

Macro-micro-macro y modelos estadísticos para redes¹

[Tom Snijders](#)

ICS, University of Groningen (Holanda)

Abstract

For empirical work on macro-micro-macro issues, it is indispensable to have statistical models reflecting in a plausible way the data structures and theoretical relations that are the basis of such issues. A basic family of models for macro-micro effects is provided by multilevel analysis. An important way of studying micro-macro transitions is by means of simulation.

Network modeling provides another, particularly appropriate, approach to macro-micro-macro issues. Network models represent, in a more subtle way than multilevel models, that what can be observed at the macro level is the result of phenomena at the micro level, while these phenomena themselves are conditioned by the macro level. The use of appropriate statistical network models, with sufficient attention to model fit, can lead to important progress in our understanding of macro-micro-macro issues. This is more a matter of promises for the future than of past achievements, however. A major reason for the limitations in the current state of the art is that the feedback issues which are essential to how networks operate, are so difficult to express in statistical models in a manageable and plausible way.

In models for single (i.e., one-moment) observations of a social network, the time dimension of the feedback process is beaten flat, which leads to grave difficulties both of interpretation and of mathematical modeling. Although modeling single observations of social networks still is necessary and useful, more insight may be gained from repeated (multi-moment) observations of social networks. If such a dynamic model would include not only the relations between actors but also changing actor attributes (e.g., attitudes, behavior, performance) and the larger pattern of social settings in which networks are embedded, it would capture a great part of what we regard as macro-micro-macro processes. Such an integrated model does not yet exist, but work is currently under way toward the construction of this type of models.

Resumen

Para llevar a cabo el trabajo empírico sobre temas macro-micro-macro, es indispensable tener modelos estadísticos que reflejen de manera plausible la estructura de los datos y las relaciones teóricas en la base de tales cuestiones. Una familia básica de modelos para los efectos macro-micro es ofrecida por el análisis multinivel. Una manera importante de estudiar las transiciones micro-macro es mediante simulación.

¹ Comunicación presentada en la III Conferencia Temática Europea para Analistas de Redes Sociales, LINET: "La relación Micro-Macro", Lille (Francia), Mayo 30-31, 2002, traducida por Ainhoa de Federico.

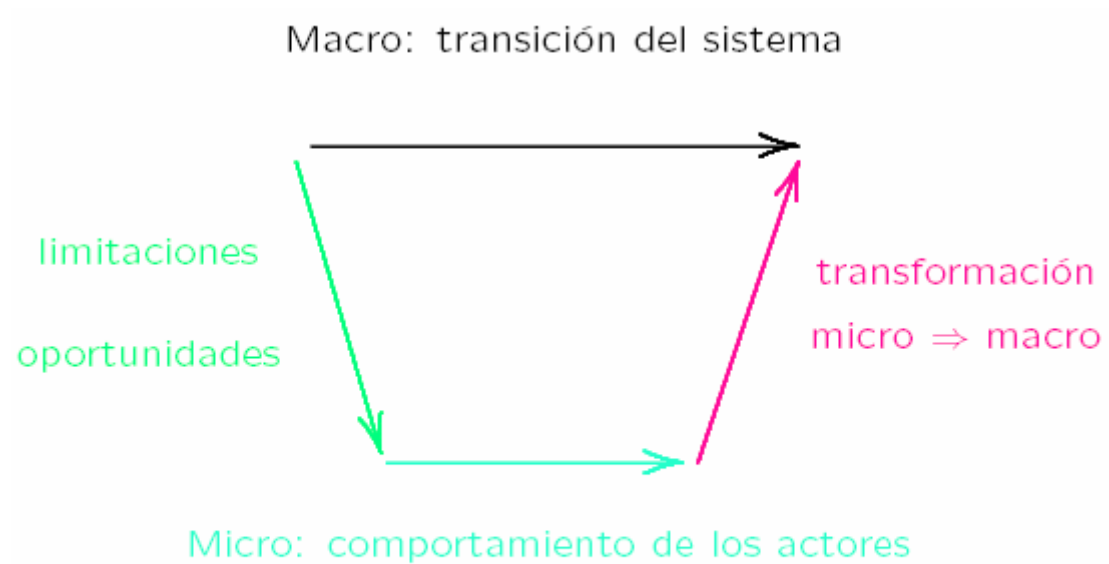
Los modelos sobre redes proponen otra perspectiva, particularmente apropiada, a los temas macro-micro-macro. Los modelos de redes representan, de manera más sutil que los modelos multinivel, que lo que puede ser observado a nivel macro es el resultado de fenómenos a nivel micro, mientras que estos fenómenos están condicionados por el nivel macro. El uso de modelos estadísticos apropiados para redes, con atención suficiente al ajuste del modelo, puede conducir a progresos importantes en nuestra comprensión de las cuestiones macro-micro-macro. Sin embargo, esto es más una promesa de cara al futuro que un logro del pasado. Una razón de importancia mayor de las limitaciones en el estado actual del arte es que las cuestiones de retroalimentación (*feedback*) que son esenciales en cómo operan las redes, son extremadamente difíciles de expresar en modelos estadísticos de forma operativa y plausible.

