



UNIVERSIDAD DE JAÉN

Material del curso “Análisis de datos procedentes de investigaciones mediante programas informáticos”

Manuel Miguel Ramos Álvarez

Índice

MATERIAL I “MODELO DE ANÁLISIS”

| | | |
|--------|---|----|
| 1. | Modelo general de análisis estadístico aplicado | 2 |
| 1.1. | Modelo de etapas basado en los principios de Modelización Lineal y de comprensión inductiva | 2 |
| 1.1.1. | Introducción a la modelización estadística | 2 |
| 1.1.2. | El Modelo de actuación propuesto | 3 |
| 1.1.3. | Especificación e identificación del modelo | 4 |
| 1.1.4. | Estimación de los parámetros del modelo | 4 |
| 1.1.5. | Evaluación del modelo | 5 |
| 1.1.6. | Resumen del modelo | 8 |
| 1.1.7. | Interpretación del modelo | 11 |
| 1.2. | Variantes del Modelo general en función del tipo de diseño de investigación..... | 12 |
| 1.3. | Aplicaciones en diferentes ámbitos de investigación | 14 |
| 1.3.1. | Aplicaciones en Ciencias Experimentales | 14 |
| 1.3.2. | Aplicaciones en Ciencias Comportamentales, Salud, Psicología, educativa y ámbito social. | 15 |
| 1.3.3. | La formalización de los diferentes tipos de aplicaciones | 16 |

1. Modelo general de análisis estadístico aplicado

- Modelo de etapas basado en los principios de Modelización Lineal y de comprensión inductiva.
- Variantes del Modelo general en función del tipo de diseño de investigación.
- Aplicaciones en Ciencias Experimentales.
- Aplicaciones en Ciencias Comportamentales

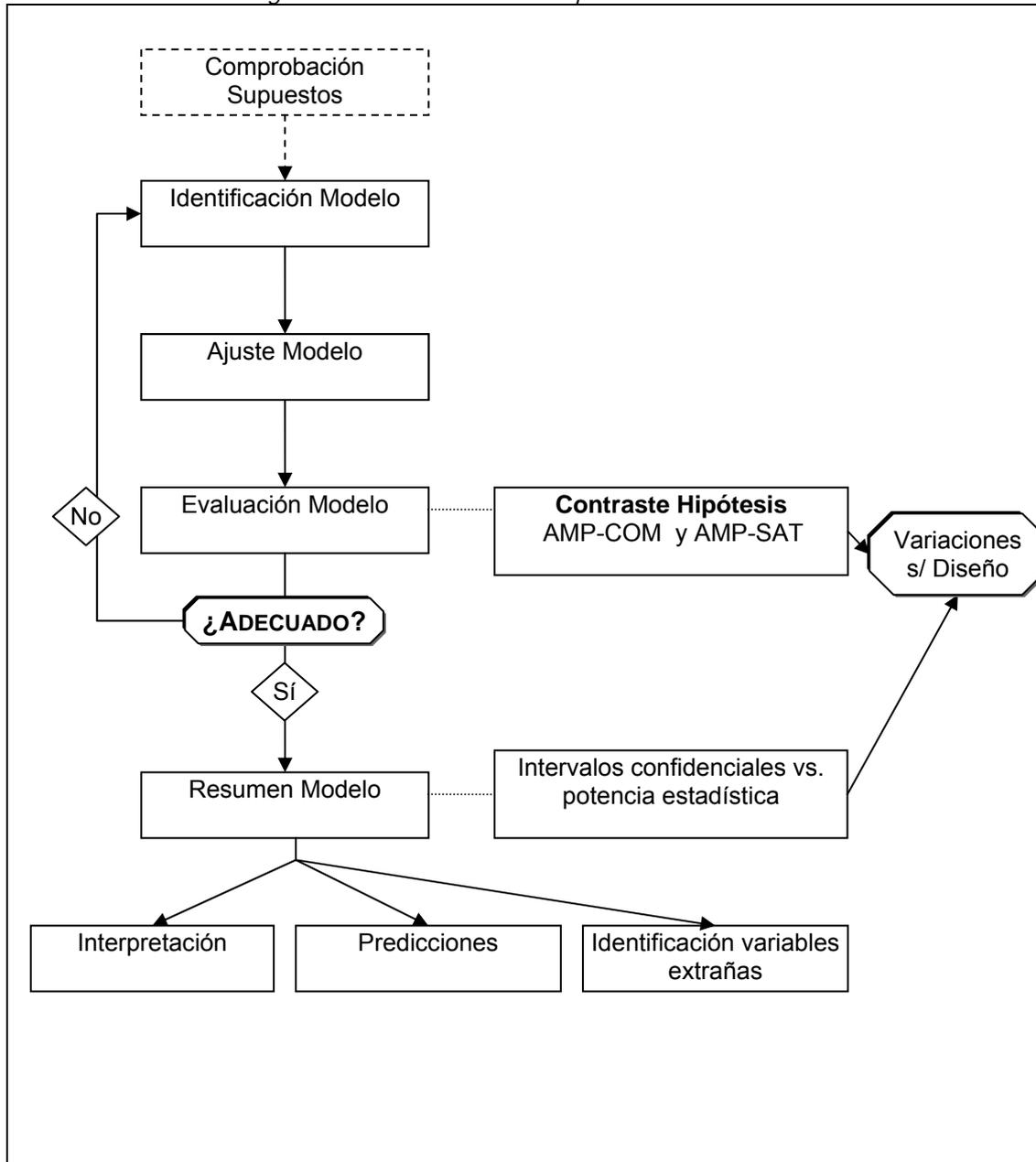
1.1. Modelo de etapas basado en los principios de Modelización Lineal y de comprensión inductiva

