

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/266864497>

# SISTEMA DE AYUDA AL DISEÑO DE MODELOS DE DIAGNOSIS PARA REDES DE COMUNICACIONES MÓVILES

## Article

CITATIONS

0

READS

277

3 authors, including:



[Raquel Barco](#)

University of Malaga

135 PUBLICATIONS 1,706 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Gestión integral avanzada de funciones SON en redes móviles futuras [View project](#)



Plataforma Inteligente de gestión dinámica de flujos de tráfico [View project](#)

# SISTEMA DE AYUDA AL DISEÑO DE MODELOS DE DIAGNOSIS PARA REDES DE COMUNICACIONES MÓVILES

José A. Fernández Luque<sup>1</sup>

Departamento de Ingeniería de  
Comunicaciones

Universidad de Málaga

e-mail :

jose.fernandez@optimi.com

Raquel Barco Moreno

Departamento de Ingeniería de  
Comunicaciones

Universidad de Málaga

e-mail : rbm@ic.uma.es

Pedro Lázaro Legaz

Departamento de Ingeniería de  
Comunicaciones

Universidad de Málaga

e-mail : plazaro@ic.uma.es

**Abstract-** The increasing complexity of current cellular networks makes the existence of efficient automated management tools crucial. In this context, an automatic diagnosis system for the radio access network of cellular systems is presented in this paper. Bayesian Networks (BNs) have been the selected technique to model the diagnosis and to identify the fault cause. On the other hand, the design of the model is a complex task and, therefore, very often it is considered to be the bottleneck of BNs. Thus, this paper proposes the analysis of the sensitivity to the parameters of the BN as a technique to ease the construction of the model. A compact tool for automatic diagnosis and sensitivity analysis is presented. Finally, some results using the tool with data from a live network are shown.

## I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años la industria de telecomunicaciones móviles está experimentando cambios extraordinarios debido a la introducción de nuevas tecnologías, nuevos servicios y a los niveles crecientes de competencia. En este escenario de creciente complejidad una gestión eficiente de la red es fundamental para proporcionar servicios de alta calidad.

Recientemente los operadores y fabricantes de telefonía móvil han empezado a manifestar gran interés en automatizar las tareas de gestión de la red con el objetivo de incrementar la eficiencia operacional. Esto ha estimulado la investigación en el área de redes auto-reguladas, lo cual implica principalmente la automatización y optimización [1, 2].

Uno de los principales pasos en la optimización es la resolución de fallos, que consiste en detectar dichos fallos, identificar la causa (diagnosis) y resolver el problema. La tarea más compleja, la diagnosis, actualmente es realizada de forma manual por la mayoría de los operadores de telefonía móvil. El objetivo de esta comunicación es presentar un sistema que realice el diagnóstico de fallos en la red de acceso de forma automática. El sistema se basa en un modelo del razonamiento seguido por los expertos para identificar la causa de los fallos. Se ha elegido una técnica probabilística, las Redes Bayesianas (BNs) [3], por su

capacidad para modelar la incertidumbre inherente al razonamiento humano y la aleatoriedad propia de la propagación radio.

Las BNs han sido utilizadas para la diagnosis en muchos dominios de aplicación, como el diagnóstico de enfermedades en medicina [4], identificación de fallos en impresoras [5] y redes de comunicaciones [6], etc. La diagnosis en redes de acceso de comunicaciones móviles tiene algunas peculiaridades que hace que los estudios en otros campos no sean directamente aplicables, como el hecho de que los indicadores de funcionamiento de la red son continuos por naturaleza y la dificultad para conseguir datos de entrenamiento. Este último punto hace que en muchas ocasiones se haya optado por modelos basados en el conocimiento de expertos en diagnosis en redes de acceso radio [7].

La construcción del modelo es una de las principales dificultades asociadas con un sistema de diagnosis basado en BNs, debido al gran número de parámetros que los expertos deben especificar. En esta comunicación se propone el análisis de sensibilidad de las conclusiones del sistema a cambios en los parámetros como una técnica para mejorar la precisión del modelo. El análisis de sensibilidad se integra en la herramienta automática de diagnosis desarrollada.