En los modelos para una única observación (en un momento dado) de una red social, la dimensión temporal de la retroalimentación es aplastada, lo que conduce a dificultades graves tanto de cara a la interpretación como al modelado matemático. A pesar de que modelar observaciones en un momento dado de las redes sociales es todavía necesario y útil, es posible ganar en comprensión a partir de observaciones repetidas de redes sociales (en varios momentos diferentes). Si tal modelo dinámico incluyese, no sólo las relaciones entre actores, pero también los atributos cambiantes de los actores (por ejemplo, las actitudes, comportamientos, resultados) y las pautas englobantes de los contextos sociales en que las redes se encuentran inmersas, capturaría una gran parte de lo que consideramos como procesos macro-micro-macro. Tal modelo integrado no existe todavía, pero se están llevando a cabo avances hacia la construcción de este tipo de modelo.

Introducción

Las cuestiones sobre la relación entre macro-micro-macro (*MMM*) tratan sobre la explicación de fenómenos al nivel macro, basándose en teorías sobre el comportamiento de los actores al nivel menor, comprendidos en el nivel macro del sistema. Tal como lo expresa el esquema (Figura 1) del "barco" de Coleman (1990), el nivel macro es un sistema en transición. El nivel macro impone limitaciones y oportunidades a los actores. Estos, en el nivel micro, desarrollan comportamientos que a su vez inciden en la transformación del nivel macro.

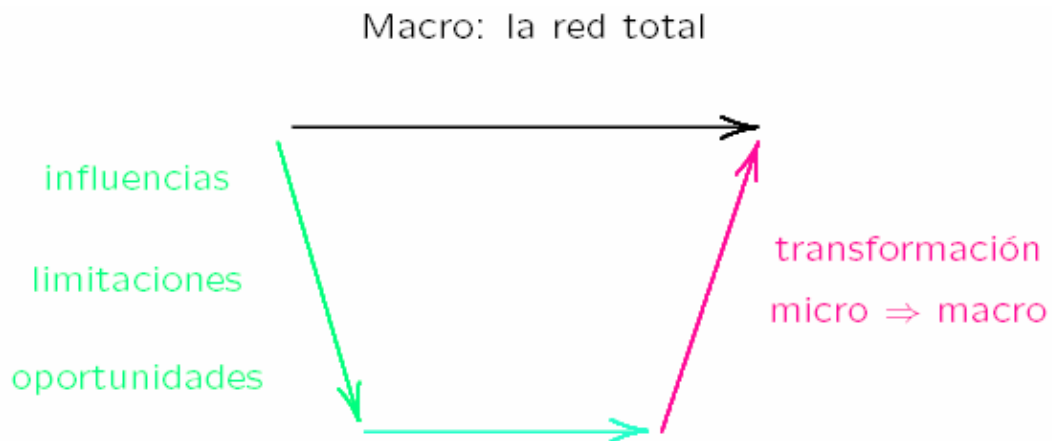
Figura 1: El 'barco' macro-micro-macro de Coleman



Un 'barco' macro-micro-macro de Coleman.