1.1.1. Introducción a la modelización estadística

- Principio nuclear: el tipo de investigación realizada orienta el tipo de análisis que es posible aplicar a los datos obtenidos. Pero el tipo de investigación no determina el tipo de técnica estadística sino la interpretación de los resultados de aplicar la misma.
 - En el tipo descriptivo no cabe explicar los datos, sino sólo describirlos y, llegado el caso, resumirlos.
 - En el tipo experimental, la variable medida pasa a ser metodológicamente entendida como una variable dependiente, y la variable manipulada en variable independiente. La primera es una causa posible de la dependiente, una explicación de los cambios observados en ésta.
 - En el tipo cuasiexperimental, suele hablarse de variable criterio –equiparable a dependiente- y predictor -comparable a independiente-.
 - En general, ha habido una dispersión importante en cuanto a las técnicas de análisis disponibles. Actualmente, se tiende a **la integración de los diferentes análisis dentro de un marco común**, el Modelo Lineal General y el Modelo Lineal Generalizado en el que se asume como principio nuclear la regresión lineal multivariada.
 - Presentamos el modelo "**esquema de trabajo basado en la Modelización Estadística**" de Ramos, Catena y Trujillo (2004), que se basa en dicha perspectiva. Como un esquema general de análisis que sirva para organizar todas las acciones y decisiones propias del análisis de los datos y la extracción de sus implicaciones.
-

1.1.2. El Modelo de actuación propuesto

CUADRO 6.1: Esquema de trabajo basado en la perspectiva analítica de modelización
 Adaptado a partir de Ramos, M.M.; Catena, A. y Trujillo, H. (2004). *Manual de Métodos y Técnicas de Investigación en Ciencias Del Comportamiento*. Madrid: Biblioteca Nueva.



Abrir fichero:
[ModGeneralAnalysis.xls](#)
 Ver Hoja "Datos"

1.1.3. Especificación e identificación del modelo

- En términos operativos la cuestión fundamental de una investigación es la especificación de cómo se relacionan las dos variables implicadas, el predictor o variable independiente manipulada (X) y el criterio o variable dependiente que se mide (Y).
- La forma de esta relación vendrá especificada por la hipótesis de investigación y requiere la especificación de **parámetros**, que sintetizan las ideas principales del modelo.
- Dicha relación explicará los datos aunque no de una manera perfecta: parte de los cambios observados en el criterio no pueda ser explicada por el predictor, sino que se debe al error.

$$\text{DATOS} = \text{MODELO} + \text{ERROR}$$

$$Y = f(X) + E$$

- Usualmente una medida para valorar la adecuación de la hipótesis es el error (o residual): a mayor error, peor modelo y viceversa.
- Aproximación: ¿cuánto error es tolerable? La respuesta a esta pregunta no puede establecerse en términos absolutos sino relativos.
 - Se formula un modelo de partida, aunque sea muy básico, que se tomará como referencia, **Compacto o restringido (COM)** no incluye los parámetros críticos y será el modelo de referencia.
 - Y se compara con uno alternativo, el del investigador, **Ampliado o incrementado (AMP)** es el que incluye los parámetros que capturan las ideas mantenidas en la hipótesis.

Ejemplo:

$$\text{COM: } Y = \beta_0 + E$$

$$\text{AMP: } Y = \beta_0 + \beta_1 X + E$$

[ModGeneralAnalysis.xls](#)
 Ver Hoja "ModLineal1"

- **El objetivo: construir modelos que sean una buena representación de los datos, haciendo el error tan pequeño como sea posible y de la manera más simple posible.**

1.1.4. Estimación de los parámetros del modelo

- El segundo paso del proceso de modelización estadística consiste en estimar el valor de los parámetros a partir de los datos.
- Mediante uno de tres métodos estadísticos que garantizan en términos generales las propiedades **deseables** de los estimadores (consistencia, carencia de sesgo, eficiencia y suficiencia), cuyo uso depende del contexto:
 - Máxima verosimilitud
 - Los momentos
 - Mínimos cuadrados (clásico).
- Lógica: encontrar unos valores de los parámetros que hagan lo más pequeña posible la diferencia entre las predicciones y los datos observados, o lo que es lo mismo, hacer **mínimo el error cuadrático para el conjunto de los datos**, lo cual se hace para cada tipo de modelo. Finalmente se divide por el número de grados de libertad asociados.
- Una vez estimados los parámetros, sólo queda ajustar el modelo, es decir realizar las predicciones del modelo para cada dato y calcular el error cuadrático.

