

# VERIFICACIÓN Y EVALUACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS. APLICACIÓN MULTINIVEL EN UN CASO DE ANÁLISIS TEXTUAL

*F. J. Miguel Quesada*

## 1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo intentará presentar y discutir algunos fundamentos metodológicos de la aplicación de modelos matemáticos para un caso concreto de análisis del contenido de una publicación científica, prestando especial interés a un punto habitualmente relegado a un injusto olvido, como es la evaluación o validación de modelos. Para ello se introduce un apartado en el que se intentará esclarecer el ambiguo uso del término *modelo* y reducir su campo conceptual hasta unos límites tan reducidos como para que sea riguroso, pero suficientemente extensos como para que resulte manejable con provecho.

Se establecerá una distinción fuerte entre diferentes niveles de aplicación y se argumentará la importancia de tal distinción, precisamente en términos de evaluación o validación, presentando -en este contexto- los resultados de una aplicación tentativa con datos reales de un reciente estudio.

Finalmente se intentará establecer un panorama de criterios válidos de evaluación sintetizando las referencias de aquellos utilizados empíricamente con las de los prescritos por la literatura metodológica.

## 2. FUNDAMENTOS DE APLICACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS

### A. MODELOS

Existe una extensa tradición en CCSS que utiliza el concepto *modelo* como parte integrante -en ocasiones, diferencial- de su producción científica. No parece

exagerado el intento de rastrear la utilización de modelos hasta los orígenes históricos reconocidos de la sociología, como acostumbra a hacer R. Boudon (Boudon, 1977, p. 9) al citar a Mandeville o Rousseau. Sin embargo, a pesar de toda esta tradición -o tal vez, debido a ella- el concepto mismo de modelo adolece de una grave y sistemática ambigüedad.

La primera cuestión relevante si se intenta abordar el problema de la *validación* de modelos será establecer de forma rigurosa el dominio conceptual que aceptamos bajo el término modelo. En este sentido, metodólogos y filósofos de la ciencia se han preocupado por establecer la extensión del concepto y analizar algunas de sus subclases.<sup>1</sup> Más adelante propondré una definición de modelo, que sea adecuada al trabajo aquí planteado; por el momento revisaré algunas clasificaciones de modelos, simplemente a efectos ilustrativos de la ambigüedad del término en contextos diferentes. El mencionado R. Boudon establece una doble categorización de los modelos en CCSS (Boudon, 1982, p. 390), que se completa con una tercera categorización en (Boudon, 1963, p. 282). En primer lugar, atendiendo al criterio de «finalidad del modelo» distingue entre: *a)* modelos *normativos*, *b)* modelos *descriptivos* y *c)* modelos *explicativos*. Los modelos normativos proporcionan un método para analizar una situación o formar un juicio de manera que sean satisfechos ciertos requisitos; un ejemplo de tales modelos lo puede proporcionar las «paradojas» de Cordoncet y Arrow respecto a las decisiones colectivas,<sup>2</sup> que son dos expresiones distintas de la misma estructura lógica de interacción social. Estas dos paradojas difieren en el nivel de formalización matemática en que están expresadas, existiendo entre ellas una relación similar a la que podemos encontrar entre las formalizaciones de la interacción social de Homans y de Simon (ver nota 5). Los modelos descriptivos establecen la «ley» de una regularidad estadística o bien resumen un conjunto de datos numerosos; ejemplo de ello son los modelos matemáticos de regresión. Finalmente, los modelos explicativos tienen como objetivo el establecimiento de las causas -en un sentido amplio de causalidad- de una regularidad estadística observada.

En segundo lugar, atendiendo al criterio de «características lógicas» de los modelos, Boudon distingue entre: *a)* modelos *axiomáticos* y *b)* *simulaciones*. Los modelos axiomáticos, también denominados «modelos hipotéticos-deductivos de tipo matemático», producen consecuencias contrastables empíricamente mediante un proceso de derivación de hipótesis por deducción formal. Ejemplos de este tipo de modelos son los diferentes modelos analíticos de «teoría de la justicia».<sup>3</sup> Contrariamente, las simulaciones suponen la construcción de un

1. Este problema ha sido tratado por filósofos de la ciencia, metodólogos y sociólogos; por citar sólo tres autores esenciales -relevantes, pero no únicos-: M. Bunge (Bunge, 1973), R. Boudon (Boudon, 1963) y Th. Fararo (Fararo, 1989).

2. Puede consultarse una exposición de la «paradoja de Cordoncet» en (Boudon, 1922, p.392) y del «Dilema de Imposibilidad» de Arrow en (SEN, 1970, p.57-64).

3. i.e. Rawls, Nozick, Dworkin, los «comunitaristas».

sistema homológico al estudiado y el análisis de su comportamiento; como ejemplo cabe mencionar el clásico estudio de Axelrod sobre el «dilema del prisionero iterativo» (Axelrod, 1984), o el de Hägerstrand (Hägerstrand, 1965) sobre la difusión de innovaciones tecnológicas.

Por otro lado, atendiendo al criterio de «función» del modelo dentro del proceso de acceso al conocimiento científico, Boudon distingue entre: a) modelos *métricos*, b) modelos *críticos*, c) modelos *conceptuales* y d) modelos *teóricos*. La función métrica de un modelo queda reflejada en la construcción de índices sintéticos, que formalizan las diferentes condiciones que una hipótesis teórica establece para la construcción de un sistema de medida de un concepto o «variable latente» con referencia a diversas dimensiones observables del mismo; presentaré un ejemplo en el sistema de medida de «cientificidad reclamada» de los artículos de *PAPERS*. La función crítica de un modelo supone una utilización determinada del desarrollo de una hipótesis de trabajo. De este desarrollo puede derivarse, bien una formalización cerrada al conjunto de operaciones factibles con los datos disponibles -el objetivo es la contrastabilidad empírica-, bien una formalización abierta al conjunto de información disponible respecto a la realidad. En este segundo caso, el objetivo es eminentemente heurístico; se trata de la función crítica, en la que no se contrasta, no se predice, sino que se busca una ayuda para evidenciar las precauciones, deficiencias y vías de desarrollo de una investigación. La función conceptual de un modelo tiende a evitar la discusión lingüística al asociar a una palabra un conjunto de condiciones formales rigurosamente definidas. Un concepto sólo puede provocar acuerdo intersubjetivo si, en palabras del mismo Boudon, «deja de pertenecer al metalenguaje para ser definido en el interior mismo del lenguaje sociológico» (Boudon, *ibidem*, p. 300). Por último, la función teórica de un modelo supone la aplicación de las diversas funciones expuestas hasta el momento con el objetivo de guiar, no ya la investigación sino la misma formación de teorías, función esta que se relaciona íntimamente con los modelos anteriormente denominados «explicativos», y las simulaciones.<sup>4</sup>

¿Existe algo en común entre la formalización matemática que Simon hizo del modelo de Homans, una muestra aleatoria de artículos de revista, una ecuación de regresión lineal simple como  $y_i = \alpha + \beta x_i + e_i$ , la teoría de los «colegios invisibles» de Price sobre comunicación científica, la teoría de la Justicia de Rawls, el torneo computerizado de Axelrod, el «índice de científicidad reclamada» que aparece en Marin ([et al.]. 1994) y un concepto como *conciencia de clase* definido estructuralmente?<sup>5</sup> Todos estos constructos científicos pueden ser considerados, en un sentido amplio, modelos.