El análisis de redes sociales ofrece un marco excelente para el análisis de las relaciones macro-micro-macro: el contexto de la red es, para cada actor, una parte importante de su conjunto de oportunidades y limitaciones. La atención aquí se centra en situaciones en que los lazos relacionales entre actores son considerados como parte de su comportamiento (p.e. selección de relaciones): la red es endógena en el modelo. En este contexto, consideramos como nivel macro la totalidad de la red estudiada; como nivel micro la red personal de cada actor. El "barco" de Coleman aplicado al análisis de redes sociales sería el siguiente:

Figura 2: El 'barco' de Coleman aplicado a las redes sociales



Micro: comportamiento de los actores en sus redes personales
selección, contagio

El 'barco' macro-micro-macro para redes.

La red total constituye el contexto de limitaciones, oportunidades e influencia sobre los actores. Al nivel micro, y teniendo en cuenta el contexto, los comportamientos de los actores inciden en sus redes personales; estos pueden seleccionar sus relaciones (o su forma, o su contenido) y ejercer influencia sobre ellas (ya sea de manera voluntaria o involuntaria). A su vez los comportamientos de los actores afectan de manera directa o indirecta las redes personales de los otros actores. Finalmente, como efecto de los comportamientos individuales y las (re)configuraciones de las redes personales de estos, la estructura de conjunto, la red total, se ve transformada.

En la modelización estadística de temas macro-micro-macro, los actores individuales son concretos y los contextos también son concretos: grupos, organizaciones, redes, etc. Como en cualquier otro análisis estadístico, la variación de conjunto en la base de datos tiene que ser comparada con la 'variación en la dirección predicha'.

Para estudiar la relación macro-micro-macro en contextos más tradicionales con datos no relacionales, se utiliza el *análisis multinivel* o modelo jerárquico lineal (*hierarchical linear model*) para más información ver Snijders y Bosker (1999).

Este artículo se centra en cuestiones de investigación en que las *relaciones* son la variable *dependiente*. A modo de ilustración, consideremos un grupo que produce un bien común para sus miembros, por ejemplo un grupo deportivo. Consideremos la siguiente hipótesis: "los grupos multifuncionales muestran más variación en el nivel del bien común producido que los grupos unifuncionales" es decir, que algunos producen un nivel muy alto y otros uno muy bajo. El argumento teórico de esta hipótesis inspirada por Flache (1996) y Lindenberg (1998) consiste en que en los

grupos multifuncionales las relaciones son más múltiples; las sanciones contra los comportamientos aprovechados en las díadas múltiples tienden a ser positivas más que negativas; las sanciones positivas son más efectivas que las negativas. Esto conduce a un nivel de producción mayor del bien común perseguido, a no ser que el grupo se especialice en la producción de *otro* bien común, en cuyo caso el primer bien común es producido a un nivel más bajo. Desarrollemos el ejemplo del grupo deportivo: en principio el bien común de un grupo deportivo suele ser la producción de resultados en el deporte practicado (ganar partidos, obtener mejores marcas...). Si este grupo es multifuncional, es decir que comparte otras actividades u objetivos, por ejemplo salir los fines de semana o confiarse sobre cuestiones personales, es más probable que los miembros tiendan a estimularse de manera positiva, p.e. animándose mutuamente, en sus actuaciones deportivas. En principio estas sanciones positivas mejorarán los resultados deportivos del grupo a no ser que el objetivo principal del grupo deje de ser la producción de resultados deportivos y pase a ser pasarlo bien o constituir un grupo de amigos, en cuyo caso la producción de resultados deportivos puede dejar de ser tan importante y probablemente sea menor que la inicial (pero la producción de diversión mayor).