1.1.5. Evaluación del modelo

- El tercer gran paso es evaluar el modelo de trabajo o Ampliado.
- Este proceso es relativo, respecto de un modelo equivalente de tipo Compacto; según una perspectiva **condicional** que permite evaluar la pertinencia de los parámetros críticos.

$$SCE(COM) = \sum_i (Y_i - \hat{Y}_{icom})^2$$

$$SCE(AMP) = \sum_i (Y_i - \hat{Y}_{iAMP})^2$$

- Ahora podemos computar la reducción neta del error, o la reducción proporcional de AMP respecto de COM:

- Reducción neta de error:

$$SCR = SCE(COM) - SCE(AMP) = \sum_i (Y_{iCOM} - Y_{iAMP})^2$$

- Reducción proporcional de error:

$$RPE = \frac{SCE(COM) - SCE(AMP)}{SCE(COM)} = 1 - \frac{SCE(AMP)}{SCE(COM)} = \frac{SCR}{SCE(COM)}$$

- RPE oscila entre 0 y 1, es semejante a una razón de correlación, \square^2 .
- En resumen, los términos se relacionan según la siguiente ecuación:

$$\underbrace{SCE(COM)}_{\text{Error Original}} = \underbrace{SCR}_{\text{Reduccion Error debida Modelo AMP}} + \underbrace{SCE(AMP)}_{\text{Error prevalece debido Modelo AMP}}$$

- Aún queda una cuestión por zanjar. ¿Cómo decidir si un porcentaje de reducción RPE (pongamos por caso un 40%) es suficientemente grande para justificar el parámetro adicional. Para ello se recurre a la estadística inferencial y especialmente **al Contraste de Hipótesis Estadísticas** de una Hipótesis Nula (los parámetros AMP vs. COM no aportan nada significativo) frente a una Alternativa (los parámetros AMP vs. COM sí aportan significativamente).
- El estadístico de contraste:

$$F_k = \frac{RPE / (NP_{AMP} - NP_{COM})}{(1 - PRE) / (N - NP_{AMP})}$$

Sigue un modelo F: $F_k \rightarrow \alpha F_{vR; vE}$

- Y para adoptar decisiones se opera a partir de una regla de decisión probabilística:
 - Se fija el nivel de significación alfa, lo que determina un valor crítico.
 - Se compara el valor concreto observado en el estadístico de contraste con su valor crítico, y **se rechaza H_0** (contra H_0/a favor de H_1) cuando el primero supere al segundo.
 - La regla también puede consistir en una comparación de probabilidades, en lugar de valores del estadístico. Si la probabilidad exacta del estadístico es menor o igual que alfa entonces nos inclinamos hacia el rechazo de H_0 , y no se rechaza en caso contrario.

Evaluación del modelo-II

CUADRO 6.8. Tabla resumen del proceso de análisis estadístico

Adaptado a partir de Ramos, M.M.; Catena, A. y Trujillo, H. (2004). *Manual de Métodos y Técnicas de Investigación en Ciencias Del Comportamiento*. Madrid: Biblioteca Nueva.

| Fuente | SC | gl (ν) | MC | F_k | RPE | p |
|------------------------------|----------|-----------------------|---|----------------------------------|------------------------|----------|
| Reducción, Modelo AMP | SCR | $NP_{AMP} - NP_{COM}$ | $MCR = \frac{SCR}{NP_{AMP} - NP_{COM}}$ | $\frac{MCR}{MC_{\mathcal{E}}}$ * | $\frac{SCR}{SCE(COM)}$ | $p(F_k)$ |
| Error del Modelo AMP | SCe(AMP) | $N - NP_{AMP}$ | $MC_{\mathcal{E}} = \frac{SC(AMP)}{N - NP_{AMP}}$ | | | |
| Total | SCe(COM) | $N - NP_{COM}$ | | | | |

* $p \leq \alpha$

Aclaraciones:

- $F_k \rightarrow {}_{\alpha}F_{\nu R; \nu \mathcal{E}}$; El estadístico F_k sigue el Modelo F según la probabilidad alfa, $\nu R = NP_{AMP} - NP_{COM}$ como grados de libertad del numerador y $\nu \mathcal{E} = N - NP_{AMP}$ como grados de libertad del denominador.
- Regla de decisión: $p < \alpha$ si $p(F_k) \leq \alpha$

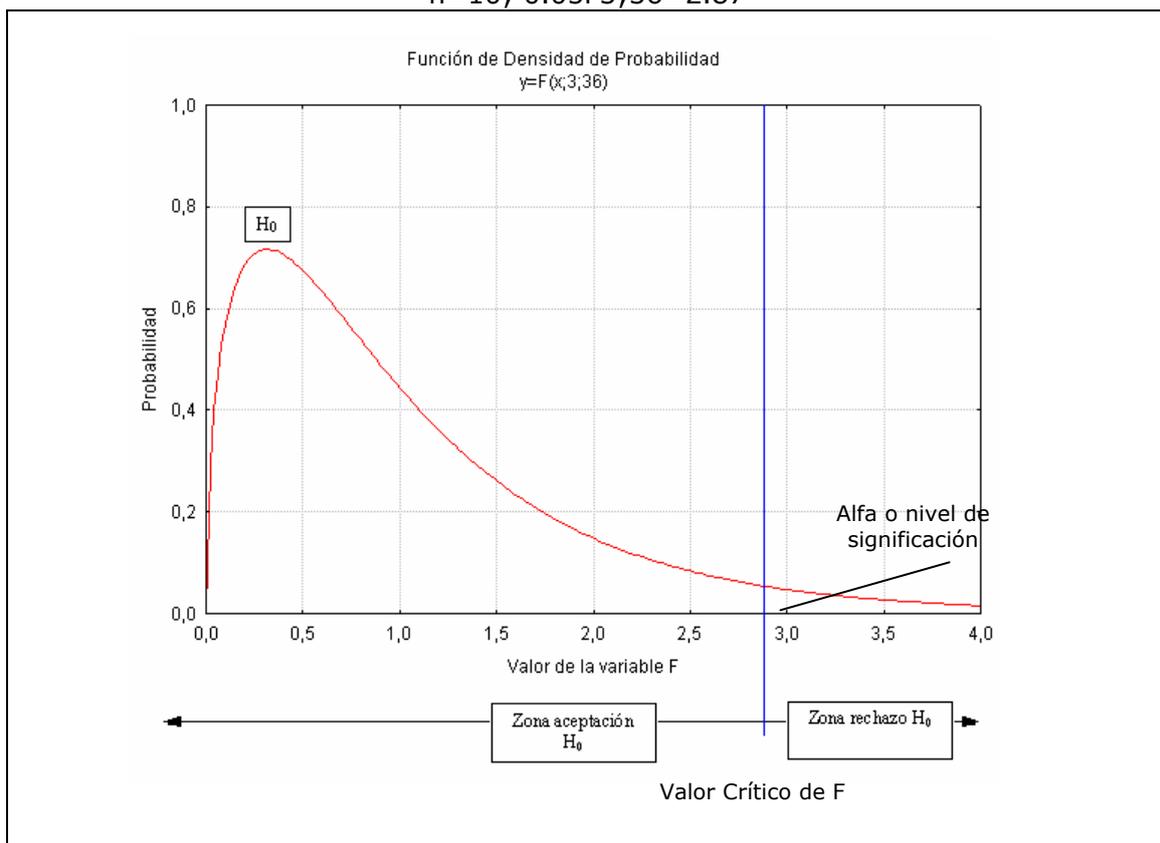
Equivalencias perspectiva clásica con Modelización

