

Capítulo 10

Conclusiones

Luego de haber trazado un plan de estudio para abordar el problema de cómo abordar los diseños de experimentos secuenciales para respuestas que sigan distribuciones binomiales —un tema del que todavía hay mucho más por investigar— comentaremos en este capítulo final algunos de los principales aspectos que hemos podido observar y aprender. Intentaremos puntualizar lo que nos ha parecido más relevante y procuraremos sugerir algunos de los muchos aspectos aún no resueltos y no cubiertos en este trabajo. Creemos que los mismos podrán resultar útiles para futuras investigaciones y que asimismo facilitarán el trabajo de la toma de decisiones en numerosos sistemas y procesos de la realidad, especialmente, en los que tengan que ver con la mejora de la calidad de los procesos y de los productos.

10.1. Aspectos más relevantes

10.1.1. Resumen general

Para el estudio que hemos realizado, tomamos como base un sistema o proceso cuya superficie de respuesta sigue distribuciones binarias, es decir, binomial o de Bernoulli. Mediante la asistencia de programas *ad-hoc* que hemos escrito, es que hemos podido simular una cierta función teórica de generación de datos, dando lugar a muchas variantes en cuanto a su forma y parámetros. La idea de utilizar sucesivos diseños factoriales 2^2 sitúa nuestro enfoque del lado del diseño de experimentos más que de los ajustes de modelos para estudios observacionales.

Partimos de la base de la definición de 3 variables de estudio: L , S y w , a las que les dimos 5 niveles a cada una y con las definimos una estrategia de diseño para cada uno de los 125 casos posibles de estudio que se generaron. La información que contiene cada uno de los casos proviene, a su vez, de 15 repeticiones de simulaciones consistentes en 1500 observaciones del tipo “éxito-fracaso”. Al haber impuesto un presupuesto fijo

asociado a no más de esas 1500 observaciones, hemos podido agrupar los datos de modo de estudiar las proporciones de éxitos que se forman en muestras de tamaño 100, las cuales tomamos como observaciones de distribuciones binomiales. De este modo, y a partir de la definición de 3 diseños sucesivos, cada uno de 4 puntos más un punto central, de los que a su vez consideramos 100 corridas de experimentos de Bernoulli, terminamos de armar los 15 puntos de diseño de los que se componía cada “cuadro de puntos” para estudiar. Estos puntos de diseño estaban representados por proporciones del número de éxitos observados en las 100 repeticiones mencionadas.

Para tener alguna medida de valoración objetiva de los ajustes que pudiésemos conseguir de los modelos asociados, propusimos dos criterios de evaluación: (a) uno basado en la matriz de información de Fisher (*MIF*), en el que tomamos la función logaritmo de su determinante estimado y que denominamos “criterio I” o “criterio de cantidad de información”, y (b) el otro, “criterio II” o “criterio de proximidad al máximo”, en el que calculamos las coordenadas del máximo sobre el plano de los factores a partir del modelo ajustado, $\hat{\mathbf{x}}_{\text{máx}}$, y lo evaluamos en la superficie teórica de la cual partimos. En ambos puntos de vista, el objetivo que nos propusimos fue el de maximizar ambos estadísticos, que tiene sentido y coherencia con lo que se espera de los buenos modelos¹.

10.1.2. El problema expresado más formalmente

Estrategias de diseño

Dando un paso más y ensayando una notación² que nos resulte sintética y lo suficientemente clara para definir el objetivo del problema del que partimos, diremos que cada estrategia de exploración secuencial resulta ser función de las tres variables de estudio: L , S y w , con las que queda identificada de forma más global cada una de ellas. Las mismas forman parte de la “etiqueta” que identifica a cada estrategia de diseño en particular.

Diremos que podemos agrupar las variables definiendo un cierto vector:

$$\boldsymbol{\psi} = (w, L, S)' \quad (10.1)$$

que será el vector de variables de estudio que define cada una de las estrategias de

¹En este sentido, maximizar el determinante de la *MIF* es análogo a minimizar el determinante de la matriz de varianzas y covarianzas de los parámetros del modelo, lo cual nos lleva a buscar los estimadores que tengan menor variabilidad. En el segundo caso, al determinar $\hat{\mathbf{x}}_{\text{máx}}$ mediante el modelo que ajustamos y evaluarlo en nuestro “proceso” —representado por la superficie teórica— tendremos una idea de cuán bien aproxima nuestro modelo a las condiciones del máximo del proceso, lo cual también resulta deseable.

²La forma de presentarla también constituye una oportunidad de continuar añadiendo valor a este trabajo, en el que se puede definir con mayor rigor y claridad.

diseño D que estudiaremos. De este modo, dejamos definida la estrategia de diseño mediante la siguiente expresión:

$$\text{Estrategia de diseño} \longrightarrow D(\boldsymbol{\psi}) = D(w, L, S) \quad (10.2)$$

Espacios de niveles

Cada una de las 3 variables de estudio pertenece a un cierto “espacio de niveles” Ω_θ , para el cual hemos tomado solamente un subconjunto de niveles, cada uno de ellos representado por un número real. Queda así definido un espacio “reducido” de niveles, Ω_θ^* , de tal modo que consideraremos un total de 3 espacios:

$$L \in \Omega_L^*, \quad \text{siendo } \Omega_L^* = \{L_1, \dots, L_5\} \text{ el espacio de niveles “reducido” para } L.$$

$$S \in \Omega_S^*, \quad \text{siendo } \Omega_S^* = \{S_1, \dots, S_5\} \text{ el espacio de niveles “reducido” para } S.$$

$$w \in \Omega_w^*, \quad \text{siendo } \Omega_w^* = \{w_1, \dots, w_5\} \text{ el espacio de niveles “reducido” para } w.$$

Objetivos de estudio

Los dos criterios de evaluación de estrategias los abreviaremos mediante la notación T , y diremos que el objetivo de nuestro problema es encontrar el nivel del vector $\boldsymbol{\psi}$ tal que cada uno de los dos estadísticos alcance su valor máximo. Una notación posible para lo anterior puede ser:

$$T[D(\boldsymbol{\psi})] = T[D(w, L, S)] \longrightarrow MAX.$$

Escrito de forma más precisa, y tal como lo evaluamos en los capítulos anteriores, diremos que el objetivo puede quedar definido mediante las siguientes dos expresiones:

$$\arg \max_{(w, L, S)} \{\log[\det(\mathbf{I}_F)]\}, \quad \text{ya que: } \mathbf{I}_F = \varphi(w, L, S) \quad (10.3)$$

y:

$$\arg \max_{(w, L, S)} \{\pi(\widehat{\mathbf{x}}_{\text{máx}}, \boldsymbol{\beta})\}, \quad \text{ya que: } \widehat{\mathbf{x}}_{\text{máx}} = \phi(w, L, S). \quad (10.4)$$

Nuestro objetivo, expresado de este modo, consistió en comparar la mejor combinación de estas 3 variables en sus respectivos niveles sobre la base de los dos criterios propuestos. Así, los resultados de las expresiones (10.3) y (10.4) quedarán materializadas mediante un cierto vector de valores:

$$\boldsymbol{\psi}_{\text{máx}} = (w^*, L^*, S^*)',$$

tales que la estrategia de diseños evaluada en él resulte la mejor de todas las examinadas. La consecuencia inmediata de esto será que $T[D(\boldsymbol{\psi}_{\text{máx}})]$ tanto en la forma de determinante como de probabilidad, alcance su valor máximo dentro del espacio reducido de parámetros examinado.

