

Técnicas para la representación del conocimiento causal: un estudio de caso en Informática Médica

Causal knowledge representation techniques: a case study in Medical Informatics

MSc. Maikel Leyva-Vázquez, MSc. Karina Pérez-Teruel, Dra. C. Ailyn Febles-Estrada, Dr. C. Jorge Gulín-González

Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI), La Habana, Cuba.

RESUMEN

Frecuentemente en la medicina se busca descubrir y representar las relaciones causales entre variables de interés. Con el fin de representar computacionalmente el conocimiento causal se debe recurrir a grafos dirigidos. Existen dos técnicas fundamentales: las redes bayesianas y los mapas cognitivos difusos. En el presente trabajo se comparan ambas técnicas y se muestran la ventajas que presentan los mapas cognitivos difusos. Se sugiere la aplicación de los mapas cognitivos difusos en la medicina. Se muestra un procedimiento para la obtención de modelos causales. Se presenta un estudio de caso donde se muestra la aplicabilidad de la propuesta y las ventajas de los mapas cognitivos en la representación del conocimiento causal en una situación determinada. Se proponen trabajos futuros para extender el uso de los mapas cognitivos difusos.

Palabras clave: causalidad, redes bayesianas, mapas cognitivos difusos.

ABSTRACT

It is a common endeavor in medicine to identify and represent causal relationships between variables of interest. A computational representation of causal knowledge should be based on directed graphs. There are two main techniques: bayesian networks and fuzzy cognitive maps. The present paper compares the two techniques and shows the advantages of fuzzy cognitive maps. It is suggested that fuzzy cognitive maps be used in medicine. A procedure to obtain causal models is described. A case study is presented showing the applicability of the proposal, as well as the advantages of cognitive maps to represent causal knowledge in a given situation. Future research is proposed to expand the use of fuzzy cognitive maps.

Key words: causality, bayesian networks, fuzzy cognitive maps.

INTRODUCCIÓN

Los modelos causales son instrumentos empleados frecuentemente para comprender los sistemas complejos.^{1,2} Para considerar la causalidad desde un punto de vista computacional se requiere la obtención de modelos causales imprecisos.³

El razonamiento causal es útil en la toma de decisiones por dos razones fundamentales: primero, es natural y fácil de entender; segundo, es convincente porque explica por qué se llega a una conclusión particular. En la toma de decisiones bajo incertidumbre,⁴ los modelos causales pueden ser empleados para realizar razonamiento evidencial.^{5,6}

Para la toma de decisiones en el dominio médico, la representación y descubrimiento de la causalidad resultan muy importantes.⁷ Existen dos técnicas fundamentales con aplicaciones en la medicina para representar computacionalmente la causalidad: redes bayesianas (RB) y mapas cognitivos difusos (MCD).

En el presente trabajo se discuten las distintas técnicas computacionales para la representación del conocimiento causal. Se muestran las ventajas de los MCD y su utilidad. El artículo continúa con un procedimiento para la determinación de relaciones causales entre las variables de interés. Se desarrolla un estudio de caso que muestra la aplicabilidad de propuesta, así como una situación práctica en la cual es necesaria la utilización de MCD. El trabajo finaliza con las recomendaciones para trabajos futuros.

MODELOS CAUSALES

Los modelos causales constituyen instrumentos prácticos que son empleados frecuentemente para comprender los sistemas complejos.⁸ A partir de los modelos causales se pueden establecer las causas de algunos eventos y predecir sus efectos. El conocimiento causal puede ser empleado para facilitar el proceso de toma de decisiones.⁹

Cada modelo causal M puede ser representado por un grafo dirigido M , denominado grafo causal.¹⁰ Existen diferentes tipos de causalidad que pueden ser expresados de forma gráfica (Fig. 1).

El modelado causal resulta importante para entender el proceso de toma de decisiones;¹¹ sin embargo, continúa siendo un área relativamente poco estudiada. La causalidad se ve generalmente como una relación precisa: la misma causa provoca siempre el mismo efecto. Pero en el mundo cotidiano, los enlaces entre causa y efecto son frecuentemente imprecisos o imperfectos por naturaleza.¹²

Para considerar la causalidad desde un punto de vista computacional, se requiere la obtención de modelos causales imprecisos. Por esto es necesario considerar la utilización de técnicas de *Soft Computing*.³ Dentro de estas tenemos las RB y los MCD.

