaded/pdf/Alt_Long-ShortEquity.pdf)
- House of Lords. (2013). *Proprietary trading*. Parliamentary Commission on Banking Standards.
- ICI. (2013). *2013 Investment company fact book*.
- Illing, M., & Liu, Y. (2013). *An index of financial stress for Canada*. Ottawa: Working Paper 2013-14 - Bank of Canada.
- Jacobs, B., & Levy, K. (Setiembre/Octubre de 1996). 20 myths about long-short. *Financial Analysts Journal*, 81-85.
- Jaeger, L. (2008). *Alternative beta strategies and hedge fund replication*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Jaeger, R. (2003). *All about hedge funds*. Nueva York: McGraw-Hill.
- Johnson, N., Jefferies, P., & Ming Hui, P. (2003). *Financial market complexity*. Nueva York: Oxford University Press.
- Jorion, P. (2001). *Value at risk: The new benchmark for managing financial risk*. Nueva York: McGraw-Hill.
- Jorion, P. (2002). Fallacies about the effects of market risk management systems. *Financial Stability Review - December 2002*, 115-127.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decisions under risk. *Econometrica*, 47, 313-327.
- Kestner, L. (2003). *Quantitative trading strategies*. Nueva York: McGraw-Hill.
- Khandani, A., & Lo, A. (2007). What happened to the quants in August 2007? *Journal of Investment Management*, 5, 5-54.
- Khandani, A., & Lo, A. (2011). What happened to the quants in August 2007? Evidence from factors and transactions data. *Journal of Financial Markets*, 14(1), 1-46.
- King, M., & Maier, P. (2009). Hedge funds and financial stability: Regulating prime brokers will mitigate systemic risks. *Journal of Financial Stability*, 5, 283-297.
- Kodia, Z., Ben Said, L., & Ghedira, K. (2010a). Stylized facts study through a multi-agent based simulation of an artificial stock market. En M. LiCalzi, L. Milone, & P. Pellizzari, *Progress in Artificial Economics* (págs. 27-38). Berlin: Springer.

- Kodia, Z., Ben Said, L., & Ghedira, K. (2010b). A study of stock market trading behavior and social interactions through a multi agent based simulation. En P. Jedrzejowicz, N. Nguyen, R. Howlett, & L. Jain, *Agent and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications (KES-AMSTA)* (págs. 302-311). Berlin: Springer.
- KPMG. (2011). *Basel III: Issues and implications*. KPMG.
- Krugman, P. (2011). The profession and the crisis. *Eastern Economic Journal*, 37, 307-312.
- Kumar, R. (2014). *Strategies of banks and other financial institutions: Theories and cases*. San Diego: Academic Press.
- La Spada, G., Farmer, J., & Lillo, F. (2011). Tick size and price diffusion. En F. Abergel, B. Chakrabarti, A. Chakraborti, & M. Mitra, *Econophysics of order-driven markets* (págs. 173-187). Milan: Springer.
- Lamba, H., & Seaman, T. (2008). Market statistics of a psychology-based heterogeneous agent model. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 11(07), 717-737.
- Larson, J. (2011). *The Basel Capital Accords*.
- LeBaron, B. (2000). Agent-based computational finance: Suggested readings and early research. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 24(5-7), 679-702.
- LeBaron, B. (2006). Agent-based computational finance. En L. Tesfatsion, & K. Judd, *Handbook of Computational Economics, Vol. 2* (págs. 1188-1233). Amsterdam: North Holland - Elsevier.
- LeBaron, B., & Yamamoto, R. (2007). Long-memory in an order-driven market. *Physica A*, 383, 85-89.
- LeBaron, B., Arthur, W., & Palmer, R. (1999). Time series properties of an artificial stock market. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 23, 1487-1516.
- Leibowitz, M., Emrich, S., & Bova, A. (2009). *Modern portfolio management: Active long-short 130/30 equity strategies*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Lhabitant, F. (2007). *Handbook of Hedge Funds*. Chichester: John Wiley & Sons.
- LiCalzi, M., & Pellizzari, P. (2006). Breeds of risk-adjusted fundamentalist strategies in an order-driven market. *Physica A*, 359, 619-633.
- Lo, A. (1991). Long-term memory in stock market prices. *Econometrica*, 59(5), 1279-1313.
- Lombardi, M., & Schrimpf, A. (2014). *Volatility concepts and the risk premium*. BIS Quarterly Review - September 2014.
- Lore, M., & Bodorovsky, L. (2000). *The professional's handbook of financial risk management*. Oxford: Butterworth-Heinemann.



