

# Redes Bayesianas

## Sesión1

21 de octubre de 2023

### 1. Introducción

En estas prácticas vamos a usar la herramienta OpenMarkov (<http://www.openmarkov.org/>) mantenida por el Centro de Investigación sobre Sistemas Inteligentes de la UNED en Madrid. OpenMarkov es de código abierto y, aunque el proyecto está todavía en las fases iniciales del desarrollo, ofrece tanto o más que otras opciones comerciales pero con la ventaja de poder integrarse en cualquier desarrollo software.

El proyecto OpenMarkov se distribuye en dos formas según el ámbito de uso. Para usuarios generales se ofrece la descarga de un archivo jar (<http://www.openmarkov.org/usuarios.html>) con el que se puede arrancar su interfaz gráfica, como se puede ver en la Figura 1. Dado que el proyecto está en fase de desarrollo activo, para evitar problemas vamos a usar durante este curso el archivo openmarkov-0.3.2.jar disponible en el Campus Virtual.

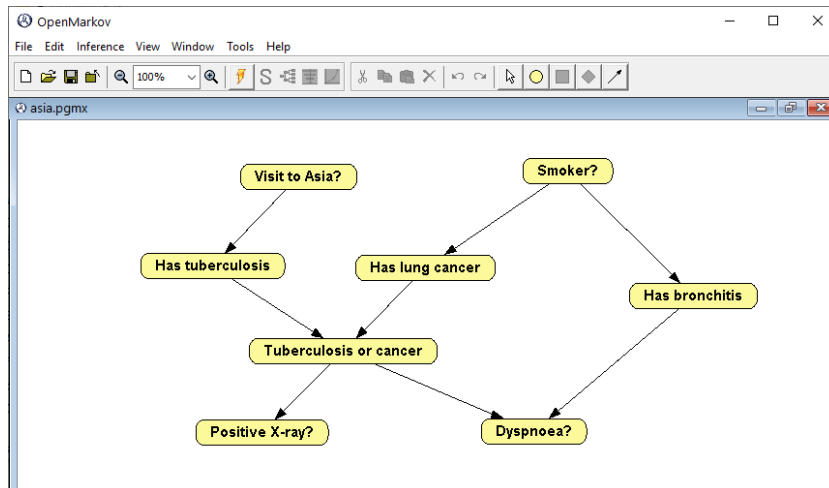


Figura 1: Ventana de OpenMarkov con una red cargada.

La otra forma en la que se distribuye OpenMarkov es con su código fuente a través del repositorio en Bitbucket (<https://bitbucket.org/cisiad/org.openmarkov/wiki/Home>). En concreto el código fuente se encuentra repartido en varios repositorios organizados por módulos con la intención de que el desarrollador que solo quiera trabajar con algunos de ellos no tenga que preocuparse por la dependencias de todos los demás. No obstante, de igual forma que con el archivo jar, para trabajar con el código fuente vamos a usar el archivo openmarkov-0.3.2.zip del Campus Virtual para ser importado en Eclipse como proyecto Maven.



## 2. Un primer ejemplo de red bayesiana

Antes de crear una nueva red, vamos a ver un primer ejemplo. Carga la red bayesiana *asia.pgm* que se encuentra en el Campus Virtual. Esta red bayesiana corresponde a un conocido ejemplo denominado “Red Asia”, y fue propuesta en el artículo *Lauritzen, Steffen L. and Spiegelhalter, David J. (1988) “Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems”, Journal Royal Statistics Society B, 50(2), 157-194.*

El ejemplo presenta una versión muy simplificada de lo que podría ser una red utilizada para diagnosticar pacientes que llegan a un hospital. Cada nodo de la red corresponde a algún detalle sobre el paciente, por ejemplo “Visit to Asia?” indica si el paciente ha estado viajando por Asia recientemente. Inicialmente, la red contiene los valores estadísticos extraídos a partir del historial de pacientes de la clínica. Durante el proceso de diagnóstico, se introducen valores en los nodos cuando son descubiertos y OpenMarkov automáticamente recalcula la probabilidad de todos los nodos restantes basándose en las relaciones entre ellos (indicadas mediante las flechas que los unen).