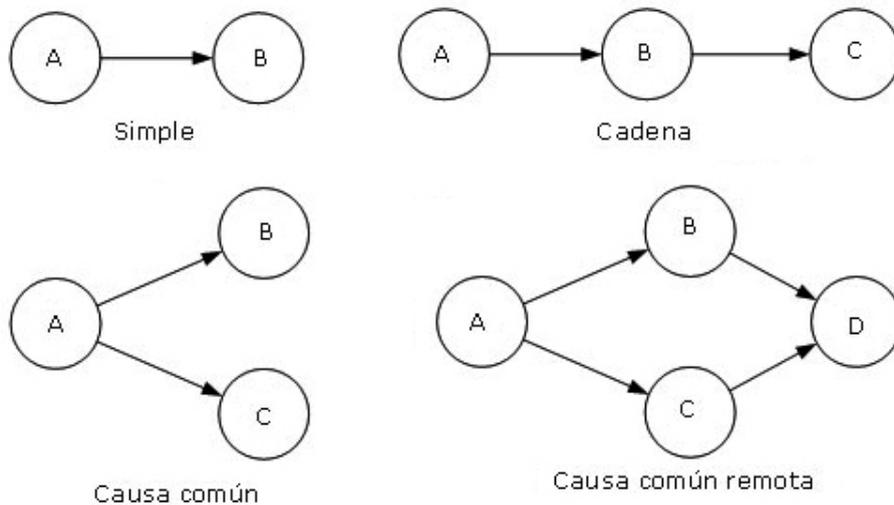


Fig. 1. Grafos causales que representan distintos tipos de causalidad.

REDES BAYESIANAS

Las probabilidades condicionales brindan una herramienta para manejar la incertidumbre en las relaciones causales.^{13,14} La actualización de las probabilidades condicionadas se fundamenta en la aplicación del Teorema de Bayes:

Las RB (Fig. 2) permiten seleccionar solo las variables que tienen relaciones causales para el cálculo de las probabilidades condicionadas. Una RB muestra la estructura relación-dependencia entre las diferentes variables del dominio (nodos) y su distribución de probabilidad. Estas ofrecen un modelo apropiado para caracterizar la causalidad en términos de probabilidades condicionales.¹⁰ En este sentido han sido ampliamente utilizadas.^{13,14}

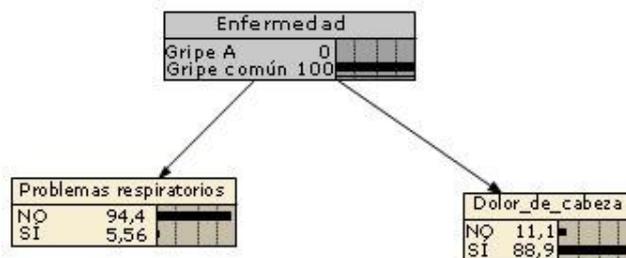


Fig. 2. Red bayesiana.

Sin embargo, presentan limitaciones para manejar la existencia de ciclos en las relaciones causales.¹⁷ Otra limitación está dada por la dificultad para determinar de manera exacta las probabilidades.¹⁰

MAPAS COGNITIVOS DIFUSOS

En muchos problemas prácticos es necesario representar el grado de influencia entre conceptos y/o resulta difícil encontrar una relación probabilística. Ante estas circunstancias la lógica difusa resulta una alternativa para representar la causalidad.

La teoría de los conjuntos difusos o borrosos fue introducida por Zadeh¹⁸ en el año 1965. Un conjunto borroso es una clase de objetos con un grado de pertenencia continuo. Dicho conjunto se caracteriza por una función de pertenencia (función característica) que asigna a cada objeto un grado de pertenencia evaluable entre cero y uno.¹⁹ La lógica difusa ofrece un marco adecuado para tratar con la causalidad imperfecta. Para expresar el grado de causalidad entre conceptos se pueden emplear expresiones lingüísticas como "negativamente fuerte", "positivamente fuerte", "negativamente débil", "positivamente débil", etcétera.²⁰