4. En este sentido, es de especial interés Hanemann, 1922 para una introducción a la «teorización» en sociología asistida por ordenador, a pesar de su restrictiva concepción de lo que se debe considerar *teoría*.

5. Las referencias son, respectivamente: (Simon, 1952), (Homans, 1950), (Price, 19??), (Rawls, 1971), (Axelrod, 1984) y (Marin [et al.], 1994).

Todos ellos proporcionan una imagen formalizada de sistemas determinados, constituyéndose como simplificaciones operativas de tales sistemas. Estas imágenes mantienen, respecto a sus referentes, una relación de identidad formal,<sup>6</sup> a pesar de su característica básica de simplificación. Esta simplificación obedece a, al menos, tres criterios: a) no es posible entender un sistema cualquiera de forma perfecta, y mucho menos representarlo, b) un modelo que maneje todas las variables de un sistema concreto sería imposible de tratar con los actuales recursos computacionales (matemáticos e informáticos), y c) recoger datos para todas las variables supone un elevado gasto en tiempo y recursos. Los modelos se relacionan con sus referentes (objetos<sup>7</sup>) de modo que proporcionen herramientas útiles para el análisis de tales objetos; bien sea en forma de «metáforas» o en forma de «métodos». Por ejemplo, modelos que tengan como objeto las redes neuronales y sus procesos de comunicación pueden proporcionar metáforas útiles como la teoría de los colegios invisibles de Price (Price, 1963) referida a redes de comunicación entre científicos, o bien métodos útiles como los sistemas expertos de reconocimiento de patrones que generan estructuras explicativas y pueden ayudar en la elaboración de teorías (Garson, 1991).

Dentro de la clase de entidades que denominamos modelo, la distinción más relevante es la que hace referencia a la relación entre procesos y resultados del modelo imagen y el sistema objeto. Por el momento denominaremos modelos de «clase 1» a aquellos que obtienen los mismos resultados que sus objetos, pero con un *proceso interno diferente*, y modelos de «clase 2» a los que obtengan el mismo resultado, pero con procesos internos formalmente idénticos («homólogos»). Esta distinción nos permitirá delimitar el campo de los modelos para identificar los «modelos» en sentido estricto (clase 1) de las «simulaciones» (clase 2).

Las simulaciones son una clase especial de modelos, que experimentan procesos similares al sistema concreto de referencia, e incluyen siempre el factor temporal. Presentan las simulaciones una característica especialmente relevante, que comparten con el resto de modelos, como es la ambigüedad de su status metodológico. Existen, al menos, dos propuestas excluyentes en este sentido, que en ocasiones son mantenidas por el mismo autor: la casi-experimental, y la teórica.

6. En diversas ocasiones se ha denominado a esta relación «isomorfismo estructural». Sin embargo sería conveniente no asociar tal característica a cualquier tipo de modelo; en teoría de sistemas, *isomorfismo* denota una identidad formal entre dos sistemas conceptuales, mientras que *homología* denota identidad formal entre dos sistemas concretos. Un modelo implica, en la mayoría de las ocasiones pero no en todas, identidad formal entre un sistema conceptual y un sistema concreto, ( Miller, 1978 ).

7. Bunge ha diferenciado entre «objeto-modelo» y «modelo-teórico». El primero es la entidad conceptualmente definida como referente ( por ejemplo red neuronal ), mientras que el modelo -teórico es el mismo objeto- modelo *junto con* las presunciones específicas que llevan a derivar propiedades contrastables, ( Bunge, 1973 ).

La primera propuesta intenta enfrentarse con el «dilema de la computabilidad» que afecta necesariamente a la utilización de modelos para el análisis de la realidad. Se debe optar entre elaborar un modelo calculable, renunciando a hipótesis complejas, o bien, construir un modelo rico en hipótesis, que se acerque más a los fenómenos y asumir el riesgo de no utilizarlo por falta de una herramienta matemática adecuada. Frente a este dilema, la simulación se propone como alternativa experimental a las carencias analíticas (Gremy, 1971b).

La segunda propuesta reconoce que la simulación, y en general la modelización, no constituye una aproximación experimental de los fenómenos que trata, ni su empleo conferirá a una disciplina empírica en status de ciencia experimental, sino que el mayor interés de la simulación es que coloca los amplios recursos de la informática al servicio de la reflexión teórica (GREMY, 1971 a, p. 220).

La apuntada distinción entre modelos de clase 1 y de clase 2 puede también aplicarse a ámbitos específicos. En este sentido, Fararo habla de modelos de explicación «positivista» y modelos de explicación «realista». Los primeros -que se corresponden con la clase 1- son los clásicos modelos explicativos por subsunción o cobertura legal. Los segundos son modelos explicativos basados en reglas generativas, que pueden operar de tres formas diferentes,<sup>8</sup> a saber: mediante *mecanismos* generativos (i.e., sistemas dinámicos causales), mediante *sistemas de reglas* generativas (i.e., operaciones con estructuras simbólicas), o mediante formas híbridas (i.e., el modelo computacional de la mente desarrollado por Newell y Simon, 1972)).

En general, la distinción establecida entre modelos de clase 1 y de clase 2 es reconocida por la mayoría de autores, que seguramente estarían de acuerdo en aceptar para tales clases los nombres respectivos de «modelos de caja negra» y «modelos de mecanismos».

Antes de seguir, expongo la definición -que no discutiré- de modelo que utilizaré en el presente trabajo: los modelos son conjuntos de conjeturas sobre la forma de una estructura desconocida, expresadas en términos de las propiedades de otra estructura conocida, y de las que es posible deducir de forma mecánica un conjunto de consecuencias directamente ligadas al fenómeno.<sup>9</sup> Modelos matemáticos son las transcripciones a lenguaje matemático de tales conjuntos de conjeturas.