- Lux, T. (2009). Stochastic behavioral asset-pricing models and the stylized facts. En T. Hens, & K. Schenk-Hoppé, *Handbook of financial markets: Dynamics and evolution* (págs. 161-215). Amsterdam: North Holland, Elsevier.
- Lux, T., & Marchesi, M. (1999). Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market. *Nature*, 397, 498-500.
- Lux, T., & Marchesi, M. (2000). Volatility clustering in financial markets: A microsimulation of interacting agents. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 3(4), 675-702.
- Lux, T., & Westerhoff, F. (2009). Economics crisis. *Nature Physics*, 5, 2-3.
- MacKenzie, D. (2003). Long-Term Capital Management and the Sociology of Arbitrage. *Economy and Society*, 32, 349-380.
- Malkiel, B. (1973). *A random walk down Wall Street*. Nueva York: Norton.
- Manamperi, N. (2013). *A comparative analysis of US financial stress indicators*. Lubbock: Texas Tech University.
- Martínez-Jaramillo, S., & Tsang, E. (2009). Evolutionary computation and artificial financial markets. En A. Brabazon, & M. O'Neill, *Natural computing in computational finance* (Vol. 2, págs. 137-179). Berlin: Springer.
- McNeil, A., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). *Quantitative risk management: Concepts, techniques, and tools*. Princeton: Princeton University Press.
- Menkhoff, L. (2010). The use of technical analysis by fund managers: International evidence. *Journal of Banking and Finance*, 34, 2573-2586.
- Menkhoff, L., & Taylor, M. (2006). *The obstinate passion of foreign exchange professionals: Technical analysis*. Leibniz Universität Hannover, Discussion paper 352.
- Miller, B. (2010). *Testimony submitted to the U.S. House of Representatives, Committee on Science and Technology, for the hearing "Building a science of economics for the real world"*.
- Mills, T., & Markellos, R. (2008). *The econometric modelling of financial time series* (Tercera ed.). Cambridge: Oxford University Press.
- Morris, S., & Shin, H. (2000). Market risk with interdependent choice. *Conference on liquidity risk*. Frankfurt.
- Murphy, D. (2009). *Unravelling the credit crunch*. Boca Ratón: CRC Press.
- Murphy, J. (1999). *Technical analysis of the financial markets*. Paramus: New York Institute of Finance.
- Narang, R. (2013). *Inside the black box*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Neely, C. (1997). *Technical analysis in the foreign exchange market: A layman's guide*. The Federal Reserve Bank of St. Louis Review.

- Nelson, W., & Perli, R. (2005). *Selected indicators of financial stability*. Federal Reserve Board.
- North, M., & Macal, C. (2007). *Managing business complexity*. Oxford: Oxford University Press.
- Oh, G., Kim, S., & Eom, C. (29 de Julio de 2006). *Long-term memory and volatility clustering in daily and high-frequency price changes*. Obtenido de Arxiv preprint physics/0601174:  
<http://www.long-memory.com/returns/OhUmKim2006.pdf>
- O'Neill, B. (2011). *Fundamentals of the stock market*. McGraw-Hill.
- Paredes, T. (2006). Hedge funds and the SEC: Observations on the how and why of securities regulation. *Seminar on Current Developments in Monetary and Financial Law*. Washington, D.C.
- Pascual, J., Pajares, J., & López-Paredes, A. (2006). Explaining the statistical features of the Spanish stock market from the bottom-up. En C. Bruun, *Advances in Artificial Economics: The Economy as a Complex Dynamic System* (págs. 283-294). Berlin: Springer.
- Patterson, S. (2010). *The quants*. Crown Business: Nueva York.
- Pedersen, L. (2009). When everyone runs for the exit. *International Journal of Central Banking*, 5(4), 177-199.
- Pericoli, M., & Sbracia, M. (2010). *Crowded trades among hedge funds*. Documento de trabajo.
- Permal. (31 de Agosto de 2007). Hedge fund industry.
- Perold, A. (1999). *Long-Term Capital Management, L.P.* Boston: Harvard Business School Publishing.
- Persaud, A. (2000). Sending the herd off the cliff edge: The disturbing interaction between herding and market-sensitive risk management practices. *ERisk*, 1-6.
- Peters, E. (2014). *Stable vs. unstable markets: A tale of two states*. First Quadrant.
- Pilkington, M. (2014). Why do we need to replace DSGE models? A critical view on pre-crisis central bank models. *LIMES+*, 11(3), 79-94.
- Poledna, S., Thurner, S., Farmer, J., & Geanakoplos, J. (2014). Leverage-induced systemic risk under Basle II and other credit risk policies. *Journal of Banking & Finance*, 42, 199-212.
- Quaglia, L. (2009). The 'old' and 'new' political economy of hedge funds regulation in the EU. *UACES Conference*. Angers.
- Raberto, M., Cincotti, S., Focardi, S., & Marchesi, M. (2001). Agent-based simulation of a financial market. *Physica A*, 299, 319-327.
- Raberto, M., Cincotti, S., Focardi, S., & Marchesi, M. (2003). Traders' long-run wealth in an artificial financial market. *Computational Economics*, 22, 255-272.
- Rebonato, R. (2007). *Plight of the fortune tellers: Why we need to manage financial risk differently*. Princeton: Princeton University Press.