Los dos nodos superiores son las “predisposiciones” que influyen en la probabilidad de las enfermedades. Las enfermedades aparecen en los tres nodos intermedios, y abajo del todo aparecen los síntomas de esas enfermedades. Por tanto, los enlaces de la red corresponden a relaciones de causa-efecto.

Toda la información relativa a la red bayesiana puede encontrarse examinando 3 elementos:

- la estructura de la red (lo que se ve)
- las propiedades de cada nodo (haciendo doble click en el nodo)
- las tablas de probabilidad de cada nodo (seleccionando un nodo y yendo en el menú a “Edición – Editar probabilidad ...”, o bien botón derecho del ratón y “Editar probabilidad ...”).

Las relaciones entre nodos pueden ser probabilísticas o funcionales. Por ejemplo, selecciona el nodo “Has lung cancer” y ve al menú “Editar - Editar probabilidad ...” para comprobar su relación con “Smoker?”. Haz lo mismo con el nodo “Tuberculosis or Cancer” y verás que éste tiene una dependencia determinista de los nodos “Has tuberculosis” y “Has lung cancer”, en particular es un “O lógico” de esos dos nodos. De hecho, aunque esta relación está expresada como tabla de probabilidad, se puede cambiar a la relación funcional “OR / MAX” y podemos ver que el resultado es el mismo.

Para poder hacer inferencia sobre la red hay que elegir el menú “Editar - Conmutar a modo Inferencia”. También se puede usar el *atajo* “Ctrl-I” o el botón con el símbolo de un rayo. En este modo podremos ver las probabilidades de cada nodo de la red y establecer valores de evidencia.

**Ejercicio 1.** Supón que queremos “diagnosticar” un nuevo paciente. Antes de tener ninguna información sobre él, pensamos que tiene cáncer de pulmón con una probabilidad de 5,5 %, como se puede observar en el nodo “Has lung cancer” (este número es mayor que el de la población en general, porque algo le ha tenido que llevar a nuestra clínica, que está especializada en esos temas).

El caso es que le hacemos una prueba de Rayos-X y descubrimos algo anormal. Prueba a incorporar esta nueva información en la red y ver los cambios que sufre. ¿Cuál es ahora la probabilidad de que tenga cáncer de pulmón?

Tras preguntarle al paciente, nos dice que ha estado viajando al extranjero recientemente, ¿cuál es ahora la probabilidad de que tenga cáncer de pulmón? ¿por qué crees que esta probabilidad se ha decrementado?

Podemos añadir o quitar más hechos en la red, para comprobar cómo cambian las probabilidades. Para quitar un hecho puedes hacer doble click de nuevo en su nombre. Para quitarlos todos, puedes hacerlo en el menú “Inferencia – Eliminar todos los hallazgos”.

### 3. Sobre independencia condicional

Vamos a comprobar los conceptos de independencia condicional aprendidos en las clases de teoría. Observa que “Has lung cancer” y “Has bronchitis” son dependientes, ya que al fijar el valor de uno se modifican las probabilidades del otro. Sin embargo, si fijamos el valor de su padre común “Smoker?”, entonces fijar el valor de “Has lung cancer” no modifica el nodo “Has bronchitis”, y viceversa.

**Ejercicio 2.** Antes de seguir, elimina todos los hechos introducidos hasta el momento. Ahora observa que, si fijas el valor de “Dyspnoea” o el de “Positive X-ray?”, todos los nodos de la red se modifican. Prueba ahora a fijar los valores de “Tuberculosis or Cancer” y “Has bronchitis”. ¿Qué ocurre ahora si modificamos los valores de “Dyspnoea” o de “Positive X-ray?”? ¿Afecta esto a la red?

**Ejercicio 3.** Para el nodo “Has lung cancer” comprueba que, dado el manto de Markov, es independiente del resto de nodos, y que dados sus padres (solo sus padres) es independiente de sus no descendientes (condición de Markov).

### 4. Las cajas misteriosas

Queremos crear una red bayesiana que nos resuelva el siguiente problema. Disponemos de dos cajas completamente opacas:

- Una “buena” que tiene dentro 2 bolas negras y 2 bolas rojas, y premiada con 10 euros.
- Una “mala” que tiene dentro 2 bolas negras y 1 bola roja, y sin premio.