Los MCD (Fig. 3) son una técnica introducida por Kosko²¹ como una extensión de los mapas cognitivos utilizando lógica difusa.²² Los MCD mejoran los mapas cognitivos al describir la fortaleza de la relación mediante el empleo de valores borrosos en el intervalo [-1,1]. Los nodos son conceptos causales y pueden modelar eventos, acciones, valores, metas o procesos [14]. Constituyen una estructura de grafo difuso con retroalimentación para representar causalidad. Combinan herramientas teóricas de los mapas cognitivos, la lógica difusa, las redes neuronales, las redes semánticas, los sistemas expertos y los sistemas dinámicos no lineales.²³

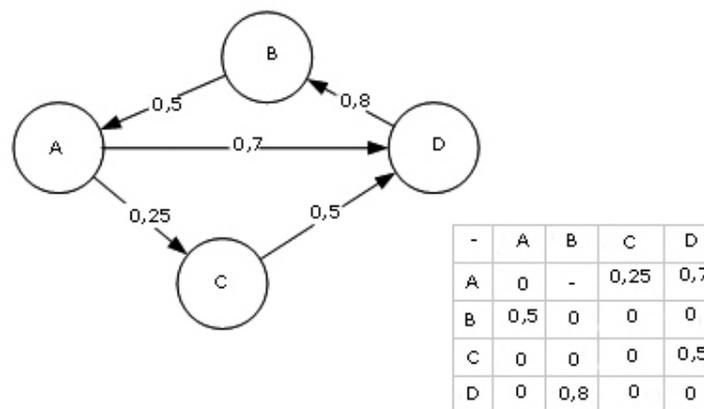


Fig. 3. Mapa cognitivo difuso y su correspondiente matriz de adyacencia.

Un MCD puede ser representado a través de un dígrafo en el cual los nodos representan conceptos y los arcos indican relación causal.²⁴ La matriz de adyacencia es obtenida a partir de estos valores asignados a los arcos. El número de extensiones basadas en la concepción original de los MCD para incluir distintas

formas de incertidumbre muestra su flexibilidad: computación con palabras,²⁵ teoría de los sistemas grises,²⁶ intervalos,²⁷ incertidumbre estocástica,¹⁴ lógica difusa tipo 2,²⁸ lógica difusa intuicionista,²⁹ lógica neutrosófica,³⁰ conjuntos aproximados³¹ y la teoría de las evidencias.³²

Los MCD proveen esquemas más realistas para la representación del conocimiento con respecto a las RB.^{2,33,34} Entre los elementos que permiten una representación más realista del conocimiento se encuentra la posibilidad de representar ciclos, la vaguedad y la ambigüedad. Presentan además una mayor usabilidad para obtener conocimiento de los expertos.²³ La poca disponibilidad de herramientas, tanto comerciales como libres, que den soporte a esta técnica es una de sus limitaciones.

Los MCD han sido aplicados a un elevado número de dominios, entre los cuales podemos destacar el análisis de los fallos en la calidad del agua,³⁵ la formulación de la estrategia financiera,³⁶ la visión artificial,³⁷ sistemas de recomendación^{38,39} y planificación de sensores.⁴⁰ En el área de la ingeniería de software se destaca su empleo en la simulación de proyectos de desarrollo de software⁴¹ y el análisis de riesgos en el mantenimiento de los ERP.^{42,43}

MÉTODOS

A continuación se propone el siguiente procedimiento para la obtención de modelos causales y la selección de la técnica de representación de este conocimiento. Seguidamente se detallan las actividades que lo componen:

1. *Seleccionar variables:* en esta actividad se seleccionan las variables que se desean incluir. Se recomienda consultar a múltiples expertos del dominio sobre las variables de interés.
2. *Determinar las relaciones causales:* en esta actividad los expertos son consultados para determinar las relaciones causales existentes entre los conceptos.
3. *Seleccionar técnica de representación del conocimiento:* de acuerdo con las características de las relaciones causales se determina la técnica de representación del conocimiento causal más adecuada. En este caso se siguen dos criterios: la existencia de ciclos y la posibilidad de determinar probabilidades condicionales.⁴⁴
4. *Obtener modelo causal:* existen distintas propuestas para la obtención de modelos causales.^{23,45} En el caso de los mapas cognitivos difusos se sigue la propuesta de Leyva-Vázquez y otros.⁴⁶