La relación a nivel micro debe ser investigada. En nuestro enunciado ejemplo: "*en las díadas múltiples las sanciones tienden a ser positivas*" la unidad de análisis es la díada. En un diseño de investigación, podríamos operacionalizar la medida de las variables que nos interesan (*multiplexidad* y *sanciones*), mediante una pregunta dirigida a los actores *j* estructurada, por ejemplo, de la siguiente manera: "¿Si *i* percibiera que usted tiene un comportamiento aprovechado, le sancionaría? Y si lo hiciera ¿de qué manera?". De este modo, tanto la variable independiente (*multiplexidad*) como la variable dependiente (*sanciones*) son variables relacionales. Esto desplaza la atención de una cuestión que trata sobre grupos multifuncionales a una cuestión sobre díadas múltiples, tal vez en un grupo.

Hay una cuestión complementaria: cuando se comparan dos díadas en dos grupos diferentes, las dos díadas teniendo la misma multiplexidad, ¿existe un efecto adicional del grado de multifuncionalidad del grupo en su conjunto -tal vez operacionalizada como la media de multiplexidad diádica- sobre las formas de las sanciones en las díadas? Este *aspecto multinivel* es dejado fuera de estudio en el presente artículo. Por el momento, consideremos la red como compuesta por un solo grupo de personas.

Para tratar cuestiones sobre variables relacionales, cuando hay datos disponibles, el modelo p_2 (van Duijn 1995, van Duijn y Lazega 1999, Boer *et al.* 2002) o p^* también llamado modelo exponencial de grafos aleatorios ERGM (*exponential random graph model*) (Frank y Strauss 1986, Wasserman y Pattison 1996) serían

en principio apropiados para el análisis estadístico. La desventaja del modelo p_2 es que puede modelar los efectos reticulares de manera limitada: incluye efectos diádicos pero no puede tratar efectos triádicos. La desventaja del modelo p^* , por otra parte, es que el método de estimación pseudoprobable (*pseudolikelihood estimation*) con regresión logística tiene una validez dudosa; las estimaciones ML (*maximum likelihood*) basadas en Marco Chain Monte Carlo (MCMC) no siempre dan buenos resultados (Snijders 2002). *El problema no es técnico o algorítmico, sino que reside en la relación entre la teoría y el modelo estadístico: el modelo de ERGM no es satisfactorio.* Aunque algunas cuestiones teóricas se pueden expresar más fácilmente en modelos longitudinales que en modelos transversales, en este caso el problema no es la naturaleza no longitudinal: se puede hacer una crítica similar al modelo SIENA (Snijders 2001, Boer *et al.* 2002.) que es un modelo longitudinal.

Problemas con el modelo micro

Hay por lo menos 4 maneras de considerar el modelo ERGM / p^* .

1. Como lo expresa la fórmula:

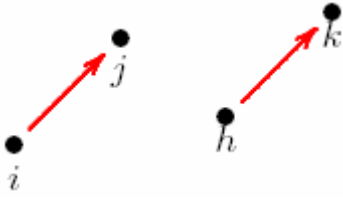
$$P\{Y = y\} = \exp(\theta'z(y) - \psi(\theta))$$

Donde Y es el grafo aleatorio del que y es el resultado; $z(y)$ es un vector de un estadístico relevante de la red (por ejemplo la densidad, el número de díadas recíprocas, el número de tripletes transitivos, etc.), y θ es el parámetro estadístico desconocido *a priori* que indica las magnitudes de los diferentes efectos contenidos en $z(y)$.