- La Reducción Error dada por el modelo AMP equivale a la Estimación del Efecto de Tratamiento (Variabilidad **Entre**: $\hat{\alpha}_j$) o Regresión
- El Error que prevalece dado el modelo AMP equivale a la estimación del Error (Variabilidad **Intra**: $\hat{\mathcal{E}}_{i(j)}$) o Residual
- El Error asociado al modelo Compacto equivale a la Estimación de Variabilidad **Total**.

Ampliación: La lógica del contraste de Hipótesis Estadísticas

- Definimos una medida de **discrepancia** entre la muestra y lo hipotetizado en H_0 .
- Entonces estimamos el error típico de la misma, es decir las fluctuaciones debidas a error –lo que se llama error típico del estadístico-
- y calculamos una medida relativa de la discrepancia, ó **estadístico de contraste** (que vamos a denotar con el subíndice k para referirnos a los datos muestrales).
- Dicho estadístico tendrá que seguir un modelo de distribución conocido que nos permita asociar una probabilidad a cada valor del mismo.
- Finalmente se establece una **regla**: si la discrepancia es muy grande, entendiendo por ello que hay una probabilidad muy pequeña de encontrar dicho valor cuando H_0 es cierta, nos inclinaremos **en contra** de dicha hipótesis nula y en caso contrario nos inclinaremos a favor de la misma.
- Por tanto, definir un contraste de significación requiere una medida de discrepancia y una regla para juzgar qué discrepancias son "demasiado" grandes. **Esto se logra fijando un nivel de significación (la probabilidad alfa) en el modelo de distribución que le asumimos y determinando una región de rechazo.**
- **La regla de decisión** queda, pues, como: se compara el valor concreto observado en el estadístico de contraste (o empírico) con su valor crítico (o teórico), y **se rechaza H_0** (contra H_0 /a favor de H_1) cuando el primero supere al segundo y a la inversa.

Ejemplo de Contraste de Hipótesis sobre el Modelo de Distribución F con los parámetros: $a=4$; $n=10$; $0.05F_{3;36}=2.87$



1.1.6. Resumen del modelo

- La última etapa es la discusión o interpretación de los resultados obtenidos: en qué medida el modelo es compatible con la hipótesis de investigación.
- Sea como fuere, el modelo es resumido mediante un conjunto de informaciones.
 - La descripción de los datos, básicamente medidas de tendencia central y de variabilidad (i.e. medias y varianzas).
 - Los cálculos de la fase de evaluación y ajuste, como lo es el valor de los parámetros, su error asociado y la probabilidad de rechazar o no la hipótesis nula.
 - Si la hipótesis nula especifica el valor de un parámetro y el contraste conduce a rechazarlo, conviene indicar cuál es la estimación más plausible para el parámetro a la vista de los datos; es decir estimación por **intervalos confidenciales**.
 - Por otro lado, normalmente se controla la magnitud del error tipo I, mediante la elección de la región de rechazo, seleccionando un nivel de significación exigente (0,05 ó 0,01). Sin embargo, no sucede lo mismo con el control del **error tipo II**, cuyo control es más complejo y suele descuidarse con mayor frecuencia.
 - Además, podría suceder que identificásemos fuentes de variación sistemática que no habíamos previsto en el momento de realizar la investigación, pero de las cuales disponemos de información y mejorar el modelo en última instancia.

Intervalos confidenciales

- Inferencia basada en la estimación de parámetros: los mejores estimadores de los parámetros poblacionales son precisamente los estadísticos equiparables (i.e. la media muestral de la poblacional).
- Esta estimación **puntual** es poco informativa, mejor la variante de la estimación mediante **intervalos de confianza**. Dicha estimación implica pocos cálculos respecto al contraste de hipótesis:

$$\beta \pm \sqrt{\frac{\alpha F_{vR;vE} \cdot MC\varepsilon}{n}}$$

- Se estima una gama de valores (centrada en el estimador puntual) que capturarán el valor real del parámetro con una probabilidad equivalente al nivel de confianza $1-\alpha$. De forma, que la magnitud del mismo dependerá del valor de alfa y de la cantidad de error que nuestro modelo deja sin explicar.