Este artículo se ha organizado en los siguientes puntos. En primer lugar, en la Sección II, se realizará una introducción a las BNs. En la sección III se describirá cómo se ha llevado a cabo el diseño del modelo de diagnosis. La sección IV presentará el análisis de sensibilidad como ayuda a la construcción del modelo. La herramienta desarrollada para la diagnosis automática y el análisis de sensibilidad se describirá en la Sección V. La sección VI mostrará los resultados obtenidos y, finalmente, las conclusiones se expondrán en la sección VII.

## II. REDES BAYESIANAS

Una Red Bayesiana es una representación eficiente de una distribución de probabilidad conjunta de un conjunto de variables aleatorias [3]. Consta de dos partes:

- **Parte cualitativa:** un conjunto de nodos, en el que cada nodo representa una variable aleatoria discreta con un número finito de estados excluyentes; y conexiones

<sup>1</sup> Actualmente, ocupa el puesto de UTRAN Performance Engineer en Nortel Networks

entre los distintos nodos, que representan las relaciones de dependencia entre las variables aleatorias involucradas. De esta forma, los nodos y sus conexiones forman un Grafo Acíclico Dirigido.

- **Parte cuantitativa:** probabilidades a priori o condicionales de cada uno de los nodos que forman parte de la red bayesiana.

En la Fig.1, se muestra un ejemplo de BN muy sencilla, con la que se quiere determinar las causas de las llamadas caídas en el interfaz radio de una red GSM.

Dentro la parte cualitativa, los nodos utilizados en este modelo de diagnóstico se pueden clasificar en dos grupos:

- **Causas:** Fallos que pueden provocar el problema (alta tasa de llamadas caídas) que se intenta analizar: Interferencia y Falta de cobertura.
- **Síntomas:** Parámetros o medidas que se consultan cuando se intenta diagnosticar la causa del problema: calidad, potencia y traspasos intercelulares.

Las conexiones entre los nodos determinan las relaciones de dependencia entre las variables. La parte cualitativa está constituida por las probabilidades a priori y probabilidades condicionales que se muestran en la Fig.2.

Una vez construido el modelo, se pueden realizar cálculos de probabilidad a posteriori de las causas a partir de los datos que se tengan disponibles en las observaciones realizadas (Tabla I).

### III. DISEÑO DEL MODELO DE DIAGNOSIS

El primer paso en la construcción del modelo de diagnóstico fue la definición de la parte cualitativa: causas, síntomas y sus relaciones. A continuación se especificaron los estados de las variables: las causas tienen dos estados (presente/ausente) y los síntomas tienen dos o tres estados. Se han distinguido dos tipos de síntomas: alarmas e indicadores de funcionamiento. Los indicadores de funcionamiento utilizados son continuos y han sido discretizados en dos o tres estados, mientras que las alarmas tienen siempre dos estados (activa/inactiva).

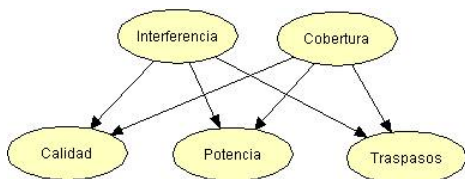


Fig. 1. Ejemplo de Red Bayesiana.

Interferencia(cInterference)

Si	0.1
No	0.9

Potencia(sPowerSignal)

cLowCoverage	Si		No	
cInterference	Si	No	Si	No
Alta	0.05	0.1	0.85	0.95
Baja	0.95	0.9	0.15	0.05

Fig. 2. Ejemplos de tablas de probabilidad.