8. Para una discusión sobre la formalización en sociología, junto con ejemplos de formalización generativa utilizando estas tres formas, puede consultarse (Fararo, 1989).

9. Esta definición sintetiza definiciones tomadas de Fararo, 1989 y de Boudon, 1922.

## B. APLICACIÓN AL ANÁLISIS DE DATOS

Se podría afirmar que la aplicación de modelos matemáticos al análisis de datos - sean del tipo que sean- tiene su fundamento en el método de la comparación o contrastación empírica, que a su vez se incluye dentro de una concepción hipotético-deductiva de la investigación científica. Tradicionalmente se han diferenciado seis tipos de aplicación de la modelización matemática al análisis que corresponden a las siguientes clases: modelos funcionales (relación funcional entre dos variables), modelos causales (establecimiento de vínculos de implicación entre diversas variables), modelos de relaciones estructurales (estudio de los nexos estructurales entre grupos humanos), modelos de procesos temporales (estudio de variabilidad a través del tiempo), modelos decisionales (elección entre diversas opciones), y modelos-simulaciones.<sup>10</sup> Sin embargo este es tan sólo uno de los tres niveles que se utilizan en el análisis de datos.

Efectivamente se trata de diversas aplicaciones que afectan al nivel que llamaré «metodológico» por estar vinculado esencialmente al método de análisis; existe un nivel superior y un nivel inferior a este. El nivel inferior, denominado «técnico-matemático», hace referencia a instrumentos compartidos por diversas técnicas de análisis, y que se encuentran en una situación de inferioridad en el sentido de prioridad temporal; así los modelos de medición (que asimilan escalas numéricas a fenómenos sociales concretos) y los modelos de significatividad (que asimilan muestras reducidas a los universos de las que han sido tomadas). El superior, denominado «explicativo», hace referencia a las metáforas, mecanismos o modelos teóricos utilizados para vincular las explicaciones de los fenómenos concretos con el *corpus* de teoría sustantiva existente.

Los tres niveles utilizan modelizaciones acerca de la realidad, pero su condición es muy diferente, así como -especialmente- sus requisitos de validación. En general, la evaluación y validación de un modelo supone la contrastación con los datos a que se refiere, sin embargo hay que entender esto más como un proceso de decisión entre modelos alternativos que como un proceso de aceptación o rechazo de un modelo unitario.

## C. APLICACIÓN AL ANÁLISIS TEXTUAL

Lo dicho hasta el momento hace referencia a la aplicación de modelos a datos de tipo cuantitativo. Tal vez conviene plantear la cuestión de la aplicabilidad al análisis de datos de otro tipo, en el caso que nos ocupa, datos textuales. En cualquier caso, la discusión no puede plantearse en general, sino en referencia a los diferentes niveles anteriormente descritos.

Respecto al nivel teórico, los modelos explicativos no difieren en absoluto en relación al tipo de datos utilizados para el análisis, pues, dado un modelo teórico

10. ... Por ejemplo, Sierra, 1981.

explicativo cualquiera, la elección de los datos está abierta a los diferentes tipos, así como el tratamiento y la amplitud. Todas estas decisiones se toman en el nivel inferior -el metodológico- y el margen, aún con ser acotado por el marco teórico dentro del que encarna la investigación, es suficientemente amplio como para aceptar datos textuales (análisis del discurso) o datos cuantitativos.

Respecto al nivel metodológico, la aplicación de modelos desarrollados para el análisis de datos de tipo cuantitativo tropieza con un claro obstáculo. Queda dicho que un modelo reproduce la estructura del sistema que intenta modelizar, en este sentido, las propiedades de los sistemas susceptibles de ser analizados mediante las técnicas de modelización cuantitativas deben ser formalmente idénticas a las de los sistemas algebraicos utilizados. Esto supone diferentes condiciones según los modelos aplicables; así para modelos funcionales, causales no dicotómicos, y de procesos temporales, como mínimo, se requiere que entre los elementos del sistema objeto se puedan definir las relaciones de completud, transitividad, asimetría, vale decir, que sean susceptibles de ser expresadas sus relaciones internas con un nivel de medición de razón o intervalo. Por el contrario, para los modelos de relaciones estructurales, basta con el requerimiento de relaciones de reflexividad, es decir, nivel de medición nominal; y para los modelos decisionales se requieren relaciones de ordenación parcial estricta (transitividad y antisimetría). Todas estas operaciones y modelos de análisis pueden llevarse a cabo con datos textuales, a condición de que la recogida de datos se lleve a cabo de forma que se disponga de conjuntos de elementos definidos por alguno de los conjuntos de propiedades matemáticas citadas. Existen tres formas generales de afrontar un análisis del discurso, el análisis estético-formal, el análisis estructural-lingüístico, y el análisis lógico-categorial; este último proporciona, precisamente, datos textuales susceptibles de ser tratados mediante modelos matemáticos -como se verá más adelante.

Respecto al nivel técnico-matemático cabe decir que es el que presenta más problemas en la pretensión de aplicar los modelos de medida y de muestreo generales para el análisis de datos cuantitativos. Por ello se han desarrollado protocolos específicos de muestreo y de observación, registro y medida para tales datos. Sin embargo, como se verá, el análisis lógico-categorial del discurso podría permitir la utilización, con reparos y en casos muy específicos, de los recursos disponibles para los datos cualitativos.

### **3. APLICACIÓN MULTINIVEL DE MODELOS DE ANÁLISIS MATEMÁTICO SOBRE DATOS TEXTUALES**

Concluye aquí el apartado conceptual del trabajo para pasar a vincular las aplicaciones de modelos para todos los niveles con una investigación concreta. En este sentido, antes de repasar sistemáticamente los diferentes niveles y modelos apuntados en el apartado 2, expondré brevemente la situación en que se evaluaron los modelos y también aclararé la denominación «multinivel».