- Richiardi, M. (2013). The missing link: AB models and dynamic microsimulation. En S. Leitner, & F. Wall, *Artificial Economics and Self Organization. Agent-Based Approaches to Economics and Social Systems* (págs. 3-15). Berlin: Springer.
- Rickards, J. (2009). *Testimony submitted to the U.S. House of Representatives, Committee on Science and Technology, for the hearing "The risks of financial modeling: VaR and the economic meltdown"*.
- Rickles, D. (2011). Econophysics and the Complexity of Financial Markets. En C. Hooker, *Philosophy of complex systems* (págs. 531-566). Oxford: North Holland - Elsevier.
- Rossi, E., & Santucci de Magistris, P. (2013). Long memory and tail dependence in trading volume and volatility. *Journal of Empirical Finance*, 22, 94-112.
- Rothman, M. (2007). *Turbulent times in quant land*. Nueva York: Lehman Brothers.
- Russell, R. (2007). *An introduction to mutual funds worldwide*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Saita, F. (2007). *Value at risk and bank capital management*. San Diego: Academic Press.
- Shimokawa, T., Suzuki, K., & Misawa, T. (2007). An agent-based approach to financial stylized facts. *Physica A*, 379, 207-225.
- Shin, H. (2010). *Risk and liquidity*. Oxford: Oxford University Press.
- Sinclair, E. (2013). *Volatility trading* (Segunda ed.). Hoboken: John Wiley & Sons.
- Slanina, F. (2014). *Essentials of econophysics modelling*. Oxford: Oxford University Press.
- Stefanini, F. (2006). *Investment Strategies of Hedge Funds*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Stiglitz, J. (2010). An agenda for reforming economic theory. *What kind of theory to guide reform and restructuring of the financial and non-financial sectors? - INET Conference*. Cambridge.
- Stowell, D. (2012). *Investment banks, hedge funds, and private equity* (Segunda ed.). Waltham: Elsevier.
- Stroe-Kunold, E., Stadnytska, T., Werner, J., & Braun, S. (2009). Estimating long-range dependence in time series: An evaluation of estimators implemented in R. *Behavior Research Methods*, 41(3), 909-923.
- Takahashi, H. (2013). Analyzing the influence of Value at Risk on financial markets through agent-based modeling. *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems*, 17, 257-266.
- Taleb, N. (2009). *Testimony submitted to the U.S. House of Representatives, Committee on Science and Technology, for the hearing "The risks of financial modeling: VaR and the economic meltdown"*.
- Taylor, S. (2005). *Asset price dynamics, volatility, and prediction*. Princeton: Princeton University Press.

- Teglio, A., Raberto, M., & Cincotti, S. (2011). *The impact of banks' capital adequacy regulation on the economic system: an agent-based approach*. Documento de trabajo 2011/01, Universitat Jaume I.
- Teverovsky, V., Taqq, M., & Willinger, W. (1999). A critical look at Lo's modified R/S statistic. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 80, 211-227.
- The World Bank. (2013). *Global financial development report - Financial stability*. Recuperado el 24 de Mayo de 2013, de Key terms explained: <http://go.worldbank.org/EXTW5ZJ4C0>
- Thompson, S. (2011). The stylised facts of stock price movements. *The New Zealand Review of Economics and Finance*, 1, 50-77.
- Thurner, S. (2011). *Systemic financial risk: agent-based models to understand the leverage cycle on national scales and its consequences*. OECD.
- Triana, P. (1 de Diciembre de 2010). VaR: The number that killed us. *Futures Mag.*
- Trichet, J. (2011). *Intellectual challenges to financial stability analysis in the era of macroprudential oversight*. Financial Stability Review No. 15 - Banque de France.
- Tsay, R. (2005). *Analysis of financial time series* (Segunda ed.). Hoboken: John Wiley & Sons.
- Tulassay, Z. (2008). A behavioral model of simultaneous extreme returns. *Proceedings of the 22nd European Conference on Modelling and Simulation*.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1992). Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297-323.
- U.S. House of Representatives. (2009). "The risks of financial modeling: VaR and the economic meltdown" - Hearing charter.
- Vidyamurthy, G. (2004). *Pairs trading: Quantitative methods and analysis*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Wei, J., Huang, J., & Hui, P. (2013). An agent-based model of stock markets incorporating momentum investors. *Physica A*, 392, 2728-2735.
- Westerhoff, F. (2010). A simple agent-based financial market model: Direct interactions and comparisons of trading profits. En G. Bischi, C. Chiarella, & L. Gardini, *Nonlinear Dynamics in Economics, Finance and the Social Sciences* (págs. 313-332). Berlin: Springer.
- Whistler, M. (2004). *Trading pairs*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Whitehead, C. (2013). Destructive coordination. *Cornell Law Review*, 96, 323-364.
- Working Group on Financial Markets. (1999). *Hedge funds, leverage, and the lessons of Long-Term Capital Management*.
- Yang, C., Wang, R., & Hu, S. (2013). Modeling and analysis of an agent-based model for Chinese stock market. *Physics Letters A*, 377, 2041-2046.

Zhu, Y., & Zhou, G. (2009). Technical analysis: An asset allocation perspective on the use of moving averages. *Journal of Financial Economics*, 92(3), 519-544.