Observaciones de síntomas			Probabilidad Causas (%)	
Calidad	Potencia	Traspasos intercelul.	Interfer.	Falta Cobertura
Baja	Alta	Pocos	73.54	1.92

Tabla 1. Resultados de propagación en la red bayesiana anterior

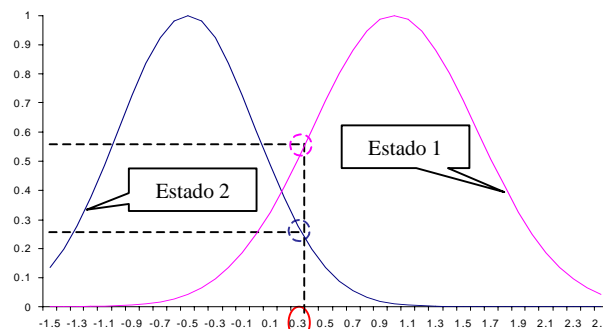


Fig. 3. Funciones de decisión.

Las principales causas en el modelo pertenecen a uno de los siguientes grupos: interferencia, falta de cobertura, fallos hardware, fallos de transmisión, etc. Los síntomas se relacionan con el nivel y calidad de la señal recibida, causas de traspasos, alarmas, etc. Se pueden encontrar detalles sobre las causas y síntomas de un modelo para la diagnosis de redes GSM en [8].

La definición de la parte cualitativa del modelo consistió en la especificación de las tablas de probabilidad y de los umbrales de discretización para las variables continuas. Se ha optado por utilizar BNs discretas, debido a que son las más extendidas y fáciles de utilizar. No obstante, la mayor parte de los síntomas son variables continuas que deben ser discretizadas antes de ser introducidas como evidencias en la BN. De esta forma, se deben definir unos umbrales de separación entre los intervalos que corresponden a cada estado. Con esta solución, dos valores de un síntoma dentro del mismo intervalo dan lugar a las mismas conclusiones del sistema de diagnóstico, independientemente de la cercanía del síntoma continuo a los umbrales del intervalo.

Para aumentar la precisión del modelo, pero sin complicar la definición por parte de los expertos, se ha dado la posibilidad de introducir *evidencias virtuales* [9, 10]. Así, en lugar de establecer que una variable está en un estado determinado (como ocurre en las BNs tradicionales), se permite una incertidumbre en el estado en el que se encuentra esa variable. La evidencia virtual depende del valor de una función de decisión evaluada en el valor del síntoma continuo. Por ejemplo, la Fig.3 muestra las funciones de decisión para un determinado nodo de una BN. Si el síntoma continuo tiene un valor de 0.3, se introduce en la BN la evidencia virtual (0.55, 0.25).

Gracias al uso de funciones de decisión y evidencias virtuales, la probabilidad a posteriori de una determinada causa en función de los valores de un síntoma continuo es menos abrupta en torno al umbral que en el caso de las BNs tradicionales. Por tanto, el comportamiento se asemeja más al razonamiento de los expertos humanos.

### IV. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

La estimación de las probabilidades y umbrales (o, en su caso, parámetros de las funciones de decisión) es el cuello de botella en el uso de las BNs. En el diseño del sistema de diagnóstico para una red GSM se ha comprobado que el elevado número de parámetros involucrados hace muy difícil la definición del modelo por parte de un experto. Por eso, se ha considerado fundamental disponer de un procedimiento

para conocer cuáles son las probabilidades más importantes de la BN. De esta forma, los expertos pueden centrar sus esfuerzos en un cálculo más exacto de estas probabilidades más importantes. Este procedimiento se conoce como análisis de sensibilidad. Éste también se puede aplicar a las funciones de decisión y a los parámetros que las constituyen.

El objetivo del análisis de sensibilidad es calcular la variación en la probabilidad a posteriori cuando cambia algún parámetro de la red. Para cuantificar la sensibilidad se define el coeficiente de sensibilidad ( $S$ ):

$$S(t|y,e) = \frac{\partial p(y|e)(t)}{\partial t} \quad (1)$$

donde  $t$  es el parámetro de la red que varía y  $p(y|e)$  es la probabilidad de salida o a posteriori cuya sensibilidad se quiere calcular para un cierto estado  $y$  y un conjunto de evidencias disponibles  $e$ .