10.1.3. Sobre la *MSR* “clásica” y “no clásica”

En la *MSR* clásica —para respuestas que sigan una distribución normal— resulta habitual la práctica de definir diseños secuencialmente y para cada uno de ellos, ajustar un modelo con los puntos del mismo. Los alcances del modelo lineal normal permiten una amplia variedad de simplificaciones convenientes a la hora de realizar los cálculos y evaluar conclusiones, encontrándose en la actualidad en un estado de muy razonable madurez metodológica.

En lo que hemos desarrollado para datos binarios, hemos partido del hecho conocido que la matriz de varianzas y covarianzas de las estimaciones no depende de las condiciones experimentales solamente, ya que como vimos, tenemos que:

$$\mathbf{V}(\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{X}'\mathbf{W}\mathbf{X})^{-1},$$

la cual contiene la matriz de “pesos” \mathbf{W} , que depende del vector de parámetros $\boldsymbol{\beta}$, es decir:

$$\mathbf{W} = \text{diag} \{m \cdot \pi(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}) [1 - \pi(\mathbf{x}, \boldsymbol{\beta})]\}.$$

Para calcular las componentes de la misma, es necesario tener en consideración que dicha matriz depende de los mismos parámetros, hecho que nos lleva a considerar al método de máxima verosimilitud como base teórica y práctica para ensayar estimaciones del tipo iterativo, como suele hacerse en estos casos. Esta misma situación, pone un obstáculo al investigador a la hora de buscar diseños óptimos. Sin embargo, es posible encontrar buenas estimaciones de los parámetros con métodos de estimación iterativa, que resultan bien conocidos en este ámbito de estudio.

Al enfrentarnos a este tipo de modelos “no clásicos”, una medida de la bondad de los mismos puede expresarse maximizando el determinante de la Matriz de Información de Fisher, que hemos elegido para valorar la calidad de los modelos que hemos ajustado. El otro criterio, radica en poder determinar qué condiciones serían las que maximizarían la respuesta en el modelo ajustado y evaluarlas en el modelo teórico. Esto nos permitiría ver cómo se comporta nuestro proceso sobre la base de los mejores niveles de factores que nos indicó el modelo final.

Una primera reflexión que podemos establecer sobre la aplicabilidad de estas dos medidas de calidad de ajuste es que las mismas pueden extenderse a la misma *MSR* clásica sin mayor inconveniente. En el caso del determinante de la *MIF*, su determinación no conlleva la limitación del carácter asintótico de los estimadores máximo verosímiles ni tampoco la necesidad de contar con valores iniciales de los parámetros del modelo para llegar a la estimación final. Esta medida depende en el modelo normal lineal solamente de la matriz de diseño \mathbf{X} ; si el experimentador, además, logra tener en cuenta las condiciones de ortogonalidad de la misma, no sólo se beneficiará con estimaciones coincidentes con las máximo verosímiles sino que también las mismas serán óptimas. En cuanto al criterio de la máxima probabilidad, creemos que el modelo final ajustado nos puede brindar sin problemas las condiciones de respuesta máxima, con la cual podemos valorar cuánto nos hemos podido acercar o alejar del objetivo de nuestro problema.

Tanto en uno como en otro criterio es necesario contemplar los modelos completos, es decir, con todos los términos en todos los casos, de modo de tener una mayor facilidad a la hora de realizar comparaciones entre distintos diseños alternativos. En este sentido, seguramente resulte conveniente tener en mente que el criterio clásico de elegir los términos del modelo final sobre la base de un “p-value” crítico podría causar alguna interferencia en la aplicación de estos criterios de comparación, ya que nada garantizaría que en todos los modelos a comparar se cuente con igual cantidad de términos, lo cual nos podría conducir a estar comparando la información en modelos con distinto número de parámetros. Por estos motivos, y como lo explicamos en el capítulo 6, nos inclinamos por considerar modelos seleccionando sus términos de forma jerárquica frente a la selección por niveles de significación.

Como reflexión general, diremos también que podría resultar muy interesante seguir explorando las estrategias del tipo “acumulativa”: ajustar modelos con la información proporcionada por todos los puntos de diseño acumulados hasta una cierta etapa de diseño y no ya solamente con la información del último de ellos. Toda la información —tanto en su sentido *lato* como en el de Fisher— que se reúne en un conjunto mayor de puntos diseñados es sin duda mayor a la de un conjunto menor e individual. Creemos que vale la pena ensayar comparaciones paralelas entre una forma de ajustar modelos y la otra, y extraer conclusiones útiles de cara a la aplicación práctica.

10.1.4. Sobre las variables de estudio

A la estrategia que hemos utilizado para entender un poco mejor cómo funcionan la clase de procesos que seleccionamos, hemos intentado enriquecerla de manera gradual. Primero, hemos considerado 3 factoriales con 5 puntos de diseño cada uno, los que a

su vez consistían de 100 observaciones de experimentos de Bernoulli. Este conjunto de 1500 puntos en total constituyó nuestro presupuesto a utilizar para cada estrategia. Así quedó definido un conjunto que llamamos “cuadros de puntos” de puntos.

Luego hemos ampliado el estudio mediante las réplicas de los cuadros de puntos mediante generaciones aleatorias de 15 cuadros de puntos para el valor considerado del vector ψ (ver expresión 7.1). Esta consideración de réplicas nos ha servido para reducir la variabilidad de los criterios de evaluación. La definición de dos grupos de estadísticos de medida de calidad de ajuste —determinante de la *MIF* y probabilidad calculada en el máximo ajustado— nos permitió tener un criterio comparativo de los 15 cuadros de puntos. Allí definimos los criterios de evaluación que designamos como criterio I y criterio II.

Una vez que llegamos a ese punto, el paso siguiente fue el de definir 5 niveles tanto para el vector de saltos como para el de longitudes de los lados de los diseños, con los que construimos una matriz de 25 casos —la matriz **LS**— que nos sirvió para evaluar nuevamente los 15 cuadros de puntos. Y finalmente, definimos 5 niveles para la última variable de estudio, w , que nos permitió comenzar las respectivas secuencias de experimentos a partir de distintos primeros centros de experimentación. Con todos estos parámetros y niveles, pudimos observar algunos comportamientos de los distintos estadísticos de medida de calidad de ajuste: los mejores valores de éstos se pudieron observar en los niveles más altos de los niveles de L y S , los que a su vez también registraron los mejores valores para los niveles $w_2 = 10\%$ y $w = 5\%$.

