

## **CAPÍTULO 6**

### **Resultados obtenidos y futuras líneas de investigación**



## CAPÍTULO 6

# Resultados obtenidos y futuras líneas de investigación

### 6.1 Introducción

Se trataron cuatro problemas claramente diferenciados en el contexto del Diseño de Experimentos en la Industria: La aleatorización restringida en el orden de experimentación, El uso de papel probabilístico y de diagramas de puntos en el análisis de experimentos a dos niveles sin réplicas, El gráfico Media Desviación (MD) en el análisis de los resultados en el diseño de productos robustos y El error tipo II en el análisis de la significación de efectos.

Estos problemas se centran en aspectos prácticos de la aplicación del diseño y análisis de experimentos en la industria. Se buscó en cada uno de ellos proporcionar algunos métodos alternativos que, sin eludir su aspecto formal, sean fáciles de comprender y de aplicar.

### 6.2 La aleatorización restringida en el orden de experimentación

Con la consideración de que los factores desconocidos afectan a la respuesta en forma lineal (de hecho las conclusiones son válidas para el caso más general de una influencia monótona), se demostró que no todos los órdenes aleatorios de ejecución dan una protección adecuada al sesgo en los efectos estimados. Estos sesgos tienen un comportamiento específico, siendo muy poco probable el tener un orden de ejecución seleccionado al azar que

disperse homogéneamente esta influencia entre todos los efectos, razón de ser de la aleatorización del orden de ejecución.

Existen órdenes aleatorios de ejecución que demandan un gran número de cambios de nivel en los factores. Uno de los aspectos que dificultan y encarecen la ejecución de un diseño factorial es precisamente el número de cambios que es necesario realizar en los valores de los factores.

De los 40320 órdenes aleatorios de ejecución de un diseños  $2^{k-p}$ , con 8 experimentos, solo existen 48 que ostentan al mismo tiempo el valor mínimo para el sesgo máximo (SMA=2) y el mínimo número de cambios en los niveles de los factores en la matriz completa.

Hay 16 órdenes semilla para diseños  $2^{k-p}$ , con 16 experimentos, que producen el mínimo número de cambios en los niveles de los factores en la matriz completa y un valor de SMA=4 (el mínimo posible con el mínimo número de cambios). Cada orden semilla engendra 384 órdenes distintos, así que de los 20 922 789 888 000 (16!) órdenes aleatorios solo una muy pequeña parte tiene ambas propiedades.

Los órdenes de experimentación aquí sugeridos pueden incorporarse fácilmente en paquetes estadísticos ordinarios como opción a la aleatorización completa, y dar así al usuario una protección máxima contra el sesgo de efectos lineales desconocidos y con el mínimo número de cambios de nivel en los factores seleccionados.

### **Aportaciones**

- Se han construido dos tablas que contienen órdenes de ejecución para los diseños  $2^{k-p}$  con 8 y 16 experimentos respectivamente. Estos órdenes ofrecen al mismo tiempo el mínimo número de cambios de nivel de los factores y un mínimo valor del sesgo máximo inducido en la estimación de los efectos en presencia de una tendencia lineal. Cada orden tiene el número de cambios de nivel por factor, lo cual permite, entre otros, asignar las variables con problemas de cambio de nivel a los factores con menos cambios.

- Se ha deducido una relación simple para evaluar el número de cambios de nivel en cualquier diseño factorial fraccional a partir de los cambios de nivel por factor proporcionados en las tablas.
- Se ha encontrado una expresión para el número de cambios de nivel en un diseño factorial fraccional saturado.

### **Líneas futuras de investigación**

Se ha estudiado el sesgo que se presenta en la estimación de los efectos cuando factores desconocidos afectan la respuesta en forma lineal, para diseños  $2^{k-p}$ , con 8 o 16 experimentos. Sería conveniente tener órdenes de experimentación, con el mínimo sesgo y con un mínimo número de cambios de nivel, para diseños con un número mayor de experimentos, así como para otros tipos de diseños que se usan frecuentemente en la industria cuando se tienen factores a más de dos niveles, como el L18.

### **6.3 El uso de papel probabilístico y de diagramas de puntos en el análisis de experimentos a dos niveles**

Del estudio realizado no puede concluirse que el método del ppn sea mejor que el uso de un simple diagrama de puntos de los efectos. Sin embargo, existen algunos casos en que es preferible usar el diagrama de puntos cuando se trata de analizar los efectos de diseños con 8 experimentos, y otros en que sí parece que el uso del ppn puede evitar errores en algunos casos con 16 experimentos. En el estudio realizado esto ocurre de forma clara en uno de los casos planteados para el total de errores.