Este modelo puede ser empleado en disímiles situaciones prácticas para el modelado de las relaciones causales haciendo uso de expertos. Los criterios empleados permiten la selección de una técnica para la representación del conocimiento causal. Recientemente se ha realizado una propuesta en el área de conversión de modelos causales, pero esta se encuentra en etapas iniciales de aplicación.²³

ESTUDIO DE CASO

El estudio de caso está relacionado con la representación de las relaciones entre los factores críticos de éxito en los proyectos de software⁴⁷ y en específico en los proyectos de integración de datos,⁴⁶ en una organización que tiene entre sus áreas de especialización la informática médica. La integración de datos es especialmente importante en el dominio médico.⁴⁸ Se desea analizar las relaciones causales existentes entre los siguientes factores: apoyo de la alta gerencia (F-1), participación de los usuarios (F-2) y el factor tiempo (F-3) (tabla). En el estudio participaron 11 especialistas de la organización con experiencias en este tipo de proyectos.

Tabla. Factores críticos de éxito analizado en el estudio de caso

| Integración de datos | Factor | Descripción |
|----------------------|-------------------------------|--|
| F-1 | Apoyo de la alta gerencia | Apoyo de los directivos de la organización que permite contar con la coordinación y los recursos necesarios para el desarrollo del proyecto. |
| F-2 | Participación de los usuarios | Participación activa de los usuarios finales en el proyecto, especialmente en la definición de los requisitos, la validación y otras tareas. |
| F-3 | Tiempo | Grado en que se da una respuesta rápida a los usuarios de sus necesidades de información. |

En este caso los expertos determinaron la existencia de distintas relaciones causales. El apoyo de la alta gerencia incrementa la participación de los usuarios y la participación de los usuarios disminuye el tiempo de desarrollo, que ocasiona, a su vez, un mayor apoyo de la alta gerencia. Estas relaciones son representadas en la figura 4.

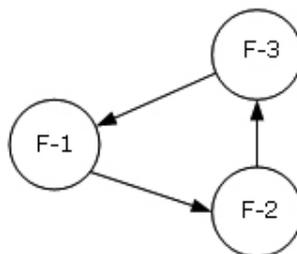


Fig. 4. Relaciones causales entre los factores.

Es de notar entre estos factores la existencia de un ciclo. Este elemento no puede ser representado en un RB ya que son grafos acíclicos. Otra característica es que en la organización no existen datos almacenados que puedan ser utilizados para la obtención de las probabilidades condicionales, y su obtención a partir de los expertos del dominio resulta especialmente difícil en este caso. Estas características determinan la utilización de MCD como técnica de representación del conocimiento causal. A partir de la consulta a los expertos se determinó el modelo causal (Fig. 5) que representa la relación entre estos tres factores críticos de éxito. El peso en los arcos representa la intensidad de las relaciones causales.

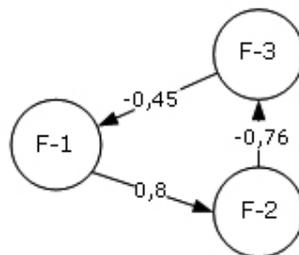


Fig. 5. Mapa cognitivo difuso obtenido.

Como se puede apreciar en este estudio de caso, existen situaciones en que los MCD son la técnica de representación del conocimiento causal más adecuada, una de las ventajas que plantean los expertos de la interpretabilidad que presentan los modelos obtenidos con esta técnica.

CONCLUSIONES

Para representar la causalidad desde el punto de vista computacional es necesario el empleo de técnicas de *Soft Computing*. Dentro de estas técnicas se compararon las RB con los MCD, donde esta última fue la más adecuada en múltiples escenarios. En la toma de decisiones en el dominio médico los MCD resultan útiles y adecuados para representar la causalidad.

En este trabajo se mostraron las ventajas de los mapas cognitivos difusos en el modelado del conocimiento causal. Se presentó además un procedimiento para la obtención de modelos causales haciendo usos de expertos del dominio. Se desarrolló un caso de estudio aplicado al modelado de la relación entre tres factores críticos de éxito en los proyectos de integración de datos, ilustrando las ventajas de los MCD en la representación de la causalidad en ese caso.