10.1.5. Sobre las estrategias y los estadísticos

Los dos grupos de estadísticos que hemos definido nos han resultado útiles en el sentido en que ambos son capaces de medir el impacto que tienen sobre el modelo ajustado las distintas condiciones experimentales y paramétricas utilizadas. En ambos casos, la maximización de ambos es el objetivo de optimización que se persigue, y el carácter comparativo de los mismos aporta un enfoque interesante para tener la posibilidad de que el experimentador pueda elegir entre varios modelos posibles. Un aspecto que ha resultado auspicioso es que la combinación de niveles de las variables L , S y w que maximiza uno de los criterios es la misma que maximiza el otro criterio.

10.2. Sobre la aplicación práctica

Uno de nuestros principales propósitos a la hora de pensar en desarrollar los temas que hemos estudiado en este trabajo fue el de tratar de proporcionar nuevos puntos de vista que en la realidad práctica puedan transformarse en herramientas concretas para

áreas como las de Operaciones de Procesos³, especialmente. Tanto el nuevo enfoque dado para datos binarios como una posible extensión a datos normales siguiendo la misma línea, pueden brindar otras formas nuevas de ver el proceso de todos los días y contribuir a la mejora de la calidad.

En esta sección intentaremos “bajar a tierra” de modo concreto algunos resultados de los que puede valerse el experimentador para aprovecharlos en su rutina del día a día.

10.2.1. ¿Qué hemos aprendido?

- A simular procesos aleatorios que representen con bastante realismo algunas situaciones de la realidad, las cuales podamos analizar mediante herramientas estadísticas informativas que soporten eficientemente la toma de decisiones.
- A pensar cómo puede explorarse un proceso desconocido “a ciegas”, reconociendo algunas variables de importancia y estableciendo niveles de forma razonada en los cuales evaluar la respuesta.
- A ensayar criterios que permitan definir un punto de funcionamiento de partida cuando no se dispone de éste, luego del cual construir un encadenamiento secuencial de experimentos.
- A abordar un problema de Metodología de Superficie de Respuesta desde un enfoque nuevo, el de los Modelos Lineales Generalizados, y a familiarizarnos con el ajuste de los modelos correspondientes a cada etapa de la experimentación.
- A ensayar ajustes de modelos que consideren “información acumulada” de un experimento, como contracara de los modelos que toman solamente la información del último conjunto de puntos considerados⁴.
- A darle un contexto práctico y original al uso del criterio jerárquico de selección de términos del modelo ajustado.
- A desarrollar herramientas informáticas “a medida”, aplicadas a explorar nuevas ideas dentro de la materia. La flexibilidad y prestaciones generales, en este sentido, del programa **R** nos ha resultado extremadamente útil.
- A definir criterios de evaluación de diseños traducidos en estadísticos que sean sensibles a las necesidades de valoración de alcances de los objetivos que nos hemos propuesto desde el principio.

³Como indicamos precedentemente, las áreas de aplicación exceden con creces a la mencionada.

⁴Tal es el enfoque clásico que nace con el trabajo de BOX Y WILSON (1951), que puede verse claramente descrito en PRAT *et al.* (2004), entre otras referencias sobre el tema.

Y lo más importante de todo:

- A hacer realidad las bondades del trabajo en equipo, sin que quede como una mera anécdota retórica o un deseo utópico, del que se habla demasiado y poco se practica.

10.2.2. ¿En qué ámbitos pueden aplicarse estas ideas?

Pensando en una extensión del enfoque propuesto a otras distribuciones de la familia exponencial, diremos que hay una potencial aplicación en los procesos en que intervengan respuestas del tipo discreto, como por ejemplo aquellos en los que intervienen una o más características de calidad de productos. Este punto de vista puede ser enriquecedor, sobre todo, a la hora de ensayar nuevas aplicaciones de los productos, de medir sus propiedades, de extender sus prestaciones o de redimensionar sus resistencias o bondades. De igual modo, en los procesos en donde intervengan conteos de piezas o elementos también resultarían útiles para combinarlos con experimentos tipo “screening” y enlazarlos con rutinas de mejora de las características de las variables del proceso. En los procesos en donde interese la duración en el tiempo de unidades experimentales también puede aplicarse esto, ya que una de sus distribuciones asociadas, la Gamma, forma parte también de la familia exponencial.

Algunos ejemplos:

- Procesamiento por lotes: optimizar alguna característica de calidad para tamaños fijos de producción (número de golpes de prensas de estampación, inyección de productos de material moldeable, etc.).
- Epidemiología: estudio de mortandad de determinadas especies de insectos sometidos a distintos niveles de productos químicos.
- Procesos tipo “pasa/no pasa”: en selección de productos “buenos” (por ejemplo: semillas de cereales, producción en serie de piezas pequeñas, etc.).
- Estudios de duración en el tiempo: innovación tecnológica de elementos cuya característica de calidad más destacada sea su durabilidad.

Y en general, muchos de los procesos en los que se tenga que contar una cierta característica en lotes fijos, que no serán otra cosa que procesos del tipo binomial.

10.2.3. ¿Qué potenciales beneficios podrían esperarse?

Básicamente, aquellos análogos a la *MSR* aplicada a los modelos lineales normales, pero adaptados a los *MDB*:

- Encontrar relaciones funcionales adecuadas entre una probabilidad de éxito (o proporción) y un conjunto de factores de variabilidad que sea suficientemente explicativas del proceso, dentro de un cierto campo de variación de sus niveles, de modo que pueda aprenderse paulatinamente más cómo se comporta un proceso y hasta dónde puede esperarse que se comporte dentro de un protocolo de especificaciones.
- Seleccionar qué niveles de los factores conducen a niveles máximos, mínimos o a valores objetivo en una respuesta acotada y con naturaleza del tipo proporción.
- Servir de base para ensayar estudios más específicos con objetivos similares o complementarios y con mayor o menor disponibilidad presupuestaria.
- Servir de base para diseñar estudios que permitan modelar también la variabilidad de la respuesta.

10.2.4. ¿Cómo podemos llevar a la práctica estos aspectos?

Ha quedado claro que hemos intentado mostrar la situación de compromiso que atraviesa el experimentador a la hora de encontrar una superficie de respuesta simulada que represente la realidad de su proceso. Este punto, naturalmente, representa el primer reto del experimentador a la hora de iniciar un estudio cuyos objetivos se asemejen a los que aquí hemos desarrollado. Evidentemente, la adecuada selección de un proceso de simulación del proceso verdadero permitirá definir de mejor forma las estrategias de diseño antes de haber realizado el experimento. Esto le permitirá prever mejor las distintas alternativas para optimizar el valor esperado de la respuesta.