Los datos a que se refiere la investigación son las seis mil ciento veintinueve páginas correspondientes a los cuarenta y uno primeros números de la revista *Papers. Revista de sociologia*, editada en el Departamento de Sociología de la Universidad Autónoma de Barcelona desde 1973. Con motivo del vigésimo aniversario se encargó un artículo que pasara revista a los trescientos veintinueve artículos publicados durante este tiempo. Esta oportunidad fue aprovechada para diseñar una investigación -más amplia- sobre la institucionalización de la sociología en Catalunya y los efectos de la institucionalización con respecto a los procesos de hiper-especialización, calidad de aportaciones, pretensiones de cientificidad, y otros puntos. En el curso de esta investigación se elaboraron datos textuales referidos al discurso científico que se sometieron tentativamente a diversos modelos de análisis, para poder evaluar la adecuación de tales análisis. A continuación se exponen algunos resultados de tal evaluación con especial atención a la validación.<sup>11</sup>

Considero adecuado hablar de aplicación multinivel de modelos matemáticos debido a la importancia de diferenciar entre niveles que presentan características tan distintas, como se ha visto anteriormente. Sin embargo, cabe aclarar la denominación ya que «multinivel» presenta cierta ambigüedad en el contexto del análisis de datos. En relación a los modelos de regresión existe una variante, especialmente utilizada en investigaciones del ámbito de la educación y la psicología, denominada «modelo multinivel de regresión». Estos modelos matemáticos se aplican en CCSS para conjuntos de datos que tienen una jerarquía interna, y para los cuales es importante la *relación* entre las medidas en diferentes niveles. Los modelos simples o múltiples de regresión consideran sólo un nivel de agregación, mientras que en este tipo de datos unidades de un nivel se agrupan y forman unidades en un nivel superior.<sup>12</sup> Para analizar datos jerárquicos se pueden utilizar modelos multinivel con ecuaciones de regresión complejas que incluyen parámetros relacionales entre niveles (Goldstein, 1987).

Desde el punto de vista que se adopta aquí, se trata de un modelo funcional que se aplica en el nivel «metodológico», y que, como puede fácilmente entenderse, poco tiene que ver con la aplicación multinivel en el sentido del título.

#### A. NIVEL EXPLICATIVO: MODELO TEÓRICO

A efectos de la evaluación de los diferentes métodos es necesario disponer de una base de datos. En adelante se restringirá a tres variables teóricas (institucionalización, cientificidad, y especialización) el conjunto de variables especificadas para la muestra de ochenta y un artículos con la que se trabajó.

11. Puede encontrarse más información en ponencias del II Congrés Català de Sociologia, 1994 y en Marin [et al.], 1994.

12. Por ejemplo, rendimiento escolar de cada niño, rendimiento de una clase, de un curso, de un colegio, de un distrito escolar...

Estas tres variables teóricas resultan en un conjunto de variables operativas que se irán presentando conforme se utilicen para la aplicación de los modelos concretos.

El nivel más elevado de modelización, el modelo teórico, no será objeto de evaluación profunda. Corresponde en todo caso con lo que se podría denominar un «modelo de caja negra» en el cual el transcurso del tiempo y los insumos en el sistema (la sociología catalana) proporciona una determinada cantidad de variabilidad que tiene como uno de sus numerosos productos la revista *papers*. Los mecanismos explicativos concretos -sean los que sean- deben evaluarse dentro del contexto de la teoría sustantiva y no aquí (ver la nota 11). En cualquier caso, cabe comentar que un modelo explicativo obtiene la validación de su capacidad de generar hipótesis contrastables antes que de su identidad formal con la realidad. Esta es la característica esencial de los modelos del tipo «caja negra».

## B. NIVEL METODOLÓGICO

En el segundo nivel, el metodológico, se aplicaron varios modelos, mientras que otros se evaluarán sin hacer referencia a la utilización precisamente en función de su imposibilidad de tratar datos textuales.

### 1. Modelos Funcionales

Una aplicación de un modelo de tipo funcional a los datos del estudio implica la elaboración de una ecuación en la que intervengan dos variables bien especificadas, entre las que se establezca una relación funcional. Los modelos funcionales pueden ser de diversos tipos (lineales, cuadráticos, logarítmicos, exponenciales, entre otros) según una suposición sobre la forma de la curva que mejor se ajusta a la representación conjunta bidimensional de los datos.

El conjunto de modelos a evaluar, pues, corresponde con todas las posibles curvas representadas sobre el mismo espacio bidimensional que los datos. La definición de este conjunto de curvas depende de dos factores, la forma de la curva (tipo de operaciones algebraicas que implica) y los parámetros que especifican cada curva. Existen dos familias de modelos aplicables: los modelos de regresión simple y los modelos de asociación. La aplicabilidad concreta de ambos depende de la estructura lógica de los datos, así para datos definidos dentro de una métrica de intervalo será posible la aplicación de ambos modelos, mientras que para datos definidos en una métrica de nivel inferior (ordinal, nominal) sólo serán aplicables modelos de asociación.

En nuestro caso, las variables «índice de especialización» (x) e «índice de cientificidad» (y) fueron construidas de modo que variarán dentro de una escala continua entre 0 y 1, y se pusieron en relación lineal formalizando la implicación de ambas mediante la conocida ecuación  $y = \alpha + \beta x$ , que se utilizó, junto con los

datos, para estimar los parámetros, dando como resultado  $\alpha = 0,23$ ;  $\beta = 0,47$ ; siendo  $r_{xy} = 0,81$ . Estos resultados ¿dicen algo sobre los datos? Efectivamente, interpretaríamos que entre las dos variables hay una considerable influencia o asociación positiva. Por otro lado, podemos aplicar un modelo de asociación a las mismas variables categorizadas. Utilizando los terciles como demarcación se han categorizado ambas variables en tres categorías: alta, media y baja. En este caso, dado que las variables obtenidas de la transformación se definen dentro de una métrica ordinal, el modelo que debe aplicarse es el que corresponde al estadístico Tau-B de Kendall, que proporciona un valor de  $\tau_b = 0,72$ . Esto implica considerable asociación.

Pero, ¿qué están diciendo exactamente estas cifras? En el segundo caso el índice de asociación mide la desviación de la distribución conjunta de los datos respecto a un modelo ideal de dependencia absoluta, vale decir de identidad en los valores de ambas variables. Los abundantes índices de asociación son modelos de asociación que se evalúan a partir de los estadísticos correspondientes a cada clase de datos.

En el primer caso lo que indica el coeficiente momento-producto de Pearson ( $r_{xy}$ ) es la desviación de los datos respecto a un modelo ideal de curva lineal. La forma de evaluar el modelo a partir de los datos es comprobar si existen modelos alternativos, esto es, curvas de formas alternativas, que presenten un  $r_{xy}$  más cercano a 1 y minimicen los errores residuales de los datos respecto a la curva. Otros métodos de comprobación son los métodos gráficos: el análisis directo de los residuales y la comparación de las predicciones con los datos.

En el caso de los modelos de asociación no es posible contrastar modelos alternativos, posibilidad que nos ofrecen los modelos de regresión restringida al número de curvas de construcción algebraicamente diversa de que dispongamos. Ello muestra que el nivel métrico de los datos tiene relación con sus posibilidades de modelización.