Resumen del modelo-II

Potencia estadística

- Un contraste implica la **decisión entre dos hipótesis**: la hipótesis nula, H_0 , que es la que contrastamos, y una hipótesis alternativa, H_1 , que está implícita en el rechazo de la nula.
- Así, realmente tenemos **dos probabilidades**, alfa y beta, asociadas respectivamente a los dos tipos de error que se pueden cometer en la nueva situación.
- Lo más frecuente es controlar la **magnitud del error tipo I** a través de la elección de la región de rechazo pero no sucede lo mismo con el control del **error tipo II** ya que depende de una serie de factores, entre los que destacan:
 - La magnitud -tamaño- del efecto del tratamiento.
 - La magnitud -tamaño- de la muestra empleada.
 - La magnitud de varianza error (S_e^2).
 - El nivel de significación o probabilidad de cometer error tipo I.
- La base viene dada por la **estimación del efecto de tratamiento** puesto que los demás factores ya sabemos estimarlos.
 - El estadístico F confunde el efecto del tratamiento y el tamaño muestral. En pocas palabras, la medida RPE es una estimación del efecto del tratamiento que no depende del tamaño muestral.
 - El problema es que esa estimación es sesgada, puesto que se apoya en estimaciones muestrales y tiende a producir valores mayores que el real. Kelley (1935) propuso un estimador insesgado:

$$\hat{\eta}^2 = 1 - (1 - RPE) \left[\frac{N - NP_{COM}}{N - NP_{AMP}} \right]$$

- La estimación de la **potencia** estadística es, por la cantidad de factores que intervienen, bastante compleja, pero se puede aproximar a partir de delta (parámetro de no centralidad en el modelo F, también conocido como lambda). A partir de aquí, se puede estimar la potencia para cualquier tipo de parámetro poblacional, como las medias, varianzas, correlaciones, proporciones, etc.; teniendo en cuenta el modelo de distribución no centralizado que corresponde a los mismos, así como los parámetros de dicha distribución.
 - La probabilidad o valor de la variable aleatoria, los grados de libertad asociados y al que se añade el parámetro delta, de no centralidad.

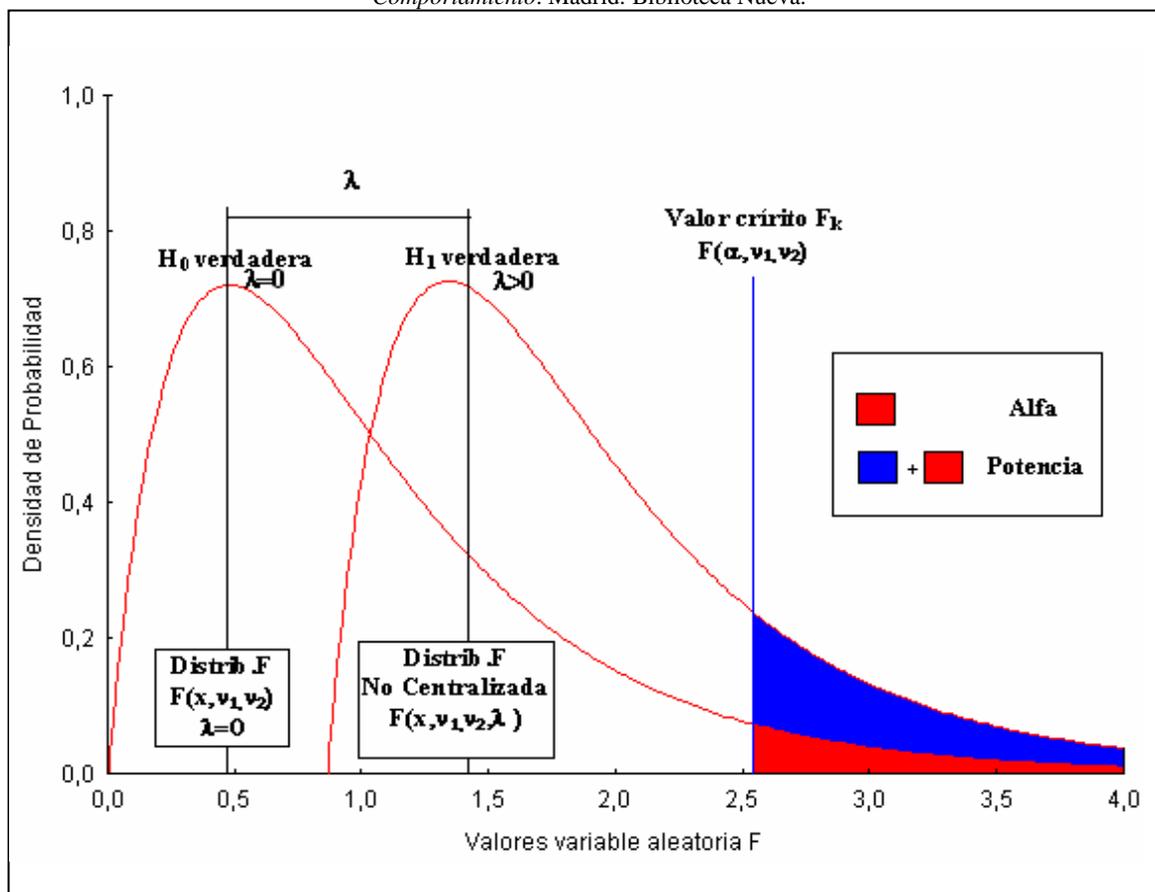
$$\delta = v_\varepsilon \frac{\varphi}{1 - \varphi}$$

φ es el efecto del tratamiento y v son grados de libertad asociados al error.