Existen distintos tipos de análisis de sensibilidad que se clasifican en función del número de parámetros de la red que se varían simultáneamente [11]. El análisis unidimensional varía un único parámetro, mientras que el multidimensional varía varios parámetros simultáneamente. Se ha optado por el análisis unidimensional debido a su bajo coste computacional y la fácil interpretación de resultados.

#### A. Análisis de sensibilidad unidimensional a la variación de probabilidades

Antes de llevar a cabo el análisis de sensibilidad, se deben definir algunos elementos en la BN a estudiar:

- Parámetro: probabilidad condicional o a priori cuya influencia se quiere evaluar
- Objetivo o target: probabilidad a posteriori que se quiere analizar
- Medidas o evidencias: Conjunto de estados y/o valores conocidos para algunos nodos de la red bayesiana.

Al parámetro seleccionado se le asigna el valor  $t$ . Para modelar este parámetro, se añade un nuevo nodo  $T$  a la red bayesiana. Este nuevo nodo se añade como padre del nodo donde se encuentra el parámetro seleccionado. Se asignan los valores correspondientes en su tabla de probabilidad a priori y también se extiende la tabla de probabilidad del nodo donde se encuentra el parámetro.

En las Fig.4 y 5 se puede ver un ejemplo de extensión de la red bayesiana de la Fig.1 y de la tablas de probabilidad para el cálculo de la sensibilidad del parámetro  $p(\text{Calidad} = \text{Baja} | \text{Interferencia} = \text{Si}, \text{Falta Cobertura} = \text{Si})$ .

En la tabla de probabilidad a priori del nodo  $T$  (Fig.5) se puede observar que las probabilidades se corresponden a las probabilidades originales que posea el parámetro.

El objetivo del análisis de sensibilidad es calcular la probabilidad a posteriori en cualquier nodo en función del parámetro  $t$ .

La probabilidad de que un nodo  $Y$  se encuentre en un determinado estado  $y$  (objetivo) dado un conjunto de evidencias  $e$  se puede expresar mediante la expresión (2) [3].

$$p(Y = y|e)(t) = \frac{\alpha t + \beta}{\gamma t + \delta} \quad (2)$$

Los valores  $\alpha, \beta, \gamma$  y  $\delta$  se calculan mediante la siguientes expresiones:

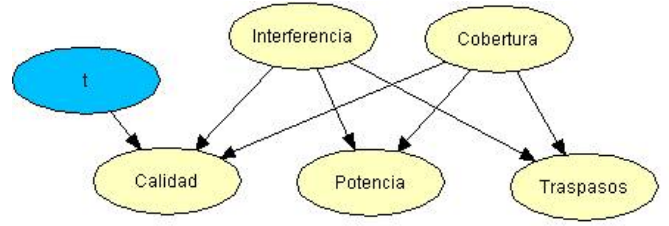


Fig. 4. Red bayesiana extendida para análisis de sensibilidad

Calidad(sRxQual)									
t	0				1				
	Si		No		Si		No		
Interference	Si	No	Si	No	Si	No	Si	No	
Alta	1.0	0.6	0.05	0.9	0.0	0.6	0.05	0.9	
Baja	0.0	0.4	0.95	0.1	1.0	0.4	0.95	0.1	

t		
0		0.05
1		0.95

Fig. 5. Tablas de probabilidad extendidas para análisis de sensibilidad

$$\alpha = y_2 \frac{(x_2 - t_0)}{t_0(1 - t_0)}, \quad \beta = y_2 \frac{1 - x_2}{1 - t_0} \quad (3)$$

$$\gamma = y_1 \frac{(x_1 - t_0)}{t_0(1 - t_0)}, \quad \delta = y_1 \frac{1 - x_1}{1 - t_0}$$

donde  $t_0$  es el valor inicial del parámetro (probabilidad condicional o a priori) que se modela;  $x_1$  es el valor de probabilidad  $p(t = 1 | Y = y, e)$ ;  $x_2$  es el valor de probabilidad  $p(t = 1 | Y = y, e)$ ;  $y_1$  es el valor de probabilidad  $p(e)$ ; y  $y_2$  es el valor de probabilidad  $p(e, Y = y)$ .