Una interpretación que parece razonable es que mientras con 7 efectos es muy difícil apreciar la recta de los no significativos y por tanto el método de ppn ayuda poco, con 15 efectos ya se pueden tener fácilmente del orden de 10 no significativos, lo que sí puede ayudar a marcar una recta que suponga, en algunos casos, una ventaja respecto al diagrama de puntos.

Pero a la vista de que las diferencias no son muy importantes, y especialmente cuando uno de los objetivos sea animar al uso de los diseños

factoriales yendo al meollo del asunto y despojándolos de sofisticaciones innecesarias, parece razonable considerar la oportunidad de utilizar el diagrama de puntos, sin duda más intuitivo y fácil de recordar. Baste mencionar que no se enseñó el uso del diagrama de puntos para discriminar los efectos significativos, los estudiantes contaban únicamente con la idea de que los efectos inertes toman valores diferentes de cero debido a la variabilidad inherente en todo proceso de experimentación y medición.

Una solución salomónica y fácil de aplicar es incluir un diagrama de puntos siempre que se utilice ppn, simplemente proyectando los puntos sobre el eje horizontal. Por supuesto, esta idea no es nuestra ya que, por ejemplo, así se presentan todas las representaciones en ppn en el texto de Box, Hunter y Hunter (1978), aunque no en otros textos también muy conocidos, ni tampoco en paquetes de software estadístico de amplia difusión como Minitab.

### **Aportaciones**

Se efectuó un estudio empírico con un conjunto de alumnos para constatar que el uso de los diagramas de puntos puede ser una opción simple, frente al uso del papel probabilístico normal, para discriminar los efectos significativos en el análisis de experimentos con 8 o 16 pruebas.

### **Líneas futuras de investigación**

El estudio se realizó con 16 gráficos, 8 para diseños con 8 experimentos y 8 para diseños con 16 experimentos. Se buscó que mostraran diferentes niveles de dificultad para identificar los efectos significativos. Futuras extensiones del estudio podrían considerar:

- Un número mayor de diseños que abarcara representaciones gráficas no representadas.
- Incluir también la representación de los efectos en valor absoluto sobre papel probabilístico half-normal, (propuesta original de Daniel) puesto que evita el problema de “posicionar” la recta, ya que ésta viene

claramente definida por el origen (si no hay datos anómalos) y los efectos menores en valor absoluto.

- Hacer un estudio de la persistencia de los métodos en la memoria, a través de aplicar el cuestionario en distintos periodos de tiempo, posteriores a la enseñanza del método de análisis.

#### **6.4 El gráfico Media Desviación (MD) en el análisis de los resultados en el diseño de productos robustos**

Como se ha visto en el capítulo 3 existe una gran diversidad de enfoques para tratar el problema del diseño de parámetros, lamentablemente, a excepción de la metodología de Taguchi, pocos de ellos se encuentran en uso, quizá debido a que no han logrado incorporarse, más que esporádicamente, a los libros de texto y a las reglas de actuación, por requerir para su práctica de conocimientos estadísticos y matemáticos avanzados.

Consideramos que se necesita contar con métodos para el análisis de los resultados en el diseño de productos robustos que sean fáciles de comprender y de aplicar, y en ese sentido el gráfico MD presenta grandes ventajas:

- El empleo de modelos para la respuesta está muy difundido a través de los modelos estadísticos lineales.
- La deducción de las expresiones de la esperanza matemática y la varianza de la respuesta en fórmulas cerradas, cuyos valores se representan en el diagrama bivariante, son factibles de deducir.
- Es viable implementarlo de manera computacional, con variantes tales como: representación en los vértices o en toda la región de interés, manejo o no de costes y representación de más de una respuesta
- Da a conocer con suma facilidad el comportamiento conjunto de la media y la dispersión en la región o regiones de interés, con lo cual no

solo se encuentra la condición robusta sino que se adquiere un conocimiento más profundo del proceso.