- El cálculo de la potencia a partir de delta es complejo. En general, se han usado tres aproximaciones diferentes:
 - 1) Tablas de potencia de Pearson-Hartley (1951, 1972). Requieren el cómputo de $\Phi_A^2 = n \cdot \alpha_j^2$, que combina el tamaño muestral (n) con el efecto del tratamiento.
 - 2) Algunos paquetes estadísticos, como Statistica, tienen un módulo adicional que permite estimar la potencia de diferentes tipos de contrastes de Hipótesis pero también permite estudios de optimización.
 - 3) Transformación de Severo-Zellen. En primer lugar se estima el parámetro de no centralidad lambda y a continuación la probabilidad del mismo según una aproximación a la distribución normal.

Resumen del modelo-III

FIGURA 6.3. La distribución F No Centralizada para la estimación de la potencia estadística,
 Tomado de Ramos, M.M.; Catena, A. y Trujillo, H. (2004). *Manual de Métodos y Técnicas de Investigación en Ciencias Del Comportamiento*. Madrid: Biblioteca Nueva.



1.1.7. Interpretación del modelo

- El último paso de la estrategia de modelización es la adopción de conclusiones sobre la hipótesis.
- Junto a los problemas relacionados con la validez interna y/o externa y de constructo, hay otras amenazas que tienen que ver con la propia conclusión estadística. Básicamente hay dos fuentes de procedencia de las mismas, los que proceden de los propios cálculos estadísticos y los que tienen que ver más bien con el error asociado al diseño.

➤ Se recomienda tener presente el CUADRO 6.10. Amenazas a la validez de la conclusión estadística: razones por las que las inferencias sobre la covariación entre dos variables pueden ser incorrectas, del manual de Ramos, M.M.; Catena, A. y Trujillo, H. (2004). *Manual de Métodos y Técnicas de Investigación en Ciencias Del Comportamiento*. Madrid: Biblioteca Nueva.

Significación estadística versus empírica de los resultados

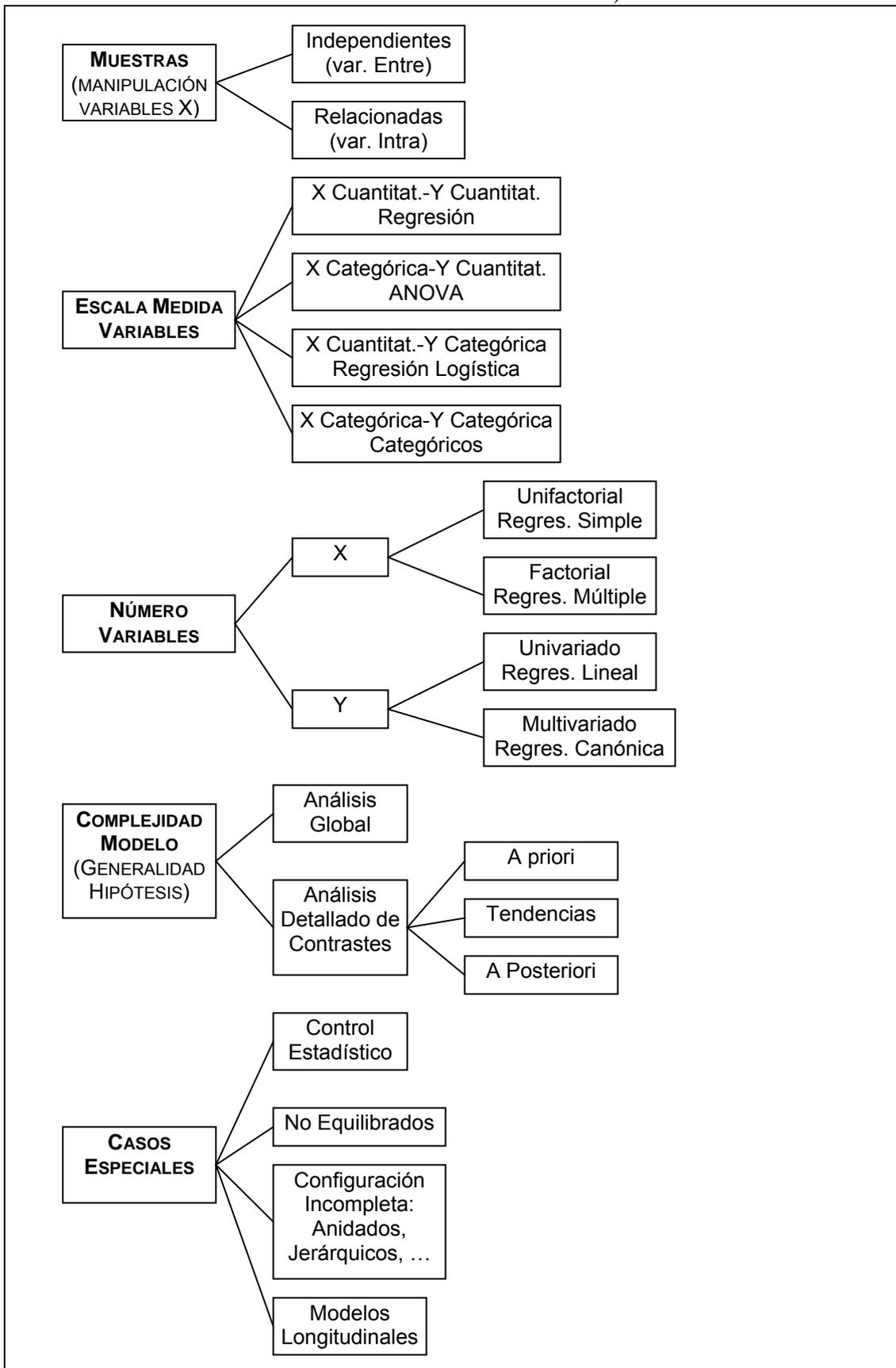
- En el modelo presentado, el contraste de hipótesis no es el final del proceso de análisis de los resultados de una investigación. El resumen del modelo incluye, además, otros informes de los resultados, como lo es el tamaño del efecto del tratamiento, la potencia estadística y/o los intervalos confidenciales.
 - Pero hay más. La práctica analítica ha llevado a dejar en segundo plano el objetivo de la investigación. El hecho de que se rechace o no la hipótesis nula nada nos dice sobre lo que aportan los datos de la investigación en relación a la hipótesis o el modelo teórico que motivó el estudio. **Algunos autores como Meehl (1978) piensan que tanta obcecación con el contraste de hipótesis ha empobrecido el desarrollo teórico de ciertas disciplinas.**
 - Importante diferenciación: la significación estadística frente a la significación práctica o utilidad de los resultados.
 - Un resultado negativo del contraste de hipótesis estadísticas no implica que no haya un efecto del tratamiento (de la manipulación) sino que dicho efecto no permite excluir de manera convincente la acción del azar o de la variabilidad como explicación alternativa del efecto observado.
 - En este punto de nuevo tenemos que apelar al tipo de estimaciones que hemos incluido en la fase de resumen del modelo como guía de las decisiones en torno a la relevancia práctica del efecto de tratamiento y el concepto más directo es el de la **magnitud del efecto de tratamiento**.
-