De esta forma se puede calcular el coeficiente de sensibilidad con la siguiente expresión:

$$S(t|y,e) = \frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\alpha t + \beta}{\gamma t + \delta} \right) = \frac{\alpha \delta - \beta \gamma}{(\gamma t + \delta)^2} \quad (4)$$

#### B. Análisis de sensibilidad unidimensional a la variación de los parámetros de las funciones de decisión.

De la misma forma que se calculan los coeficientes de sensibilidad a la variación de las probabilidades, también se puede calcular la sensibilidad a los parámetros de las funciones de decisión para comprobar qué influencia tienen éstos sobre las probabilidades a posteriori.

La siguiente expresión muestra cómo calcular dicha sensibilidad:

$$S(pI|y, cI) = \frac{\partial p(y|cI)(pI)}{\partial pI} \quad (5)$$

donde  $pI$  es el parámetro de la función de decisión que se varía y  $cI$  es el valor de la medida en esa función de decisión y cuyo valor es una constante.

## V. HERRAMIENTA DE DIAGNOSIS Y ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

Se ha desarrollado una aplicación que realiza la diagnosis automática basándose en el uso de BNs. Dentro de las funcionalidades de la herramienta se incluye el análisis de sensibilidad.

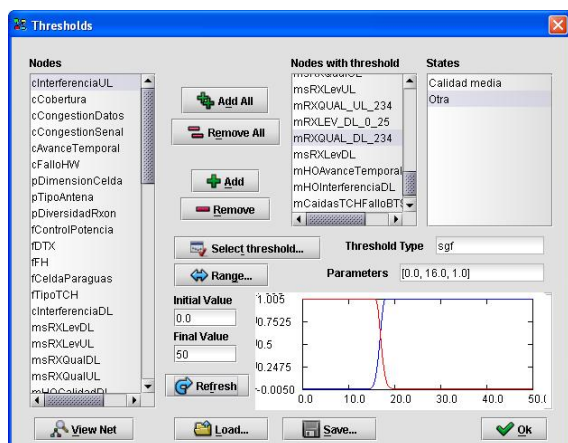


Fig. 6. Diálogo para la asignación de las funciones de decisión a los nodos de la red bayesiana.

El lenguaje de programación seleccionado para el desarrollo de la herramienta fue JAVA<sup>TM</sup>. Por otra parte, el motor de inferencia de redes bayesianas utilizado fue Hugin<sup>TM</sup>.

La herramienta permite el análisis de cualquier estructura de BN. Además, permite el manejo de todo tipo de funciones de decisión (funciones predefinidas, funciones definidas mediante una ecuación, funciones definidas por puntos, etc.).

Una vez que se ha cargado el fichero con la red bayesiana, ésta se representa gráficamente. Entonces, las siguientes operaciones están disponibles:

- Propagación: cálculo de probabilidades a posteriori
- Análisis de sensibilidad unidimensional a la variación de probabilidades, parámetros de las funciones de decisión y medidas
- Presentación de resultados gráficamente y en formato HTML

Para realizar los cálculos anteriores se deben definir los objetivos, los parámetros y las funciones de decisión, además de cargar las medidas disponibles.

Como ejemplo, se muestra en la Fig.6 el diálogo correspondiente a la definición de los umbrales de decisión.

## VI. RESULTADOS

La herramienta se utilizó para diseñar un modelo de diagnosis para la red de acceso de una red GSM, constituida por 8 causas y 23 síntomas. Se llevó a cabo un análisis de sensibilidad para refinar las probabilidades y umbrales con más influencia en los resultados.

El principal inconveniente para la validación del modelo fue la falta de casos de redes reales. Se hicieron pruebas con casos simulados y con casos de interferencia y falta de cobertura de redes reales.

Para todos los casos simulados, se obtuvieron los resultados esperados.