- Muchas veces evidencia la imposibilidad de obtener al mismo tiempo el valor de la respuesta deseado y la mínima variabilidad, por lo cual este diagrama tiene la ventaja de que ofrece toda la información disponible para decidir cual es la combinación de valores de los factores de diseño que más conviene
- Siempre es un diagrama bivariante, independientemente del número de factores controlables, de factores ruido, o del modelo que se considere.
- Cuando se compara con otros métodos, como los que se estudiaron en la sección 4.6, se aprecia la gran sencillez con la que se llega a los mismos resultados.
- La posibilidad de analizar de forma gráfica más de una respuesta y comprender el efecto que tienen entre si es de indudable valor.
- El uso de costes amplía considerablemente las opciones para encontrar condiciones adecuadas y viables de proceso.
- Es frecuente tener más de una combinación de valores de los factores controlables que de valores adecuados para la media y la desviación tipo, con lo cual se puede seleccionar de ellos la combinación que más favorezca otros criterios.

### **Aportaciones**

- Se amplió el modelo original para que abarcase una gama más rica de opciones.
- Se formalizó y dedujo las expresiones matemáticas de la esperanza y la varianza en modelos que presenten cierta complejidad. Esto facilita su implementación computacional.

- Se elaboró un algoritmo que obtiene las expresiones de la esperanza matemática y la varianza de la respuesta, y que, implementado en el lenguaje de programación que incorpora Minitab, construye el gráfico automáticamente.
- Se contrastó el gráfico MD con distintos métodos de la literatura para valorar sus ventajas y desventajas.
- Se evidenció el potencial del método gráfico para analizar más de una respuesta.
- Se adecuó al gráfico la posibilidad de considerar costes, introduciendo un código de colores en los puntos del diagrama, con lo que se extiende su capacidad de encontrar condiciones razonables.

### **Líneas futuras de investigación**

La representación del valor medio y de la desviación estándar de la respuesta que se hace en el gráfico MD corresponde a valores estimados, por esto sería deseable que, una vez seleccionadas las condiciones más adecuadas, se representara gráficamente la región de confianza del valor medio y de la desviación estándar de la respuesta para dichas condiciones.

Un aspecto delicado en los métodos que usan en su análisis la modelación de la media y el valor estándar lo constituye el modelo que se propone para la respuesta. En futuras investigaciones se podría estudiar la robustez del gráfico MD respecto al modelo, una posibilidad sería simular datos de modelos en los que se conocieran las condiciones robustas, usando diversos métodos de modelación se podrían estimar más de un modelo, que servirían para usar el gráfico MD en la identificación de las condiciones robustas. Adicionalmente se podría comparar los resultados obtenidos con los que da el método de Taguchi usando un índice de eficiencia.

### 6.5 El error tipo II en el análisis de la significación de efectos

Es cuestionable en la práctica industrial la primacía que suele tener, en la metodología de los diseños experimentales, la atención al error tipo I sobre la que se da al error tipo II. En algunos casos puede ser más grave para el estudio ignorar un factor real que aceptar un factor inerte. Los resultados que se obtuvieron al estudiar este problema indican que:

- Es conveniente conocer los errores tipo II que se cometen en el análisis de la significación de los efectos
- El ingeniero debe tener presente el efecto mínimo,  $em$ , que es relevante para su estudio y la tasa de error de tipo II (o potencia) que está dispuesto a asumir
- Si es más grave para el estudio ignorar un factor real que aceptar un factor inerte entonces el valor de alfa se debe condicionar al valor de beta
- El uso de los valores  $q$  y del gráfico Alfa-Beta complementan el proceso de discriminación de los efectos significativos
- Si consideramos el valor beta en nuestros criterios de selección, es probable que alfa no tome un valor pequeño y por tanto se incluyan posibles efectos inertes como significativos, por esta razón es conveniente usar criterios técnicos adicionales para eliminarlos

#### Aportaciones

- Se elaboró el gráfico Alfa-Beta que permite conocer la tasa de error tipo II cuando se desea detectar un valor específico en los efectos, con un nivel de significación dado. De forma equivalente, provee el valor de alfa que se debe usar para elegir los efectos significativos cuando se desea tener una potencia determinada. El gráfico presenta los valores de los efectos, en valor absoluto, que se considerarán significativos a partir

del valor alfa o beta seleccionado, por lo cual no es necesario para este fin que el usuario conozca los correspondientes valores p.

- Se ha construido el valor q para evidenciar la posibilidad del error tipo II y ayudar en el proceso de selección de los efectos que se considerarán significativos