1.2. Variantes del Modelo general en función del tipo de diseño de investigación

Introducción

- El esquema de trabajo basado en la modelización es aplicable en general a un amplio espectro de diseños. Es ahí precisamente donde reside su punto más fuerte como enfoque analítico.
 - La mayoría de los criterios que presentaremos son complementarios, de manera que el diseño quedará especificado completamente al aplicarlos todos. Por ejemplo, podríamos tener el análisis detallado de diseños Factoriales Entregrupos Multivariados según la variante ANOVA.
 - En algunos de los casos la aplicación de la modelización es prácticamente directa, lo único que se requiere es la derivación apropiada del estadístico de contraste. En cambio, en otros casos, se requiere la inclusión de conceptos adicionales para poder aplicar dicho esquema. Este es el caso fundamentalmente de los diseños categóricos.
-

2. Variaciones de la perspectiva de Modelización en función del tipo de diseño (Cuadro 6.11, tomado de Ramos, M.M.; Catena, A. y Trujillo, H. (2004). *Manual de Métodos y Técnicas de Investigación en Ciencias Del Comportamiento*. Madrid: Biblioteca Nueva).



1.3. Aplicaciones en diferentes ámbitos de investigación

1.3.1. Aplicaciones en Ciencias Experimentales

A continuación se centran ejemplos de Quimiometría en el análisis de datos medioambientales para ilustrar los principales tipos de diseño y de técnicas de análisis relevantes.

- **Descriptivo**

Estudiar en detalle las emisiones de un contaminante en estaciones mediante monitoreo atmosférico: Valores promedio, dispersión a través de diferentes momentos temporales, modelo de distribución a través del tiempo, etc.; detección de valores extremos y puntos anómalos.

- **Experimental-Cuasiexperimental. Contraste de una muestra.**

Comparar los promedios de un contaminante obtenido a partir de una muestra con criterios externos, como límites de alerta, valores impuestos por la norma tipo ISO de calidad), límites de seguridad.

- **Experimental-Cuasiexperimental. Contraste de dos muestras.**

Comparar los promedios de estado de contaminación en dos estaciones diferentes (mm.independientes, diseño Entregrupos).

Comparar los promedios de estado de contaminación emitidos por una estación en dos momentos diferentes (mm. Dependientes, diseño Intrasujetos).

- **Cuasiexperimental. Contraste de "a-muestras" tipo ANOVA.**

Comparar los promedios de un contaminante en diferentes áreas (i.e. urbana, rural, industrial).

- **Experimental. Contraste de "a-muestras" tipo ANOVA.**

Estudiar el efecto de diferentes tipos de tratamientos preventivos sobre los promedios de un contaminante.

- **Correlacional tipo Regresión.**

Estudiar la posible relación entre las concentraciones presentes de dos contaminantes.

Estudiar la posible relación entre la concentración de un contaminante y algún parámetro meteorológico (i.e. viento, temperatura, humedad relativa, etc.).

- **Series Temporales**

Abstracción del patrón de comportamiento de un agente contaminante a través del tiempo.

- **Catagóricos.**

Estudio de la frecuencia con la que se rebasa la norma de calidad en dos lugares antes y después de extremar las medidas de control.