2. Es, hasta ahora, el único modelo disponible que permite estudiar la transitividad y otros efectos reticulares no diádicos $z(y)$.
3. Puede ser fundado en postulados de independencia condicional utilizando el teorema de Hammersley-Clifford (ver Frank and Strauss 1986).
4. Es la distribución estacionaria bajo un modelo en que las variables de las relaciones cambian aleatoriamente con "preferencias" dependiendo de los efectos reticulares $z(y)$.

El problema respecto al punto 3 es que el modelo p^* está fundado en postulados de independencia condicional, que no son siempre creíbles o plausibles: por ejemplo, un grafo de Markov: Para diferentes actores i, j, h, k , las variables arco Y_{ij}, Y_{hk} son independientes.

Figura 3: independencia condicional



El problema respecto a los puntos 2 y 4 es que las elecciones habituales por defecto de los efectos reticulares $z(y)$ no son suficientes. Por ejemplo, para grafos no dirigidos, la primera elección por defecto suele ser:

$$z_1(y) = \sum_i \binom{Y_{i+}}{2}$$

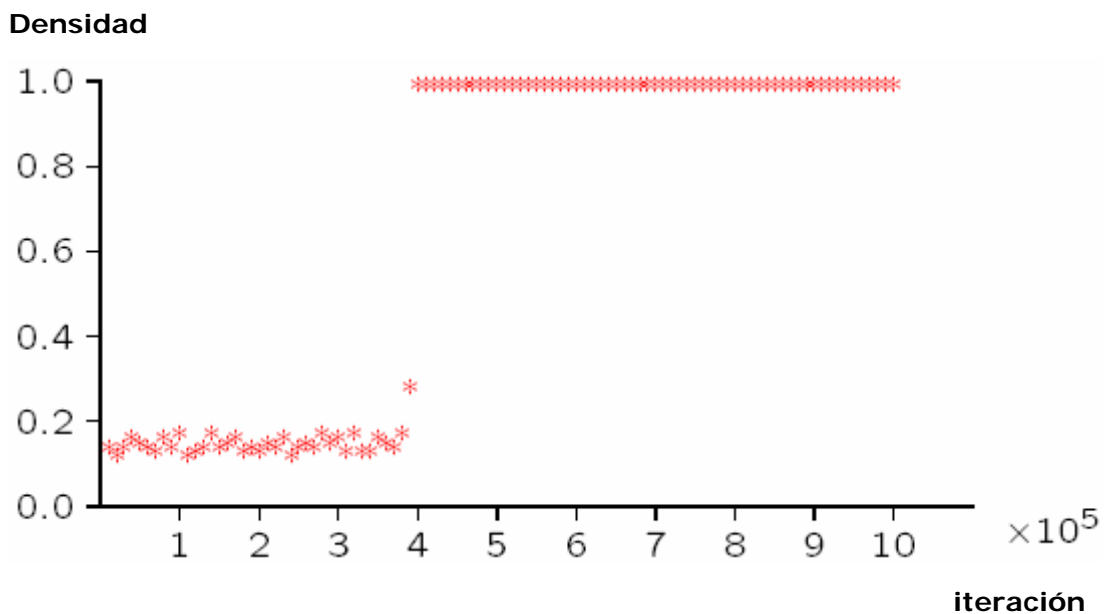
número de estrellas-2,

$$z_2(y) = \sum_{i < j < h} Y_{ij} Y_{jh} Y_{ih}$$

número de triángulos.

En la mayoría de los casos hay más estructura social que la reflejada por estos dos efectos. La estructura no realista expresada utilizando sólo estos efectos reticulares conduce al comportamiento patológico del modelo de que un parámetro positivo bastante grande q_2 conduce a una preferencia mayor por grafos con una densidad cercana a 1.0.

Figura 4. Densidad de un digrafo simulado para ERGM con un parámetro de transitividad moderado.