Como trabajo futuro para potenciar la utilización de los MCD se encuentra el desarrollo de nuevas extensiones para representar relaciones causales más complejas y nuevas arquitecturas y modelos de decisión más flexibles. La aplicación a nuevas áreas del diagnóstico médico es otra de las futuras áreas de trabajo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Sharif AM, Irani Z. Applying a fuzzy-morphological approach to complexity within management decision making. Emerald Group Publishing Limited; 2006. p. 930-61.
2. Glykas M. Fuzzy Cognitive Maps: Advances in theory, methodologies, tools and applications: Springer Verlag; 2010.
3. Puente Agueda C. Causality in Science. Pensamiento Matemático. 2011(1):12.
4. Schultz MT, Mitchell KN, Harper BK, Bridges TS. Decision Making Under Uncertainty: U.S. Army Corps of Engineers. 2010.
5. Srivastava R, Buche M, Roberts T. Belief function approach to evidential reasoning in causal maps. In: Narayanan VK, Armstrong DJ, editors. Causal mapping for research in information technology: Idea Group Pub. 2005.
6. Pearl J. Bayesian and belief-functions formalisms for evidential reasoning: a conceptual analysis. Readings in uncertain reasoning: Morgan Kaufmann Publishers Inc.; 1990. p. 540-74.
7. Mazlack LJ, editor. General causal representations in the medical domain. Biomedical engineering and informatics, 2009 BMEI '09 2nd International Conference on; 2009 17-19 Oct. 2009.
8. Iamratanakul S, Shankar R, Dimmitt NJ, editors. Improving Project Portfolio Management with Strategic Alignment. PICMET 2009; 2009; Portland, Oregon USA.
9. García-Retamero R, Hoffrage U. How causal knowledge simplifies decision-making. Minds Mach. 2006;16(3):365-80.
10. Sobrino A. Imperfect causality: Combining experimentation and theory. In: Trillas E, Bonissone PP, Magdalena L, Kacprzyk J, editors.: Springer Berlin/Heidelberg; 2012. p. 371-89.
11. Hagmayer Y, Sloman SA, editors. Causal models of decision making: choice as intervention. 2005.
12. Puente Águeda C, Olivas Varela JA, Sobrino Cerdeiriña A. Estudio de las relaciones causales. Anales de mecánica y electricidad,. 2010;87:54-9.
13. Williamson J. Bayesian nets and causality: philosophical and computational foundations: Oxford University Press; 2005.
14. Cai Y, Miao C, Tan AH, Shen Z, Li B. Creating an Immersive Game World with Evolutionary Fuzzy Cognitive Maps. IEEE Computer Society; 2010. p. 58-70.
15. Pearl J. Causality: models, reasoning and inference: Cambridge University Press; 2000.
16. Puga JL. Cómo construir y validar Redes bayesianas con netica. Rev Electr Metodol Aplic. 2012;17(1):1-17.

17. Zhi-Qiang LIU. Causation, bayesian networks and cognitive maps. *Acta automática sinica*. 2001;27(4):552-66.
18. Zadeh LA. Fuzzy sets. *Information and control*. 1965;8(3):338-53.
19. Klir GJ, Yuan B. *Fuzzy sets and fuzzy logic*: Prentice Hall New Jersey; 1995.
20. Sokar IY, Jamaluddin MY, Abdullah M, Khalifa ZA. KPIs Target adjustment based on trade-off evaluation using fuzzy cognitive maps. *Austr Jour Bas Appl Scienc*. 2011;5(12):2048-53.
21. Salmeron JL. Supporting decision makers with fuzzy cognitive maps. *Industrial Research Institute, Inc*; 2009. p. 53-9.
22. Kosko B. Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*; 1986;24(1):65-75.
23. Ping CW. A methodology for constructing causal knowledge model from fuzzy cognitive map to bayesian belief network: Chonnam National University; 2009.
24. Kosko B. *Fuzzy engineering*. Prentice-Hall, Inc.; 1997.
25. Singh A. Architecture value mapping: using fuzzy cognitive maps as a reasoning mechanism for multi-criteria conceptual design evaluation. *Missouri: Missouri University of Science and Technology*; 2011.
26. Salmeron JL. Modelling grey uncertainty with fuzzy grey cognitive maps. *Expert Systems with Applications*. 2010;37(12):7581-8.
27. Papageorgiou E, Stylios C, Groumpos P. Introducing interval analysis in fuzzy cognitive map framework advances in artificial intelligence. In: Antoniou G, Potamias G, Spyropoulos C, Plexousakis D, editor. *Springer Berlin/Heidelberg*; 2006. p. 571-5.
28. John R, Coupland S. Type-2 Fuzzy Logic: A Historical View. *Computational Intelligence Magazine, IEEE*. 2007;2(1):57-62.
29. Iakovidis DK, Papageorgiou E. Intuitionistic fuzzy cognitive maps for medical decision making. *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*. 2011;15(1):100-7.
30. Kandasamy WBV, Smarandache F. *Fuzzy cognitive maps and neutrosophic cognitive maps*: Xiquan; 2003.
31. Chunying Z, Lu L, Dong O, Ruitao L, editors. Research of rough cognitive map model. *Advanced research on electronic commerce, web application and communication. Communications in Computer and Information Science*; 2011: Springer.
32. Kang B, Deng Y, Sadiq R, Mahadevan S. *Evidential cognitive maps. Knowledge-Based Systems*; 2012.