## **2. Modelos causales**

Para establecer cual será la dirección de la asociación encontrada, y también si se trata de una determinación real o una covariación debida a la acción de otra variable, se debe ampliar el campo del análisis para incluir la tercera variable dentro de un modelo causal.

Hay numerosas familias de modelos causales, relacionadas con el nivel de medición de los datos, con los requerimientos de información implementados en el modelo y con los supuestos adicionales respecto al efecto de variables no incluidas en el modelo. Sin ánimo de cubrir representativamente todas las familias de modelos causales, se aplicaron sobre los datos los siguientes:  
modelos de asociación:

- modelización lineal de Simon - Blalock, para variables continuas,
- modelización logarítmico - lineal, para variables discretas,

modelos de dependencia (incluyen el sentido de la relación):

- modelización de senderos de Wright, y modelización de proporciones de Boudon, para variables continuas,
- modelización *logit* (logaritmo de los Odds-Ratio), para variables discretas,

modelos causales (incluyen covariación entre las variables):

- modelización de estructuras de covarianza (LISREL) o modelo de ecuaciones estructurales.

2.1. La aplicación de un modelo causal lineal proporciona una estimación de parámetros del modelo si existe un número suficiente de vínculos casuales modelizados, así un modelo que relacione  $I \rightarrow C$ ,  $I \rightarrow E$ ,<sup>13</sup> no puede ser especificado pues no proporciona suficientes ecuaciones para estimar los parámetros; para una especificación completa se requieren al menos tantas ecuaciones como variables. La diferencia entre el valor teórico y el valor empírico que proporcionan dos modelos alternativos permite escoger uno de ellos. Concretamente esta diferencia para el modelo  $I \rightarrow C$ ,  $C \rightarrow E$ ,  $I \rightarrow E$  es de -0,21, mientras que para  $I \rightarrow C$ ,  $I \rightarrow E$ ,  $E \rightarrow C$  es de sólo -0,08. Este tipo de modelización no permite establecer la intensidad de la determinación, ni permite realizar simulaciones, por lo que su evaluación depende de la posibilidad de establecer modelos especificados completamente -o sobreespecificados- que sean consistentes con la teoría respectiva.

2.2. El modelo de senderos proporciona, por el contrario, unos coeficientes de intensidad ( $p$ ) de la relación entre variables para cada modelo aplicado y además estima la intensidad y las variables no observadas en forma de error ( $e$ ). Los resultados de la aplicación de dos modelos diferentes a los mismos datos del ejemplo anterior se resumen a continuación:

MODELO 1	MODELO 2
$I \rightarrow C, C \rightarrow E, I \rightarrow E$	$Y \rightarrow C, E \rightarrow C, Y \rightarrow E$
$P_{ci} = -0,27$	$P_{ci} = -0,18$
$P_{ce} = 0,83$	$P_{ce} = 0,78$
$P_{ei} = 0,11$	$P_{ei} = 0,11$
$e_c = 0,96$	$e_c = 0,99$
$e_e = 0,59$	$e_e = 0,57$
varianza explicada= 48 %	varianza explicada 44 %

13. I: Institucionalización, C: Cientificidad, E: Especialización.

La varianza total explicada por el modelo es superior para el modelo 1 por lo que debemos preferirlo al modelo 2. Esta modelización nos permite establecer la intensidad, por tanto preparar simulaciones para evaluar el modelo de forma casi - experimental, y permite también calcular la varianza total explicada por el modelo.

2.3. La aplicación de un modelo de proporciones implica la disponibilidad de datos en variables dicotómicas -es posible con más de dos categorías, pero sumamente complejo de interpretar- correspondientes a los anteriormente definidos modelo 1 y modelo 2. Esta técnica permite el cálculo de los coeficientes de proporciones que pueden interpretarse como la probabilidad condicional de poseer una característica dicotómica si se tiene otra. Si se puede especificar el modelo permite el cálculo de estos coeficientes, así como su utilización para predecir los datos reales y evaluar modelos alternativos en función de su ajuste. En nuestro caso, se evalúan los modelos mediante la suma de las diferencias al cuadrado entre valor teórico y valor observado, para las probabilidades de poseer la cualidad final del grafo correspondiente ( $D_x^2$ ):

MODELO 1	MODELO 2
$a_o = 0,37$	$a_o = -0,23$
$a_c = -0,26$	$a_c = -1$
$a_{co} = 1$	$a_{oc} = 1$
$e_o = 0$	$e_o = -1,26$
$e_c = 0,63$	$e_c = 1$
$D_o^2 = 0,46$	$D_c^2 = 1$

Según estos resultados elegiríamos el modelo 1 sobre el modelo 2, al obtener una menor diferencia. En este caso la evaluación del modelo se realiza mediante la remisión a la simulación y la comparación con los datos reales.

2.4. Basándose en tablas de contingencia de variables de nivel de medida nominal u ordinal, se pueden aplicar modelos logarítmicos lineales que implican la consideración separada de los efectos de cada variable, del total y de la interacción para poder predecir el contenido de cada celda de la tabla. Estos modelos, al igual que el análisis lineal de Simon-Blalock tan sólo comprueban la asociación, no la dependencia.

En primer lugar se analizaron las tres variables definidas con tres categorías cada una. Cada posible modelo de asociación fue estimado y a partir de tales estimaciones se hicieron predicciones para evaluar el ajuste con los datos de la tabla real. Como resultado se aceptó el modelo  $I \leftrightarrow C, C \leftrightarrow E$  como el mejor ajuste, sin asociación relevante entre  $I - E$ .

Se repitió el proceso con las mismas variables dicotómicas y el resultado fue el mismo, pero se comprobó que el modelo ajustaba perfectamente a los datos (Razón de Semejanza = 0 con 2 grados de libertad), mientras que anteriormente el ajuste había sido inferior (RS = 12,6 con 12 grados de libertad). Esto parece indicar que la perfección del ajuste del modelo logarítmico lineal depende en parte

del número de categorías de las variables, lo que hace más complicada su evaluación.

2.5. La técnica log-lineal puede usarse también como instrumento de simulación para calcular el ajuste de modelos concretos, dentro de un diseño de análisis más amplio. La asociación establecida como la mejor por el método anterior no concuerda con el modelo teórico que debería ser, o bien el modelo 1, o bien el modelo 2. Esto significa que si constatamos asociación entre I-E -comprobada mediante un modelo funcional de asociación Tau-B de Kendall (26 %)- podemos comprobar los modelos 1 y 2 mediante la técnica *logit* o modelo de dependencia logaritmicolineal. En este caso encontramos un nuevo problema, las variables dicotómicas presentan ceros estructurales que hacen que el análisis no sea fiable, por lo que se intenta con tres categorías por variable comprobando al mismo tiempo el modelo 3 (I -> C, C -> E) y el modelo 4 (I -> C, I -> E), con el siguiente resultado.