En el modelo longitudinal SIENA el mismo problema aparece aunque de modo menos rápido. La operación de SIENA implica que sólo se generan grafos con la densidad observada (luego no hay problemas de estimación), pero el modelo SIENA con un efecto positivo de transitividad suficientemente grande también es atraído hacia el grafo completo (propiedad asintótica del modelo aleatorio). También para el modelo SIENA, en que los actores tratan aleatoriamente de optimizar su función objetivo, una función objetivo tal que:

$$\theta_1 \sum_i \binom{Y_{i+}}{2} + \theta_2 \sum_{i < j < h} Y_{ij} Y_{jh} Y_{ih}$$

números ponderados de estrellas-2 y triángulos,

no es muy realista. Este modelo micro tiene consecuencias al nivel macro extrañas y poco atractivas: atracción hacia un grafo completo, tendiendo a una de densidad de 1, cuando el parámetro de transitividad se vuelve moderadamente grande. Esto tiene que ver con las dos limitaciones más importantes del modelo micro:

1. La distribución del grado (*degree*) no es realista- y la distribución del grado está ligada con la distribución de estadísticos estructurales tales como el número de tríadas.
2. Falta la estructura de oportunidad: para todas las redes, excepto las muy pequeñas, hay una estructura de oportunidad que debería ser incluida en el modelo.

Hay tres maneras de solucionar estos problemas:

1. En los casos en que ERGM / p^* es realista, es decir principalmente en las redes pequeñas, *se deben condicionar los grados de entrada y salida* en el análisis estadístico. Esta opción ya está disponible en el modelo SIENA versión 1.96.
2. Se puede utilizar un modelo diferente en el que se trate primero el número de relaciones, y que esté separado del resto de la estructura.
3. Extender el modelo con un modelo que tenga en cuenta la estructura de oportunidades.

Una elaboración del punto 2, en concreto mediante un *modelo orientado por el actor* (*actor oriented model*) sugiere un modelo micro en dos pasos: Para las redes observadas en un momento dado y las redes longitudinales, en que las distribuciones para las redes observadas en un momento dado sean consideradas como distribuciones que limitan las redes dinámicas. Esta opción combina un tratamiento estático y dinámico.

En este modelo los actores i tienen *dos* distribuciones de preferencias. Una:

$$f_{i1}(y_{i+})$$

para el número de relaciones emitidas, y otra para la estructura de la red:

$$f_{i2}(y)$$

Utilidad aleatoria y eliminación mediante atributos.

En momentos aleatorios, los actores pueden cambiar las relaciones que emiten. *Primero* deciden si añaden una relación, la eliminan, o se mantienen constantes, maximizando:

$$f_{i1}(y_{i+} + d) + \text{random term}$$

Una vez tomada la decisión sobre d (añadir, mantener, eliminar una relación), en el caso en que la decisión haya sido que conviene añadir una relación ($d=+1$), o eliminar una relación ($d=-1$), *sólo entonces* deciden sobre *qué lazo* se efectuará dicha operación maximizando:

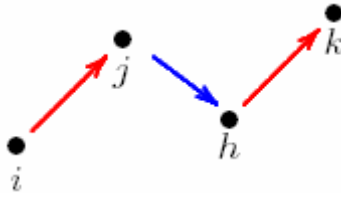
$$f_{i2}(y(i \rightsquigarrow j)) + \text{random term}$$

sobre los alters permitidos j . Esto mantiene el grado (*degree*) a un nivel razonable para cualquier preferencia estructural $f_{i2}(y)$, y es intuitivamente plausible.

Este modelo orientado por el actor podría ser modificado para convertirse en un modelo orientado por la relación o la diada.