Un primer aspecto para el que propusimos un método fue el de cómo determinar un primer centro de experimentación sobre la base del valor del parámetro w con el que definimos planos paralelos al plano de los factores, que definen curvas de nivel concretas. Con ellas, y a partir del máximo teórico, trazábamos una recta que al cortar a la elipse determinaba el primer centro de experimentación. Finalmente, considerando múltiplos y submúltiplos de la distancia entre aquel centro y el máximo —que llamamos d_{OM} — definimos los niveles de L y S con los que evaluamos los distintos conjuntos de puntos considerados, 15 para cada una de las filas de la matriz **LS**.

Resulta evidente que en la práctica, determinar el primer centro de experimentación dependerá de qué tipo de criterio utilice el experimentador para seleccionar un primer

centro de experimentación. La práctica y la experiencia nos puede echar una mano en el sentido en que un punto de funcionamiento “concreto” del proceso nos puede servir como primer centro. Para el caso de los niveles que consideremos para los factores y para los saltos entre centros —que son las variables L y S , respectivamente— posiblemente sea el conocimiento previo del proceso y la experiencia que se tenga sobre su funcionamiento los que nos sugieran los mejores valores iniciales.

10.2.5. En la fábrica, el taller o el laboratorio

¿Qué debería hacer concretamente el ingeniero de procesos en una situación como la que planteamos, concretamente? Su principal problema será el de tratar de decidir con buen criterio qué modelo debe seleccionar para representar su proceso. Además de una adecuada formulación del problema desde lo estadístico, la utilización de soporte un informático adecuado es imprescindible. Dos pueden ser los caminos básicos que puede elegir para resolver el problema de la elección del modelo:

- a. Si dispone de datos históricos, una posibilidad es la de utilizar las estimaciones de los modelos ajustados y con ellas, generar una “superficie de referencia”, con la cual elegir un punto de funcionamiento adecuado y luego, un primer centro de experimentación. El estudio de esa superficie de referencia puede proporcionar información útil para conocer valores como el del máximo de la misma y el cálculo del valor $\hat{\mathbf{x}}_{\text{máx}}$ evaluado en esa superficie.
- b. Pensamos que quizá el caso de no disponer de datos sea más frecuente que el anterior. En este caso, la solución primaria pasará por simular computacionalmente qué modelos se ajustan mejor a su proceso. Una idea que a este respecto puede resultar útil es la de tomar varios puntos de funcionamiento del proceso real y tenerlos en cuenta como restricciones puntuales para el modelo simulado. Esto es, hacer que dichos puntos puedan ser explicados adecuadamente por el modelo teórico que se busca.

Sin embargo, pensamos también que la aplicación de las técnicas y modelos estadísticos llevadas a cabo maquinalmente no es la mejor ni la única forma de resolver los nuevos problemas. El doble problema que comentamos anteriormente no sólo resulta un inconveniente para los modelos para datos binarios sino que esencialmente es el “core problem” de la *MSR* clásica también: aprovechar al máximo el *conocimiento no estadístico* del que se disponga. El buen trato humano con las personas idóneas y el desarrollo de líneas de comunicación favorables con éstas, son las herramientas con las que cuenta el buen profesional a la hora de utilizar el llamado “conocimiento no sólo

estadístico” sobre el estudio del problema. El carácter interdisciplinario y multifuncional de problemas en los que intervengan tanto recursos humanos como tecnológicos son aspectos que no deben dejarse de lado en absoluto. Antes bien, éstos constituyen un pilar básico con el que el experimentador *debe y necesita* contar en su inventario de recursos.

10.3. Posibles líneas de investigación futura

Los alcances de esta tesis se han circunscrito a un aprendizaje progresivo de una serie de nuevas extensiones de metodologías existentes, muchas de las cuales no alcanzamos a valorar a la hora de comenzar el estudio y de establecer sus objetivos. Las mismas pueden generar preguntas útiles para que futuros colegas e investigadores continúen explorando estos temas.

Muchos de los temas pendientes han sido abordados mediante lo que venimos llamando “enfoque estático”. Varios autores como Lewis, Myers, Montgomery, Wu, Hamada y Nelder —entre tantos otros— han puesto especial énfasis en las conclusiones que pueden sacarse del análisis de un diseño factorial —completo o fraccional— estudiado individualmente. En nuestro comprometido proceso de revisión bibliográfica, no hemos encontrado antecedentes acerca del enfoque “dinámico”, el que sí está resuelto para el modelo lineal normal.

¿De qué manera podemos aportar mejores condiciones de experimentación para obtener mejores conclusiones que soporten mejor la toma de decisiones? Discutiremos en las próximas páginas algunas ideas que pensamos al respecto y que surgen de lo que venimos desarrollado en este trabajo. Las mismas constituyen posibles extensiones a nuestro enfoque propuesto, que tal vez podrían resultar útiles para investigación en el futuro.

Dentro de las posibles líneas de investigación futura que podrían derivarse a partir de este trabajo, podemos agrupar las extensiones dentro de dos grupos de situaciones: (a) un primer grupo, en el que comentaremos aspectos que podrían complementar específicamente el estudio de la Metodología de Superficie de Respuesta para Modelos para Datos Binarios, y (b) un segundo grupo, en el que comentamos otras posibles extensiones de diversa índole. En las dos secciones siguientes, sugerimos posibles temas de investigación futura alineadas desde estos dos grupos.

10.3.1. Extensiones dentro del contexto de *MDB*

Extensiones de inmediata aplicación

- Las posibilidades de estudiar *MDB* y su enlace con el diseño de experimentos puede extenderse fácilmente si consideramos otras funciones que relacionen el valor esperado de la respuesta con funciones de aspecto lineal, es decir, si consideramos otras funciones “link”. Mediante el uso de software es posible evaluar otros links igualmente útiles, como el probit, el “complementary log-log”, etc. Para el caso de utilizar el programa **R**, por ejemplo, esto no constituye ningún inconveniente, ya que con respecto al logit, se debe variar nada más que un parámetro de la línea de comando correspondiente. En COLLETT (2003) —entre otros— puede encontrarse una discusión provechosa sobre los alcances de los links comúnmente utilizados en el modelado de datos binarios.
- Si bien el tamaño de repeticiones de los experimentos de Bernoulli en cada punto de diseño — $m = 100$ — parece razonable, podría introducirse también éste como un nuevo factor de variabilidad, asignando un conjunto de niveles y evaluando los estadísticos de medida de calidad de ajuste en cada caso. El mayor número de repeticiones en este sentido tiene un impacto “positivo” porque reduce la variabilidad de los estadísticos de comparación, especialmente si lo vemos desde el punto de vista de la matriz de varianzas y covarianzas de los coeficientes del modelo logístico, que depende de m de manera potencial y proporcional al número de parámetros del modelo completo⁵. De inmediato, su repercusión sobre la Matriz de Información de Fisher —la inversa de esta última— resulta evidente también. Así, y resumiendo, podría hacerse una extensión del enfoque propuesto hacia nuevas variables de estudio, las cuales pueden definir un nuevo vector de variables⁶, del tipo:

$$\boldsymbol{\psi} = (w, L, S, m)' \quad (10.5)$$

- Un posible estudio inmediato y derivado del punto anterior, es que si se considerara un *index* mayor al utilizado (es decir, tomando $m > 100$), puede resultar posible una exploración de las diferencias entre los ángulos del primero y segundo saltos. Como mencionamos en el capítulo 6, los valores calculados para el