- **Multivariados**

Estudio de variables determinadas experimentalmente por muestras diferentes, examinando simultáneamente más de una medida de contaminación.

1.3.2. Aplicaciones en Ciencias Comportamentales, Salud, Psicología, educativa y ámbito social.

A continuación se centran ejemplos de peritajes psicológicos en el análisis de datos de investigaciones para ilustrar los principales tipos de diseño y de técnicas de análisis relevantes.

• **Descriptivo**

Un colaborador del investigador es seleccionado para formar parte de un jurado y entonces se aprovecha la ocasión para investigar la problemática de interés. Para ello se elaboraron una serie de conductas que serían exploradas durante la adopción de decisiones y deliberaciones mediante una metodología observacional. Dichas conductas reflejarían diferentes actitudes ó valores que podrían influenciar las decisiones según las teorías sociales más relevantes. El objetivo es estudiar en detalle dichas conductas: valores promedio, dispersión a través de diferentes momentos temporales, modelo de distribución a través del tiempo, etc.; detección de valores extremos y puntos anómalos.

• **Experimental-Cuasiexperimental. Contraste de una muestra.**

A un grupo de jurados se le instruye en una serie de habilidades o estrategias de razonamiento para evitar sesgos, con ejemplos generales. Entonces se midió a todos los participantes del estudio en una tarea que presenta de manera esquemática un proceso judicial y se les pide adoptar decisiones. El estudio tuvo lugar en una dependencia anexa a las salas del juzgado y mediante un ordenador PC. Interesa, pues, averiguar si las decisiones promedio están o no sesgadas.

• **Experimental-Cuasiexperimental. Contraste de dos muestras.**

Supongamos que a un segundo grupo de la investigación precedente se le instruye en habilidades de razonamiento matemático que impliquen un esfuerzo y tiempo similar a las del grupo anterior. En dicho contexto interesa comparar el grado de sesgo de las decisiones promedio en ambos grupos para ver si difieren o no. Este es un caso de mm.independientes o diseño Entregrupos.

Alternativamente supongamos que las medidas del estudio original se tomaron realmente en dos momentos temporales: inmediatamente después de la fase de entrenamiento y tras un mes, con objeto de evaluar el grado mantenimiento de los efectos del programa de entrenamiento. Este es un caso de mm. Dependientes o diseño Intrasujetos.

• **Experimental-Cuasiexperimental. Contraste de "a-muestras" tipo ANOVA.**

Finalmente, a un tercer grupo de las investigaciones precedentes se le entrena en habilidades para evitar sesgos pero sobre ejemplos concretos relevantes al contexto judicial. La participación en cada uno de los tres grupos se realizó al azar. En dicho contexto interesa comparar el grado de sesgo de las decisiones promedio entre los tres grupos para ver si difieren o no.

• **Correlacional tipo Regresión.**

En otra fase de la investigación interesó más bien medir diferentes variables de personalidad con objeto de aislar posibles predictores de las decisiones sesgadas. A una muestra amplia de personas seleccionadas para participar en jurados se les administró un conjunto de cuestionarios y se les midió en diferentes variables de personalidad. Entonces se estimó la tasa de condenas según diferentes características de los inculpados, como su condición sexual, nivel socio-cultural, raza, etc. Además se midió también el grado de extremismo en las decisiones en función de la rigidez mental de los jurados, etc.

• **Series Temporales**

También se ha planteado que la edad de los jurados podría ser un factor importante a considerar. Esto es así ya que las personas más jóvenes podrían ser más consideradas y relajadas en sus decisiones respecto a las de más edad. Para esta investigación se eligió una muestra de jueces y se les midió a lo largo de un dilatado período de tiempo, pudiendo así estudiar la curva que caracteriza sus juicios de culpabilidad con relación a su criterio de decisión. Esto sería de interés para determinar la edad óptima de los jueces.

• **Catagóricos.**

Estudio de la frecuencia con la que se comenten decisiones sesgadas en función de variables como la edad (mayores vs. jóvenes) y el sexo (varones vs mujeres).

• **Multivariados**

En el contexto de una, dos o a-muestras, supongamos que en concreto queremos poner a prueba las diferencias entre los tres grupos de tratamiento pero simultáneamente sobre varias medidas que evidencian el proceso de decisión: la elección de culpabilidad y la seguridad o confianza depositada en la misma.

1.3.3. La formalización de los diferentes tipos de aplicaciones

Ejemplos de ecuaciones para la modelización de diseños destacados,

Adaptado a partir de Ramos, M.M.; Catena, A. y Trujillo, H. (2004). *Manual de Métodos y Técnicas de Investigación en Ciencias Del Comportamiento*. Madrid: Biblioteca Nueva

| SITUACIÓN | MODELO |
|---|---|
| Una muestra | $\hat{Y} = B_0$ |
| Dos ó más muestras | $\hat{Y} = \beta_0$ |
| Lineal simple | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X$ |
| Lineal simple -mm. Dependientes | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X + S$ |
| Lineal simple -análisis contrastes específicos | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X; X \equiv \Phi : (0, 1, -1)$ |
| Lineal Múltiple | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$ |
| Lineal Múltiple con interacción | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_1 X_2$ |
| Polinomial de grado-2 o tendencia Cuadrática | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2$ |
| Lineal -Control de Z | $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 Z_1$ |
| Multivariado | $\hat{f}(Y_1, Y_2) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$ |

[Volver Principio](#)