El tercer punto sugiere modelar la estructura de oportunidades: los *contextos* (*settings*). Esta opción es la desarrollada por Pattison y Robins (2002); apoyándose en Verbrugge (1977), Feld (1981) y muchos otros; ver también el trabajo desarrollado actualmente por Flap y Völker (en Lilnet 2002). Los contextos (*settings*) son oportunidades concretas de contacto social: ya sea la localización geográfica, las organizaciones sociales (escuela, trabajo, asociaciones y clubes...), los conjuntos de personas ligados informalmente mediante transitividad (notemos que se trata de una variable endógena), o el producto de conjuntos de actores dependientes unos de otros. La incorporación adecuada de los contextos en los modelos de las redes ayuda a hacer los modelos aplicables a una mayor variedad de tamaños de redes, lo que se llama "modelado multi-escala" (*'multiscale modeling'*). Los contextos *exógenos* pueden ser modelados mediante variables explicativas (*covariates*) de las cuales dependen probablemente las relaciones, por ejemplo la distancia geográfica, la pertenencia a la misma organización... Esto es relativamente simple. Los contextos *endógenos* pueden ser modelados mediante *estructuras parciales de dependencia* (*partial dependence structures*), tal como lo sugieren Pattison y Robins (2002).

Figura5: Dependencia parcial: dependencia condicional entre Y_{ij} y Y_{hk} si hay una relación $j \rightarrow h$, es decir $Y_{jh}=1$



Otra posibilidad es considerar valores múltiples ordenados para las relaciones. Es decir, primero la distinción entre la existencia o ausencia absoluta de una relación (por ejemplo un actor conoce la existencia de otro) y el nivel de intensidad en una escala ordenada de valores de esa relación (por ejemplo esos actores pueden ser meros conocidos, o amigos, o mejores amigos).

Los contextos *latentes* pueden ser modelados añadiendo un componente al modelo basado en la distancia: existe una estructura latente de distancia y la probabilidad de una relación disminuye con la distancia. Diversos autores han sugerido tipos de distancias diferentes: Hoff, Raftery y Handcock (2002) sugieren la distancia euclídea; Schweinberger (en Lilnet 2002) propone la distancia ultramétrica; otra posibilidad es tener en cuenta dos (o más) distancias y considerar en ese caso que la distancia mínima determina la probabilidad de existencia de una relación (Watts 2002).

Volvamos ahora al *aspecto multinivel*. Para comprobar las teorías macro-micro-macro es necesario que haya suficiente variación en los contextos. Esto puede ser obtenido en una única red de gran tamaño, lo que se llama 'modelado multiescala integrado' (*integrated multiscale modeling*) o mediante varios grupos más pequeños, llamado 'modelado por niveles separados' (*separate level modeling*), la elección depende de lo que sea más conveniente y natural. En cualquier caso, es apropiado modelar con *coeficientes aleatorios*, como con el modelado multinivel. Esto puede ser incorporado directamente en el modelo p_2 . Un modelo multinivel simplista ha sido propuesto para SIENA en Snijders y Baerveldt (2002); está previsto efectuar nuevos desarrollos en el modelo: coeficientes aleatorios para distinguir los contextos – tres tipos de unidades de análisis: *contextos*, *actores*, *relaciones* y tal vez un cuarto *actos relacionales*.

En conclusión, por el momento disponemos de las siguientes técnicas útiles:

1. p^* / ERGM con estimaciones Marco Chain Monte Carlo condicionales en los grados (*degrees*).
2. SIENA para datos longitudinales.
3. Incluir los contextos exógenos en los modelos mediante variables.
4. Modelos de dependencia parcial.
5. Modelos latentes métricos.

Todos ellos pueden beneficiarse de mejoras ulteriores.

Las técnicas que deberían y podrían desarrollarse son las siguientes:

1. Implementaciones accesibles de las anteriores.
2. Modelos de dos pasos de eliminación por aspectos EBA (*elimination by aspects*) ; el primero para el grado (*degree*) y el segundo para la estructura.
3. Modelos de redes para categorías relacionales ordenadas (p.e. grado de intimidad de la relación).
4. Modelos multinivel para redes.
5. Modelos para dinámica simultánea de redes y comportamientos.
6. Modelos para actos relacionales.