⁵Sin embargo, conviene tener en cuenta que aumentar la variable m traerá como consecuencia valores cada vez mayores de $\det(MIF)$. En efecto, de acuerdo con las propiedades de los determinantes [vid. p. ej. GRAYBILL (1983)], se puede comprobar que para un modelo de p parámetros, resulta que $\det(MIF) \propto m^p$.

⁶Mientras no se dispongan datos de procesos reales, en este vector de variables podría agregarse también una nueva, la localización del primer centro de experimentación, \mathbf{x}_0 . Sin embargo, este problema quedaría resuelto cuando sí se tenga un punto real de funcionamiento del proceso, situación que sería muy conveniente para considerar un centro de experimentación real.

ángulo del primer salto — ϕ_5 — resultaron tener una dispersión menor a los calculados para el segundo salto, ϕ_6 , valores que se observaron marcadamente más dispersos. La posibilidad de aumentar el valor de la variable m podría crear condiciones para el estudio del significado de una variable del tipo $|\phi_5 - \phi_6|$, en donde se trate de explorar si altos o bajos valores de la misma tienen correlación con alguna de las variables de estudio (expresión 10.5). En definitiva, esta posible extensión podría facilitar mejor algún diagnóstico más sólido a la hora de preguntarnos: *¿qué características tienen en común los “mejores” y los “peores” diseños?*

- La consideración no ya de 15 sino de más cuadros de puntos sería sin duda muy ventajoso también, puesto que para un número relativamente grande de cuadros de puntos generados, puede aprovecharse la aproximación de la binomial a la normal y hacer más flexible el estudio. Muy probablemente, los valores promedio de los 15 cuadros de puntos que pudieran considerarse, redundara en valores más estables y con variabilidad más controlada, especialmente si se la expresa en escala logarítmica. Una dificultad con la que nos hemos encontrado es la del relativamente gran esfuerzo computacional en adaptar los programas que utilizamos a más cuadros de puntos, puesto que el ajuste automático de modelos de acuerdo con el criterio jerárquico lleva no pocas líneas de programa, al menos de acuerdo con la lógica que hemos seguido para programar. Ello no obstante, creemos que los tiempos de cálculo y las facilidades de los nuevos paquetes informáticos permitirán en un futuro próximo mejorar el rendimiento de estos cálculos y extender con más facilidad los casos de estudio.
- El aspecto humano siempre es un valor añadido siempre y cuando se tengan bien claros los objetivos. A este respecto, y enlazándolo con el punto anterior, pensamos que la conformación de equipos de investigación interdisciplinarios, integrados por ingenieros, estadísticos y programadores avanzados, también sería un aporte muy valioso para realizar programas más eficientes y extender con más facilidad los alcances de los programas a utilizar, tanto para el ajuste como para la selección de modelos.
- Un aspecto que no ha sido posible determinar con algún grado de certeza satisfactorio es el relacionado con las regiones experimentales. El hecho de no tener información suficiente como para predecir con buen criterio cuál será la posición del centro de experimentación que sigue a uno de partida, nos ha dificultado poder indagar más en este tema. Sin embargo, la naturaleza concreta del proceso —el conocimiento que se tenga de su funcionamiento— y sus alcances tanto

en lo práctico como en lo metodológico son esenciales para saber qué valores suelen ser los que no ocasionan problemas de funcionamiento o de rendimiento del proceso. El ingeniero de procesos a cargo de su sistema productivo suele conocer bien qué niveles pueden tomar las variables del mismo sin que ello perjudique los resultados, lo cual puede traducirse en que es posible partir en la realidad de puntos de funcionamiento conocidos y tomarlos como primeros centros de experimentación. Por estas razones, creemos que la obtención de datos de un proceso real sería necesaria para ajustar estas regiones.

- En cuanto a los niveles que tomamos para L y para S , los mismos han surgido de algunas pruebas previas con \mathbf{R} . Un ejercicio interesante que podría hacerse en este sentido es el de “afinar” las escalas de ambas variables y evaluar los estadísticos, de modo de obtener mayor sensibilidad en la información. Esto mismo puede hacerse también para el parámetro w . Y del mismo modo que se puede afinar las escalas de las tres variables de estudio, también pueden “centrarse las rejillas”. Esto es: continuar considerando nuevos niveles de las variables de estudio de modo que los gráficos de rejillas pudieran tener —digamos— en su tercio medio el valor máximo de cada estadístico, como para tener una idea más acabada de su comportamiento⁷. Al agregar más repeticiones (variable de estudio m) a este esquema de centrado de la rejilla, seguramente se podrá visualizar mejor para qué niveles la respuesta crece, alrededor de qué niveles se alcanzan máximos y a partir de cuáles continúa decreciendo.
- En el mismo sentido del punto anterior, el enfoque conocido como *EVOP*⁸ también puede resultar útil. Las exploraciones que se proponen de acuerdo con esta forma de experimentar se refieren a la obtención de la mayor información posible del proceso y las metodologías estadísticas elegidas para su tratamiento. Es así como los niveles de los factores se van variando muy lentamente, tomando muy pequeñas variaciones progresivamente y comprobando que las mismas no alteren la “performance” del proceso ni sus resultados. Por tanto, este punto de vista también podría incluirse dentro de las extensiones de nuestro trabajo, sobre todo en aquellos casos en donde puedan recogerse datos durante el funcionamiento del proceso, es decir, mejorar los procesos “on-line”.
- Si pretendiéramos variar el esquema relativamente “rígido” que hemos utilizado en este trabajo, también creemos que sería pertinente estudiar la consideración

⁷Este punto no sólo puede aplicarse a los *valores promedio* de cada uno de los 25 casos de estudio (cada uno, con 15 cuadros de puntos), sino también a los *máximos*. Una “rejilla de máximos” puede resultar también de utilidad y aportar más información al estudio.