En cuanto a los datos de redes reales, se utilizaron 250 casos. En los casos donde la causa era interferencia en el enlace descendente la tasa de acierto fue del 73%. Para los casos donde la causa era interferencia en el enlace ascendente la tasa de acierto obtenida fue sólo del 23%. No se disponía de medidas para todos los síntomas, lo cual puede explicar esta baja tasa de acierto. Para poder refinar el modelo se debería disponer de casos para todas las causas presentes en el modelo y valores para todos los síntomas. En

cuanto a los casos donde la causa de las llamadas caídas era una falta de cobertura la tasa de acierto fue del 68%.

## VII. CONCLUSIONES

Se ha desarrollado una herramienta que permite realizar la diagnosis automática de fallos. En la actualidad no existen herramientas comerciales que incluyan todas las funcionalidades de la herramienta diseñada (funciones de decisión, análisis de sensibilidad, etc.).

Se ha comprobado como el análisis de sensibilidad a los parámetros es una técnica muy eficiente para construir el modelo para la diagnosis. Además del análisis de sensibilidad a las probabilidades de la red bayesiana, sobre el que existen bastantes referencias, se ha propuesto una técnica de análisis de sensibilidad a parámetros de funciones de decisión.

Se ha construido un modelo de diagnosis para el problema de llamadas caídas en redes de acceso GSM. El ajuste de los parámetros del modelo requerirá, bien la utilización de casos de entrenamiento provenientes de redes reales o la entrevista con expertos en diagnosis de operadores o fabricantes de equipos de comunicaciones móviles.

Destacar que las técnicas presentadas y la herramienta construida no sólo son válidas para GSM, sino que son directamente aplicables a otros tipos de redes de telecomunicación, como las redes de telefonía móvil de 3G.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente subvencionado por el MCYT bajo el proyecto TIC2003-07827 y por Nokia Networks.

## REFERENCIAS

- [1] T. Halonen, J. Romero, and J. Melero, Eds. *GSM, GPRS and EDGE Performance. Evolution Towards 3G/UMTS*. Chichester, England: Wiley, 2003.
- [2] J. L. Johnson, *Fundamental of Cellular Network Planning and Optimisation*. West Sussex, England: Wiley, 2004.
- [3] F. Jensen, *Bayesian Networks and decision graphs*. New York, USA: Springer-Verlag, 2001.
- [4] D. Nikovski, "Constructing Bayesian Networks for medical diagnosis from incomplete and partially correct statistics", *IEEE Trans. Knowledge Data Eng.*, vol. 12, no. 4, pp. 509-516, 2000.
- [5] D. Heckerman, J. Breese, and K. Rommelse, "Decision-theoretic troubleshooting", *Communication of the ACM*, vol. 38, no. 3, pp.49-57, Mar. 1995.
- [6] M. Steinder, and A. Sethi, "Probabilistic fault localization in communication systems using belief networks", *IEEE/ACM Trans. Networking*, vol. 12, no. 5, pp. 809-822, Oct. 2004.
- [7] R. Barco, L. Nielsen, R. Guerrero, G. Hylander, and S. Patel, "Automated troubleshooting of a mobile communication network using bayesian networks", in *Proc. IEEE Inter. Workshop on Mobile and Wireless Communications Networks*, Stockholm, Sweden, Sept. 2002, pp. 606-610.
- [8] R. Barco, V. Wille, L. Díez, "System for automatic diagnosis in cellular networks based on performance indicators", *European Trans. on Telecommunications*, accepted for publication.
- [9] M. Valtorta and J. Vomlel, "Soft evidential update for probabilistic multiagent systems", *Intern. Journal of Approximate Reasoning*, vol. 29, no. 1, pp. 71-106, Jan. 2002.
- [10] R. Barco, P. Lázaro, L. Díez, and V. Wille, "Multiple intervals versus smoothing of boundaries in the discretization of performance indicators used for diagnosis in cellular networks", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3483, pp. 958-967, 2005.
- [11] E. Castillo, J. M. Gutiérrez, A.S. Hadi, "Sensitivity analysis in discrete Bayesian Networks", *IEEE Trans. on Man, Cybernetics and Systems*, vol. 27, pp. 412-424, 1997.