RAZON DE MODELO	RAZON DE SEMEJANZA	RAZON DE PROBABILIDAD
1	5,21	0,074
2	5,21	0,074
3	12,63	0,49
4	79,53	5 x 10 <sup>-12</sup>

Estos resultados prescriben eliminar los modelos 3 y 4, pero no nos proporcionan elementos para decidirnos por la adopción entre los dos primeros.

2.6. Finalmente, para utilizar la técnica más potente de entre las que analizan estructuras causales, se intentó la aplicación de un modelo de estructuras de covarianza<sup>14</sup> para variables observadas, que, al ser estimado a partir de las ecuaciones estructurales y de los datos reales -en forma de matriz de covarianzas- tomando como referencia el modelo 1, dio como resultado:  $\gamma_{\text{e}} = -2,56$ ;  $\gamma_{\text{c}} = -0,47$  y  $\beta_{\text{c}} = -0,04$ , sin poder especificar los índices de ajuste. Se trata de un modelo demasiado sencillo como para que pueda ser especificado. En todo caso la literatura al respecto no acaba de establecer la bondad general de ninguno de los índices propuestos para la evaluación de modelos de ecuaciones estructurales, de modo que en la mayoría de las ocasiones se recomienda la elección del modelo que más sentido teórico tenga. Además el método de

14. El desarrollo de los modelos basados en matrices de covarianza es uno de los más espectaculares avances de los métodos de análisis matemático, dentro del campo de las variables continuas. Bajo esta denominación se conoce un conjunto de técnicas que van desde el «análisis factorial de máxima similitud» desarrollado en 1969, hasta el «análisis de estructuras de covarianza» (1973) o el «análisis de mínimos cuadrados generalizados» (1974), en general, todo aquello que puede ser formalizado para ser procesado por el paquete informático LISREL de Joreskog y Sorbom.

remodelización asistida por indicadores de ajuste, que utiliza los mismos datos es de dudosa confianza matemática y nula confianza metodológica.

### **3. Modelos de relaciones estructurales**

Respecto a los modelos de relaciones estructurales, no fueron aplicados por no cumplir el objeto de estudio (discurso científico) con los requisitos de identidad formal con el modelo conceptual. Así, un modelo de relaciones estructurales o de redes reproduce el funcionamiento de grupos humanos tomando como unidades sus relaciones e interacciones, y nuestros datos no se refieren a individuos sino a porciones de discurso ubicadas temporalmente. Los modelos de redes difícilmente podrán ser utilizados en el *nivel tecnológico* para el tratamiento de datos cualitativos, aunque es posible su utilización en el nivel explicativo.<sup>15</sup>

### **4. Modelos de procesos temporales**

Los modelos de procesos temporales se utilizan para analizar la evolución de variables continuas a través del tiempo. Tienen un claro carácter exploratorio, aunque en su construcción y en su desarrollo mantienen las características esenciales de los modelos. El problema que se planteó en el momento de la utilización de tales modelos fue el de la falta de puntos temporales. Si se utilizaba el año de publicación se disponía sólo de 20 puntos, lo que resulta insuficiente para la construcción, estimación y evaluación de un modelo ARIMA.<sup>16</sup> De modo que se intentó paliar esto utilizando como puntos de observación los números de la revista, pero en tal caso -aparte de no disponer de puntos suficientes- se pierde el sentido de la temporalidad y continuidad.

El hecho de no poder elaborar modelos ARIMA implica que el único tipo de análisis que puede realizarse es el descriptivo derivado de la representación temporal de los valores de las variables, así «cientificidad» desciende regular y moderadamente con el tiempo, pero esto no significa aplicación de modelos temporales.

### **5. Modelos decisionales**

Finalmente, la última clase de modelos, la que posiblemente presente mayores semejanzas formales con los objetos que representan, no fue abordada en este estudio. A pesar de nuestro interés, no se llevó a cabo ningún intento de aplicación, que -en todo caso- debiera haber supuesto 1) la identificación de los

15. Así el trabajo de Crane sobre las redes sociales de científicos (Crane, 1969), que aplicaba la metáfora de la red al estudio de la hipótesis de los «colegios invisibles» de Price.

16. Se recomienda un número de observaciones superior a 60 (Uriel, 1985).

actores, en nuestro caso, un modelo posible articulistas vs. editores, 2) las constricciones de cada actor, 3) las estrategias, que se podrían simplificar en presentar-no presentar y publicar-no publicar. El análisis de los efectos de interacción o efectos emergentes arrojaría algo de luz sobre los procesos de encargos, compromisos personales, política editorial, y otros aspectos relevantes dentro de la institucionalización de la sociología en Cataluña.

### C. NIVEL TÉCNICO-MATEMÁTICO

Los modelos pertenecientes a este nivel se aplican en cualquier investigación empírica. Tienen características diferenciales con respecto al tipo de datos utilizados. Sin embargo en este caso coinciden con lo predicable para datos cuantitativos pues se trata de un análisis lógico-categorial del discurso. De tal modo puede comprobarse que no decisivo no es el tipo de los datos, sino el tipo de tratamiento que se de a los mismos.

#### 1. Modelos de medición

Medir puede entenderse como elaborar un modelo aplicable a la realidad, de modo que los resultados del modelo se ajusten lo más posible a los datos reales. Se trata de entender la medida «como proceso de vincular conceptos abstractos a indicadores empíricos» (Carmines y Zeller, 1981). Esta forma de considerar el proceso de medición es de especial aplicación a la construcción de índices sintéticos, y de modelos de Rasch para la medición. Cuando observamos propiedades, no observamos otra cosa que sus manifestaciones. Los modelos de medida permiten elaborar índices unidimensionales a partir de la agregación de características de un objeto. Rasch demostró que ciertas transformaciones numéricas pueden hacer que diversos ítems dicotómicos referidos a dimensiones del mismo concepto puedan ser tratados como aditivos y situados en una escala. Según su posición y orden en la escala -modelo de medida de Rasch- se obtendrá un índice unidimensional u otro.