⁸Del acrónimo en inglés: “**EV**olutionary **OP**eration”, desarrollado y presentado en BOX Y DRAPER (1959).

de un número menor de factoriales secuenciales y evaluar su impacto mediante los mismos dos criterios. Una idea al respecto sería, por ejemplo, mediante la supresión del segundo salto hacia el tercer centro, como vimos en el caso en que evaluamos $w = 10\%$ y los niveles más altos de L y de S . Creemos que es necesario continuar investigando este aspecto y hacerlo más flexible: sería deseable que el diseño de cada región pudiera suministrar alguna información acerca de si es preciso dar un salto hacia un diseño siguiente o bien aumentar los puntos de diseño en la misma región, como así también dar lugar a poder estimar modelos con términos cuadráticos. Asimismo, una aportación valiosa a nuestro enfoque sería un estudio más detallado que nos permita encontrar ciertos “avisos” según los cuales los pasos siguientes no van en el “camino correcto hacia el máximo”, teniendo en cuenta la información acumulada hasta el momento.

- En el sentido de la posible connotación de estrategia “rígida”, es posible introducirle nuevos puntos de vista de flexibilidad al enfoque considerando dos aspectos con respecto a las variables de estudio: (a) considerar la posibilidad de tomar más de 5 niveles, y (b) extender el alcance del enfoque hacia la búsqueda de niveles óptimos para las tres variables (o el número que se considere). El proceso de centrado de las rejillas (ver más atrás) seguramente aporte información valiosa a este respecto.
- Dentro del contexto del esfuerzo experimental relacionado con los costos, es posible también considerar otras configuraciones de diseños distintas para el mismo objetivo presupuestario. A este respecto, por ejemplo pueden evaluarse las estrategias tomando más factoriales con menos repeticiones “éxito-fracaso” por punto de diseño, aunque esto se haría a expensas de reducir el parámetro m para cada punto de diseño, de lo cual ya mencionamos algunas desventajas básicas. En este sentido, también pueden plantearse otras estrategias distintas a la de presupuesto fijo (ver punto siguiente).
- También es posible variar los objetivos de investigación del tema. En este sentido, se pueden plantear otras estrategias según las cuales se busque “determinar el número de experimentos necesarios para que la respuesta alcance un valor objetivo”, ya sea en escala natural o bien expresada como una transformación de la misma. Creemos que el mayor contacto con este tipo de pruebas irá proporcionando al experimentador nuevas pistas para poder afinar convenientemente el objetivo de su estudio, adecuándolo a las posibilidades y recursos de experimentación disponibles.
- También pensamos que puede añadir valor inmediato a nuestro trabajo la consi-

deración de otros dos aspectos. Uno es el tomar en cuenta la posibilidad de introducir saltos adaptativos: explorar qué variables y qué valores podrían darnos mejores indicios sobre los niveles a considerar en cada salto, que podrían ser perfectamente variables y no solamente de carácter fijo. Y de igual modo, la consideración de L variable: si bien hemos podido observar buenos comportamientos de los estadísticos para valores relativamente altos de L que para los bajos, no hemos podido llegar a una conclusión definitiva si mantener esta cantidad fija o de ir variándola sobre la base de algún criterio específico. Por ello, no sólo la consideración de nuevas escalas de variabilidad sino también el criterio de elección de niveles de forma adaptativa es un tema que puede tener mucho contenido y llevar a observaciones muy interesantes.

- Finalmente, el estudio puede extenderse no solamente a una sino a varias superficies teóricas, puesto de manifiesto en la elección de más de una fila de la matriz $M7$ (ver programas de la serie **BETAS**, en el **Apéndice C**). Esta podría ser una situación perfectamente aplicable en la práctica: ¿qué ocurriría si dos ingenieros de procesos proponen dos modelos teóricos distintos para el mismo problema? Si bien los alcances de nuestro trabajo se han enfocado más sobre el estudio de buenos criterios a seguir para elegir *un modelo teórico* adecuado, su extensión a *más de un modelo*, nos excede. Este problema podría constituir el objetivo de otros trabajos de investigación. Ello no obstante, podría sí traducirse en una extensión concreta a este trabajo: *una vez propuesto un modelo teórico y evaluado su ajuste, ¿de qué forma se podría evaluar la ganancia de nueva información al proponer un segundo modelo teórico distinto al primero que incluya la información que se ha podido extraer de aquél?* Aquí también pensamos que existen posibles y reales ampliaciones de nuestro trabajo.

Sobre algunos aspectos de la inferencia

En lo que podemos referir a los mismos estadísticos, más que explorar nuevas transformaciones, nos parece una buena idea la de crear las condiciones necesarias como para estudiar qué distribución de probabilidad siguen los mismos. Si estas observaciones pudieran conducir a definir con qué formas suelen distribuirse los datos frente a un grupo definido de parámetros —básicamente: L , S y w — entonces se abre un nuevo camino de investigación, que es el relacionado con la *inferencia* acerca de los parámetros de esas distribuciones. Las posibilidades y flexibilidades que poseen muchos paquetes informáticos, entre ellos el mismo **R**, permitiría poder planificar un estudio sistemático en este sentido, con facilidades de representación y síntesis de los datos de forma amigable para el usuario experimentado. Así, las aportaciones que intentamos

explorar en este trabajo —basadas más que nada en el *diseño*— se podrían extender hacia la etapa natural siguiente, el *análisis*, para lo cual ya existen trabajos que lo han abordado⁹.

Relacionado con el tema distribuciones, tenemos aquel que acaso sea uno de los más explotados en la materia: la normalidad. Del mismo modo que la estrategia que pensamos fue “*emplear de forma racional un presupuesto fijo para ajustar modelos y establecer criterios de comparación entre sí*”, también sería posible definir otros que complementarían el enfoque. Por ejemplo, un objetivo podría ser: “*determinar qué número de conjuntos de puntos o repeticiones del experimento de Bernoulli por punto de diseño habría que considerar para que la distribución de los datos hagan que los estadísticos sigan aproximadamente una distribución normal*”.

También nos parece oportuno comentar que el carácter acotado de las superficies de respuesta que representan los procesos que hemos estudiado, añade una restricción muy importante con respecto al enfoque clásico de *MSR*, si bien hay muy buenos trabajos hechos al respecto [*vid. p. ej.: MYERS Y MONTGOMERY (2002)*]. Desde el punto de vista del tipo de datos que nos ha ocupado, no está de más indicar que en el estudio de las distribuciones asociadas tanto de la respuesta como de sus posibles estadísticos de medida, seguramente se evidenciarán ciertas *asimetrías* en las funciones de densidad de probabilidad, debido a la presencia de cotas superiores para los valores máximos de las probabilidades. Más que una advertencia, esto puede ser un aspecto para que el investigador pueda tomar en consideración si incursionara por estos temas, que también nos parece muy interesante.