Bibliografía

Boer, P., Huisman, M., Snijders, T.A.B., y Zeggelink, E.P.H. (2002). *StOCNET: An open software system for the advanced statistical analysis of social networks*. Version 1.3. Groningen: ProGAMMA/ICS. <http://stat/gamma.rug.nl/stocnet/>.

Coleman, J.S. (1990). *Foundations of Social Theory*. Cambridge, Massachusetts: Belknap Press of Harvard University Press.

Feld, S. (1981). "The focused organization of social ties". *American Journal of Sociology*, 36, 1015-1035.

Flache, A., M.W. Macy (1996). "The Weakness of Strong Ties: Collective action failure in a highly cohesive group". *Journal of Mathematical Sociology* 21:3-28.

Flap, H. and Volker, B. (2002). "Occupational community and solidarity at work" presentado en la III Conferencia Temática Europea para Analistas de Redes Sociales, LINET: "La relación Micro-Macro", Lille (Francia), Mayo 30-31.

Frank, O., and D. Strauss. (1986). "Markov graphs". *Journal of the American Statistical Association*, 81 (832- 842).

Hoff, P., Raftery, A., Handcock, M. (2002). "Latent space approaches to social network analysis", *Journal of the American Statistical Association*, in press.

Lindenberg, S.M. (1998). "Solidarity: Its Microfoundations and Macrodependence. A Framing Approach." (61 – 112) en P. Doreian, and T.J. Fararo (Eds.). *The Problem of Solidarity: Theories and Models*. Amsterdam: Gordon and Breach.

Lazega, E., y van Duijn, M.A.J. (1997). "Position in formal structure, personal characteristics and choices of advisors in a law firm: a logistic regression model for dyadic network data", *Social Networks*, 19 (375-397).

- Pattison, P. y Robins, G. (2002). "Neighborhood-based models for social networks" (301-337) in *Sociological Methodology*, editado por R.M. Stolzenberg. Boston and London: Basil Blackwell.
- Schweinberger, M. y Snijders, T. (2002). "Settings in social networks: Representation by latent transitive structures" presentado en la III Conferencia Temática Europea para Analistas de Redes Sociales, LINET: "La relación Micro-Macro", Lille (Francia), Mayo 30-31.
- Snijders, Tom A.B, (2001). "The Statistical Evaluation of Social Network Dynamics" (361-395) en *Sociological Methodology*, editado por M.E. Sobel and M.P. Becker. Boston and London: Basil Blackwell.
- Snijders, Tom A.B. (2002). "Markov Chain Monte Carlo Estimation of Exponential Random Graph Models". *Journal of Social Structure*, Vol. 3, No. 2.
- Snijders, Tom A.B, and Baerveldt, Chris (2003, To be published). "A Multilevel Network Study of the Effects of Delinquent Behavior on Friendship Evolution", *Journal of Mathematical Sociology*.
- Snijders, T. A. B. Bosker. R. (1999). *An introduction to basic and advanced multilevel modelling*. SAGE.
- Van Duijn, M.A.J. (1995). "Estimation of a random effects model for directed graphs". In T.A.B. Snijders (Ed.) SSS'95 Symposium Statistische Software, nr. 7. Toeval zit overal: programmatuur voor random coëfficiënt modellen (113-131). Groningen: ProGAMMA.
- van Duijn y Lazega (1999). Ver Lazega yvan Duijn (1997).
- Verbrugge, L.M. (1977) "The structure of adult friendships". *Social Forces* 56 (576-597).
- Watts, D., Dodds, P. y Newman, M. (2002). "Identity and search in social networks". *Science* 296 (1302-1305).
- Wasserman, S.y Pattison, P. (1996). "Logit models and logistic regression for social networks: I. An introduction to Markov graphs and p^* ". *Psychometrika*, 61, (401 – 425).