De modo similar, la construcción de los índices de cientificidad, de facticidad reclamada, de especialización, de actualización de las citas y otros implica la elaboración de modelos contingentes de agregación de medidas parciales para expresar conceptos más genéricos. ¿Cómo validar tales modelos? Según los autores que han tratado el tema «si hay discordancia queda abierta la cuestión sobre qué falla, si los datos o el modelo» (Andrich, 1988, p.61). Parece que en tales casos sólo la evaluación teórica y el control externo pueden validar modelos alternativos.

Hay que tener en cuenta, en este contexto, que las mediciones empíricas tienen dos propiedades: la fiabilidad y la validez. La fiabilidad hace referencia a la posibilidad de obtener el mismo resultado en sucesivas aplicaciones, mientras que la validez implica una relación entre el concepto y el indicador. Los errores de

medición aleatorios afectan a la fiabilidad, mientras que son los errores no aleatorios o sistemáticos los que afectan a la validez.

## **2. Modelos de validez inferencial**

En este caso nos encontramos de nuevo con modelos que presentan características peculiares debido al tipo de tratamiento de los datos empleados en el análisis. Como ya se ha indicado anteriormente, la elaboración de una muestra para datos textuales supone la construcción de un modelo de significatividad que denota a todo el universo poblacional del que ha sido extraído. Como cualquier otro modelo aplicable deben establecerse claramente criterios de validación, que en el caso que nos ocupa debe ser posterior cruzada. Si consideramos por un momento la cuestión de la validez estadística de la muestra realizada,<sup>17</sup> se hace patente que no se ha realizado un muestreo aleatorio según las leyes matemáticas derivadas de la teoría del error; por tanto, no es posible conocer previamente ni el nivel de confianza ni el error relativo. La única forma de comprobar su grado de validez es realizar comparaciones empíricas *ex post facto* de las distribuciones de otras variables que no sean las controladas en el proceso de elaboración de la muestra con la distribución de las mismas variables para todo el universo. El control fue realizado con cuatro variables relativas al autor/a de los artículos, escogidas al azar. El resultado de la utilización de un test de bondad de ajuste Kolmogorov-Smirnov, para los porcentajes de cada una de las categorías de las variables, da como resultado el rechazo categórico de la hipótesis nula según la cual las distribuciones son diferentes; en consecuencia la muestra se ajusta a las características del universo.

## **4. Criterios de validación de modelos**

Como se ha visto son diversos los criterios de evaluación o validación de modelos aplicados al análisis de datos. Sin ánimo de exhaustividad, sino de sistematizar lo expuesto en el apartado 3 junto con las propuestas recogidas de diversas fuentes se presenta a continuación un panorama de criterios de validación.

Como resultado del intento de aplicación de algunos de los diferentes modelos al estudio sobre los datos textuales de la revista *Papers*, se deriva la consideración de los siguientes métodos de evaluación y validación, en general:

- ajuste de los resultados del modelo y los datos reales,
- consistencia con el nivel de medición de los datos,
- consistencia del modelo con la teoría,

17. Información adicional puede consultarse en la ponencia presentada al II Congrés Català de Sociologia «Alguns problemes tècnics i, metodològics d'una anàlisi del discurs científic de la sociologia catalana» (Miguel, Noguera y Rambla, 1994).

- maximización de la varianza total explicada,
- validación cruzada interna; con porciones de datos,
- validación cruzada externa; con otras variables.

Sin embargo, puede comprobarse como estos métodos o criterios tienen incidencia desigual según el nivel de aplicación; así un modelo que se use en el nivel explicativo o como ayuda a la construcción de la teoría puede ajustarse muy pobremente al universo observable y sin embargo mantener su utilidad si genera hipótesis razonables sujetas a posterior comprobación (Miller, 1978, p.85). El criterio primordial es el de *utilidad teórica*.

Si, por el contrario, se trata de un modelo metodológico o de contrastación de los datos cabe distinguir entre la validación:

1) *Interna*, -«de contenido» (Díez, 1992)- que hace referencia a hasta qué punto contiene el modelo todas las variables pertinentes. Si se obtienen parámetros para llevar a cabo una simulación y repetidas ejecuciones proporcionan resultados muy diferentes que dependen de factores externos a la versión validada del modelo, es que éste ofrece baja fiabilidad:

2) *Aparente*, referida a la impresión de realismo que causa el modelo en los experimentadores o en los implicados en la observación. Si un modelo no es verosímil para quien lo elabora, o no es comprensible para quien es representado, seguramente carece de validez.

3) *Paramétrica*, cuando los parámetros del modelo corresponden a sus presuntas contrapartes en el sistema concreto. Si se repiten las simulaciones con variaciones sistemáticas de los parámetros, y se descubre que alguna/s causan efectos sobre el resultado que se contradicen con la lógica de las variables a las que debieran representar, el modelo ofrece poca validez.<sup>18</sup>

4) *Empírica*, referida a la correspondencia entre los resultados de una simulación realizada con los parámetros del modelo y la realidad. El ajuste depende, en última instancia, en un acuerdo previo sobre el grado de correspondencia aceptable -intervalo de confianza o criterio de ajuste-. Se utilizan *Estimadores Empíricos* (Raudys, 1988) para evaluar la calidad de cada modelo; estos estimadores dependen de: el tipo de datos utilizados, el tamaño del grupo de datos, el número de modelos comparados, la naturaleza de los modelos (causales, temporales...)

5) *Teórica*, referida a la correspondencia entre las relaciones de dos variables en el modelo y sus respectivas contrapartes en el sistema concreto. Se trata de un análisis lógico del modelo, que depende de la teoría previa como criterio.

Finalmente, si se trata de modelos de medida puede evaluarse la validez:

1) *Externa*, o «predictiva» (Carmines y Zeller, 1981) mediante la utilización de medidas alternativas para comprobar una hipótesis de relación con otras variables o conjuntos de variables. Se trata de establecer unos criterios empíricos o

18. Esta comprobación se lleva a cabo con diseños factoriales de exclusión de parámetros en los denominados Test de Sensibilidad.

ateóricos como por ejemplo la correlación entre cada indicador concreto y otro concepto o variable incluida en el sistema. Esta validación empírica puede ser concurrente cuando se trata de un concepto que ya existe, o predictiva cuando el criterio existirá en el futuro -fruto de nueva recogida de datos. Un caso extremo de validación empírica concurrente tiene lugar cuando se compara la estimación de los parámetros del modelo de medida calculados para subgrupos aleatorios del conjunto de observaciones, método denominado «invarianza de los parámetros».