Sobre el modelado dual

En este trabajo solamente hemos abordado algunas discusiones y aspectos del diseño de experimentos relacionados con el modelado del valor esperado de la probabilidad de éxito como respuesta. El tema del modelado del valor esperado de la respuesta tiene múltiples posibilidades para continuar su investigación, ya que los *MLG* ofrecen una “caja de herramientas” muy variada para el estudio de modelos para la media.

Sin embargo, esta familia de modelos permite también explorar una cierta clase de “modelos duales”, que no sólo tengan como objetivo encontrar modelos de localización sino también para medidas de dispersión. En efecto, mientras que para el caso del modelo lineal normal se consideraban dos modelos diferentes, uno de localización y el otro de dispersión, en los *MLG* estos dos modelos van de la mano por la misma naturaleza de su definición. Se parte de su característica fundamental según la cual $V(y | \mathbf{x}) = f[E(y | \mathbf{x})]$. En otras palabras, en los *MLG* la varianza es función del

⁹ *Vid. MYERS et al. (2002) y LEWIS et al. (1998, 1999, 2001A Y 2001B)*, entre otros.

valor esperado¹⁰, con lo cual una superficie es función de la otra¹¹. Este hecho también puede ser explotado y ampliado de forma conveniente para modelar ambas funciones convenientemente.

A este respecto, interesa partir de una misma metodología que permita encontrar modelos útiles en estas dos direcciones. Este enfoque pertenece a la comúnmente llamada “Teoría de los Modelos de Dispersión”¹², a partir de la cual, también es posible realizar extensiones de los *MDB* hacia los objetivos que dicha teoría propone, que podrían resultar de gran utilidad.

Sobre los diseños óptimos

Como comentamos en el capítulo 4, en la sección titulada “Una perspectiva sobre el estado actual”, mencionamos también algunas dificultades que se presentan en cuanto a la optimalidad de los diseños. Las referencias que allí citamos pueden servir de base para continuar la profundización de este aspecto, para el cual existe aún mucho terreno por relevar.

10.3.2. Otras posibles extensiones

Ya extendiendo los alcances hacia otros casos distintos de los *MDB*, nos parece oportuno mencionar otras posibles líneas de investigación que podrían seguirse a continuación de este trabajo, las cuales comentamos a continuación.

Extensiones a distribuciones de la familia exponencial

A la forma que hemos utilizado para el estudio de los diseños en respuestas del tipo binario siempre hemos tratado de situarla primero a la luz de la teoría existente —en particular, partiendo del modelo lineal normal— para luego ensayar extensiones desde el punto de vista de los *MLG*. El marco metodológico que ofrecen esta clase de modelos, como bien se sabe, se amplía de forma muy conveniente a la familia

¹⁰ Vid. p. ej. NELDER Y WADDERBURN (1972), p. 371 y MCCULLAGH Y NELDER (1983), p. 21.

¹¹ Naturalmente, esta característica no es exclusiva de los *MDB* sino de los *MLG*, aspecto que es sencillo de generalizar para otras distribuciones de la familia exponencial.

¹² Hemos tenido la posibilidad de revisar —a modo de lectura complementaria relacionada— los siguientes 4 trabajos, los que a su vez contienen numerosas referencias para seguir ampliando el tema: (a) JORGENSEN, BENT (1989). *The Theory of Exponential Dispersion Models and Analysis of Deviance*. Universidade de Sao Paulo. (b) SMYTH, GORDON K. (1989). “Generalized Linear Models with Varying Dispersion”. *Journal of the Royal Statistical Association*, Series B, vol. 51, N° 1, pp. 47 *et seq.* (c) GREGO, J. (1993). “Generalized Linear Models and Process Variation”. *Journal of Quality Technology*, N° 25, pp. 288 *et seq.* (d) JORGENSEN, BENT (1997). *The Theory of Dispersion Models*. Chapman & Hall. También podemos citar otra referencia al respecto, de reciente aparición: MYERS, WILLIAM R.; BRENNEMAN, WILLIAM A.; MYERS, RAYMOND H. (2005). “A Dual-Response Approach to Robust Parameter Design for a Generalized Linear Model”. *Journal of Quality Technology*, vol. 37, N° 2, pp. 130 *et seq.*

exponencial de distribuciones. Una ventaja que poseen estos modelos, en este sentido, es que cambiando unos pocos aspectos en las rutinas definidas en \mathbf{R} (función “link”, forma de caracterizar la variable respuesta, etc.), es posible utilizar sus alcances hacia más distribuciones, no sólo a la binomial y a la normal.

En la industria, son también frecuentes otros procesos en los que intervienen variables discretas, como por ejemplo los procesos de Poisson, en los que se van contando el número de “éxitos” que van apareciendo en un soporte continuo (tiempo, longitud, superficie, etc.). Asimismo, algunos procesos que utilicen modelos de duración de ciertos componentes se apoyan frecuentemente en distribuciones continuas, como por ejemplo la Gamma. Creemos que el enfoque que hemos expuesto en este trabajo podría adaptarse de forma conveniente de modo que pueda utilizarse un enfoque muy similar al empleado para la distribución binomial, pero extendiéndolo a estas otras distribuciones de la familia exponencial. Las aplicaciones de los mismos pueden resultar muy útiles en disciplinas no solamente industriales; la biomedicina, algunas ciencias sociales y las ciencias agropecuarias seguramente sean ámbitos propicios del conocimiento en donde podrían estudiarse sus aplicaciones y extensiones. Métodos de regresión como el logístico suelen utilizarse con bastante frecuencia en estas disciplinas.

La subdivisión que propusimos en la sección titulada “El problema expresado más formalmente”, puede servir de estructura para estudiar la *MSR* para otras distribuciones de la familia exponencial. Se puede comenzar la extensión siguiendo los títulos de las subsecciones que componen la sección precitada, comenzando por definir variables de estudio y siguiendo con las estrategias de diseño y objetivos.

No tenemos dudas que los enfoques teóricos que aparecen —entre los más actuales— en KHURI (1993 Y 2001), MYERS *et al.* (2002) y en MYERS *et al.* (2004) resultarán esenciales para fundamentar estas extensiones con bases sólidas y autorizadas.

Extensiones de la *MSR* clásica

Si tuviéramos que comparar qué otros alcances podría adquirir el estudio de *MSR* para *MLG* en general, la confrontación con los temarios de las referencias clásicas en esta materia puede por sí misma indicar lo mucho que puede continuarse explorando¹³.