33. Mazlack LJ. Representing causality using fuzzy cognitive maps. 2009:1-6.
34. Lin CT, Lee CSG. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system. IEEE; 2002. p. 1320-36.
35. Sadiq R, Kleiner Y, Rajani B, editors. Interpreting fuzzy cognitive maps (FCMs) using fuzzy measures to evaluate water quality failures in distribution networks. Joint International Conference on Computation in Civil and Building Engineering (ICCCBE XI); Montreal, QC; 2006.
36. Xirogiannis G, Glykas M, Staikouras C. Fuzzy cognitive maps in banking business process performance measurement. In: Glykas M, editor. Fuzzy cognitive maps: Springer Berlin/Heidelberg; 2010. p. 161-200.
37. Pajares G, Guijarro M, Herrera P, Ruz J, de la Cruz J. Fuzzy cognitive maps applied to computer vision tasks. Springer; 2010. p. 259-89.
38. Stylios C, Georgopoulos V. Fuzzy cognitive maps structure for medical decision support systems. Springer; 2008. p. 151-74.
39. Georgopoulos V, Stylios C. Augmented fuzzy cognitive maps supplemented with case based reasoning for advanced medical decision support. 2005:391-405.
40. Nguyen DD, Michael T, Anthony M, inventor Raytheon Company. System and method for sensor scheduling using fuzzy cognitive maps. United States; 2012.
41. Yu R, Tzeng GH. A soft computing method for multi-criteria decision making with dependence and feedback. Elsevier; 2006. p. 63-75.
42. Stach W, Kurgan L, editors. Modeling software development project using fuzzy cognitive maps. ASERC Workshop Quantitative Soft Software Eng; 2004.
43. Stach W, Kurgan L. Parallel fuzzy cognitive maps as a tool for modeling software development projects. IEEE; 2004. p. 28-33.
44. Mazlack LJ, editor. Need for causal modeling approximations. Cybernetics and intelligent systems (CIS). 5th International Conference. 17-19 September, 2011.
45. Salmeron JL. Augmented fuzzy cognitive maps for modelling LMS critical success factors. Knowledge-based systems. 2009;22(4):275-8.
46. Leyva-Vázquez MY, Rosado-Roselló R, Febles-Estrada A. Modelado y análisis de los factores críticos de éxito de los proyectos de software mediante mapas cognitivos difusos. Ciencias de la Información. 2012;43(2):41-6.
47. Urra González P, Rodríguez Perojo K, Concepción Báez CM, Cañedo Andalia R. Intranet del Centro Nacional de Información de Ciencias Médicas-Infomed: un espacio de trabajo en red para el Sistema de Información en Salud de Cuba. Rev Cubana Inform Sal Acimed [Internet]. 2006;14(1); [citado 3 de enero de 2013]. Disponible en: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1024-94352006000100013&lng=es&nrm=iso

48. Embi PJ, Payne PRO. Clinical research informatics: challenges, opportunities and definition for an emerging domain. Jour Amer Med Informat Assoc. 2009;16(3):316-27.

Recibido: 30 de julio de 2012.

Aprobado: 19 de noviembre de 2012.

Ing. *Maikel Leyva-Vázquez*. Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI), La Habana, Cuba. Correo electrónico: mleyvaz@uci.cu