2) *Interna*, al elegir entre formulaciones alternativas de modelos de medida la que *más ajusta* a la construcción del concepto (Boudon, 1963). En este sentido se puede diferenciar (Carmines y Zeller, 1981) entre validez interna «de contenido» o análisis de la completud del dominio de la clase que pretende medir, y validez interna de constructo, contrastable al analizar otras mediciones consistentes con hipótesis derivadas teóricamente de los conceptos estudiados.

## 5. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha visto como el término modelo es ambiguo en su aplicación general y, en particular, en las ciencias sociales; y se ha intentado delimitar la definición a partir de un análisis de algunas clasificaciones propuestas por sociólogos, metodólogos y filósofos de la ciencia. Del mismo modo, se ha visto cómo existen diferentes niveles de aplicación de modelos en el análisis de datos, de modo que no podemos tratar de forma unitaria todos los modelos aplicables, especialmente en el tema de su evaluación y validación.

Se ha visto cómo el análisis de datos textuales puede utilizar, bajo ciertas condiciones muy restringidas, los recursos de los modelos generales de análisis de datos y también cómo los criterios de evaluación y validación de modelos sólo pueden ser aplicados caso por caso, y requieren un grado elevado de conocimiento de los datos y su estructura lógica interna. Finalmente se ha visto cómo se puede establecer un breve repertorio de métodos de validación, pero siempre diferenciando entre los tres niveles de aplicación.

No concluye el trabajo con la labor que se propuso en su momento, dado que quedan importantes familias de modelos sin aplicar en el nivel que les corresponde, y sin evaluar en su relación con el análisis de datos en general y el análisis textual en particular. Finalmente cabe destacar una vez más que el tratamiento cuantitativo dado a los datos cualitativos ha supuesto la posibilidad de aplicación de diversos modelos que de otro modo no podrían haber sido utilizados, sin embargo, esta forma de proceder desvirtúa en buena medida la estructura propia del discurso, de modo que es deseable prestar atención, en otra ocasión a las peculiaridades del tratamiento cualitativo de datos textuales en su relación con diversos modelos. En este sentido la referencia inmediata es el trabajo de Th. Fararo en (Fararo, 1989).

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRICH, David (1988) *Rasch Models for Measurement*, Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 07-068. Beverly Hills and London: Sage Pubns., 1988.

AXELROD, Robert (1984) *La Evolución de la Cooperación*, Madrid: Alianza Editorial, s.a., 1986 (1984).

BOUDON, Raymond (1963) "Las funciones de la formalización en sociología". En: *La Crisis de la sociología* Raymond BOUDON (1971), Barcelona: Editorial Laia, s.a., 1974, p.281-307. (1963).

-(1971) *Les mathematiques en Sociologia*, París: PUF, 1971.

-(1977) *Efectos perversos y Orden social*, México: Premia Editora, s.a., 1980 (1977).

-(1982) "Modèles". En: *Dictionnaire critique de la sociologie, Boudon el Borricaud*. 3a. de. París: PUF, 1990, p.388-396. (1982).

BUNGE, Mario (1973) *Method, Model and Matter*. Boston: Riedel, 1973.

CARMINES, Edward G.; ZELLER, Richard A. (1979) *Reliability and Validity assessment*. Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 07-017. Beverly Hills and London: Sage Pubns., 1979.

CLIFF, Norman (1983) "Some Cautions Concerning the Application of Causal Modelling Methods". *Multivariate Behavioral Research*. vol. 18, núm. 1 (gener 1983), p.115-126.

CRANE, Diana (1969) "Social Structure In A Group of Scientist: A Test of the 'Invisible College' Hypothesis", *American Sociological Review*, 34 (1969), p.335-352. (1969).

DÍEZ MEDRANO, Juan (1992) *Métodos de análisis causal*. Cuadernos metodológicos CIS, núm. 3, Madrid: Centro de Investigaciones Sociológicas, 1992.

ELSTER, Jon (1989) *Tuercas y Tornillos*. 2ª de. Barcelona: Editorial Gedissa, s.a., 1991 (2ª de.) (1989).

FARARO, Thomas (1989) *The Mening of General Theoretical Sociology: Tradition and Formalization*, Nova York: Cambridge University Press, 1989.

GARSON, G. David (1991) "A Comparison of Neural Network and Expert Systems Algoritms with Common Multivariate Procedures for Analysis of Social Science Data". En: *SOCIAL SCIENCE COMPUTER REVIEW* 9:3, (tardor 1991) Duke University Press, p.399-434.

GRÉMY, Jean-Paul (1971 a) "L'emploi des techniques de simulation sur ordinateur en sociologie". *Revue Internationale des Sciences Sociales*, vol.XXIII, (1971) núm. 2, p. 219-234.

-(1971b) "Les Techniques de Simulation". En: BOUDON, 1971 Raymond, *les mathematiques en Sociologie*, París: PUF, 1971.

GOLDSTEIN, Harvey (1987) *Multilevel Models in Educational and Social Research*. Nova York: Oxford University Press, 1987.

HAGERSTRAND, Thorstein (1965) *Simulation en sociologie*. [Número especial de *Archives Européenes de sociologie*, t. 6, núm. 1.

HOMANS, G.C. (1950) *El grupo humano*, Buenos Aires: EUDEBA, 1963 (1950).

MARIN, [et al]. (1994) "La comunicació científica y el procés d'institucionalització a la sociologia catalana: el cas de la revista Papers (1973-1993)", *Papers* núm. 4, [En premsa].

MILLER, James Grier (1978) *Living Systems*, Nova York: McGraw-Hill, Inc., 1978.

NEWELL, Allan; SIMON, Herbert A. (1972) *Human Problem Solving*, Englewood Cliffs, Nova York: Prentice-Hall, 1972.

PRICE, D. J. de S. (1963) *Little Science, Big Science*, New York: Columbia University Press, 1963.

RAUDYS, Sarunas (1988) "Accuracy of Model Selection in Data Analysis", en: *Data Analysis and Informatics*. V, E.Diday [de.], Elsevier Science Publishers B.V., 1988, p.95-102.

RAWLS, John (1971) *A Theory of Justice*, Cambridge, Mass.: Harvard University Press, 1971.

SEN, Amartya K. (1970) *Elección colectiva y bienestar social*, Madrid: Alianza Editorial, s.a., 1976 (1970).

SIERRA, Restituto (1981) *Análisis estadístico y modelos matemáticos* Madrid: Paraninfo, s.a., 1981.

SIMON, Herbert (1952) "A Formal Theory Of Interaction In Social Groups". *Americal Sociological Review*, 17, (1952), p. 202-211.

URIEL, Ezequiel (1985) *Análisis de series temporales, Modelos ARIMA*, Madrid: Paraninfo, s.a., 1985.