¹³Creemos que es posible intentar un estudio paralelo de lo que es la *MSR* clásica y extender sus contenidos a los *MLG*. A este respecto, una idea sobre la que hemos pensado mucho parte de una situación muy simple: ¿es posible seguir un “índice” de desarrollo temático de la *MSR* clásica y adaptarlo paralelamente a las distribuciones de la familia exponencial? En este sentido, también opinamos que “volver a las fuentes” puede ser un punto de partida muy válido. Centrar la atención en la forma en como los pioneros y los especialistas más destacados de la materia han desarrollado el enfoque clásico —BOX Y WILSON (1951), MYERS (1976), BOX Y DRAPER (1987), KHURI Y CORNELL (1996), MYERS Y MONTGOMERY (2002), entre otros— sería un primer paso casi obligado para avanzar en el conocimiento en estas áreas de forma “ordenada”. Seguramente, este desarrollo preparare mejor

Entre los temas más relevantes para traducir en términos de otras distribuciones de la familia exponencial, mencionaremos solamente algunos, como por ejemplo:

- Variación de las condiciones geométricas de los diseños: consideración de diseños con formas no cuadradas, que incluso puedan ser no paralelas a los ejes del plano de los factores, rectangulares, romboidales, ejes de los factores rotados, etc.
- Inferencia sobre respuestas y parámetros: intervalos de confianza, intervalos de predicción, regiones conjuntas de confianza, etc. En este contexto, es posible utilizar otras herramientas adicionales de los *MLG*, como por ejemplo, el *análisis de la devianza* para comparar la calidad de ajuste de distintos modelos.
- Pruebas de adecuación del modelo ajustado: análisis residual, diagnóstico de puntos “particularmente influyentes”, puntos atípicos, etc.
- Análisis canónico del modelo ajustado: reescalamiento de los factores, regiones conjuntas de confianza para la localización del punto estacionario, etc. Los trabajos de BOX Y DRAPER (1987); KHURI Y CORNELL (1996) y MYERS Y MONTGOMERY (2002) sean probablemente las referencias casi obligadas para comenzar esta investigación.
- Estudio de rotabilidad de diseños para comprobar posibles simetrías de predicción dentro de las zonas vecinas al punto estacionario. El investigador que desee explorar más aún este tema, puede encontrar sumo provecho en las siguientes referencias “básicas”: (a) BOX, GEORGE E. P. Y DRAPER, NORMAN R. (1963). “The Choice of a Second Order Rotatable Design”. *Biometrika*, N° 63, pp. 335 *et seq.*; (b) LUCAS, JAMES M. (1976). “Which Response Surface Design is Best”. *Technometrics*, vol. 18, N° 4, pp. 411 *et seq.* (c) DRAPER, NORMAN R. Y GUTTMAN, IRWIN (1988). “An index of rotability”. *Technometrics*, N° , pp. 105 *et seq.*; (d) KHURI, ANDRE I. (1988). “A Measure of Rotatability for Response-Surface Designs”. *Technometrics*, N° 30, pp. 95 *et seq.* (e) DRAPER, NORMAN R. Y PUKELSHEIM, FRIEDRICH (1990). “Another look at Rotability”. *Technometrics*, N° 32, pp. 195 *et seq.*
- Estudio de superficies ajustadas que no sean máximos. Por ejemplo, estudiar qué ocurre si tenemos como objetivo maximizar/minimizar una proporción y los modelos ajustados resultantes recaen en superficies con mínimos/máximos o bien con puntos minimax.

el terreno para facilitar su aplicación a problemas concretos de la realidad con más posibilidades de utilización de recursos de aprendizaje.

- Modelado dual de superficies de respuesta: modelos conjuntos para la media y para la varianza. A este respecto, ya comentamos algunos aspectos en la subsección “Sobre el modelado dual”.
- Aplicaciones de otras familias de diseños: centrales compuestos, simplex, Box-Behnken, diseños por bloques, etc. Las bases para su estudio posterior pueden encontrarse, por ejemplo, en trabajos como BOX Y DRAPER (1987) y BOX *et al.* (2005).
- Extensiones a modelos con factores aleatorios, mixtos y cualitativos. Referencias como MCCULLAGH Y NELDER (1989); HASTIE Y TIBSHIRANI (1990); MCCULLOCH Y SEARLE (2001) y AGRETI (2002), entre otras, pueden resultar muy útiles para profundizar las bases y alcances actuales del tema.
- Diseño robusto de parámetros: modelado de variables no controlables, el enfoque de Taguchi, etc. A este respecto, una referencia que puede servir de base es: VINING, G. GEOFFREY Y MYERS, RAYMOND H. (1990). “Combining Taguchi and response surface methodologies: a dual response approach”. *Journal of Quality Technology*, N° 22, pp. 38 *et seq.*
- Enfoque bayesiano del problema. En este sentido, puede resultar de mucha utilidad referirse a DEY, DIPAK K.; GHOSH, SUJIT K. Y MALLICK, BANI K. (2000). *Generalized Linear Models: a Bayesian Perspective*. CRC/Chapman & Hall, como así también otras referencias que se citan en MYERS *et al.* (2004).

Esta lista es apenas indicativa y puede extenderse tanto vertical como horizontalmente, que se complementa con los aspectos que señalamos en la sección 3.4.2. Quizás —y esto sea tal vez una apreciación subjetiva nuestra— resultara conveniente seguir un orden de estudio no demasiado diferente al que siguieron los más grandes estudiosos de estos temas. Aquello de *colocar el caballo delante del carro y no al revés*, seguramente cobre sentido a la hora de seguir aprendiendo más sobre estos temas.

10.4. Reflexiones finales

Haciendo uso de alguna licencia literaria, podemos indicar: *finalmente, hemos llegado al principio*. Con esto, queremos manifestar que este trabajo no pretende concluir el tema que abordamos, ni mucho menos. Simplemente, entendemos que el investigador curioso podrá tener aquí mismo varias preguntas de las muchas que seguramente se formulará, que hoy nos hemos planteado nosotros junto con algunos más, las que mañana

podrían abordarse con pasión y dedicación, con igual o mayor entusiasmo, con igual o mayor sacrificio que el que hemos puesto en realizar este trabajo.

La experiencia en el trabajo profesional como complemento al trabajo académico, nos lleva a finalizar este trabajo juntando algunas observaciones, que son fruto del estudio y de pequeñas reflexiones cosechadas a lo largo del ejercicio de la profesión, tanto en uno como en otro ámbito. Quisiéramos compartirlos con toda la comunidad científica y con todos los estudiosos de la materia a modo de cierre de este trabajo, sobre todo con aquellos futuros colegas que se animen a aventurarse en el apasionante mundo de explorar fenómenos nuevos desde el diseño de experimentos y desde la permanente idea de la mejora continua. Si tanto el objetivo como la metodología propuesta han sido formuladas correctamente, es muy probable que los resultados de sus aprendizajes los lleven a formularse nuevas preguntas sobre sus objetos de estudio: características, funcionamiento y utilización posterior, no sólo que los conduzcan a mejorar los sistemas materiales —aspectos que son *muy interesantes para el desarrollo del conocimiento*— sino también que sean capaces de llegar un poco más allá: a mejorar la calidad de la vida de las personas y su bienestar, aspecto que es *imprescindible para la convivencia humana*. Cuenten con nosotros para pensar entre todos cómo hacerlo posible.