En este juego, se trata de que una persona elija al azar una caja y extraiga una de las bolas. Tras esto, debe estimar cuánto debería pagar, como máximo, para quedarse con el dinero que hay en esa caja (si es que hay).

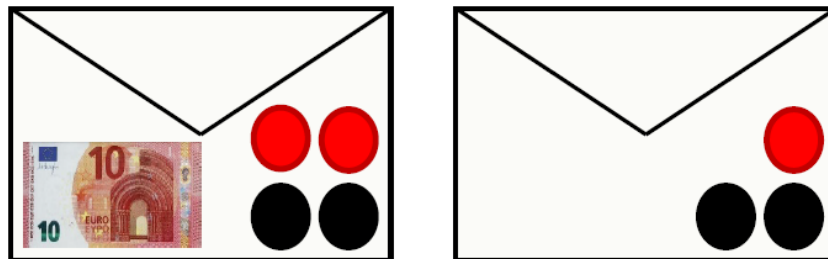


Figura 2: Representación del juego de las cajas.

Para ello, debemos calcular la probabilidad de que la caja elegida sea la buena, dependiendo de si la bola extraída es roja o negra. Antes de comenzar, debemos crear una nueva red bayesiana siguiendo el menú “File – New”, en la ventana que nos aparece simplemente hacemos click en “Aceptar”. Para añadir nodos a la red, iremos a “Editar - Insertar nodos de probabilidad”. Haciendo doble click en el nuevo nodo podremos modificar sus propiedades. En concreto, podemos dar un nombre al nodo e indicar qué estados puede tomar.

Para establecer una dependencia directa entre nodos, usaremos la opción “Editar - Insertar enlaces” y a continuación pinchamos con el ratón sobre el nodo padre y arrastramos sin soltar hasta el nodo hijo. Por último, para dar probabilidades a cada uno de los nodos, debemos seleccionar el nodo deseado e ir a la opción “Editar - Editar probabilidad ...”.



**Ejercicio 4.** En primer lugar añade dos nodos:

- Nodo “Caja”: Puede tomar 2 estados: “Buena” y “Mala”.
- Nodo “Bola”: Puede tomar los estados: “Roja” y “Negra”.

Crea un enlace desde el nodo “Caja” al nodo “Bola”. Basándote en la Figura 2, asigna las probabilidades correspondientes a cada uno de los nodos. Antes de realizar la inferencia con OpenMarkov y asumiendo que la bola que extrae el jugador es de color rojo, calcula en papel cuál sería la probabilidad de que su caja sea la buena. ¿Y si la bola extraída fuese negra?

Ahora pasa al modo de inferencia y comprueba si tus cálculos eran correctos.

**Ejercicio 5.** Supongamos ahora que permitimos al jugador extraer una segunda bola. Modifica la red para representar este hecho. ¿De qué depende la probabilidad de que esta bola sea negra/roja?

Asumiendo que el jugador extrae dos bolas negras, calcula en papel cuál sería la probabilidad de que su caja sea la buena. A continuación comprueba si tu cálculo coincide con el que proporciona OpenMarkov.

**Ejercicio 6.** Añade un nodo extra para representar el caso en que se permite extraer una tercera bola. Si la tercera bola es roja, habiendo sido las dos anteriores negras ¿cuál es ahora la probabilidad de que sea la caja buena? ¿Por qué?

## 5. Construyendo un grafo con (in)dependencias

En este apartado vamos a practicar el proceso de construir el grafo de una red bayesiana a partir de las relaciones entre las variables que previamente estarán dadas. Básicamente, es el proceso inverso a determinar las relaciones de dependencia o independencia, marginales o condicionales, dado un grafo.

En el caso de relaciones marginales, sin evidencia, como sabemos existen estos casos:

- Si dos variables son **marginalmente independientes**, entonces o bien no existe ningún camino entre ellas, o, si los hay, en todos ellos habrá un paso con una configuración de efecto común (nodos convergentes).
- Si dos variables son **marginalmente dependientes**, entonces hay al menos un camino entre ellas con una configuración de causa común o cadena causal (nodos divergentes).

En el caso de relaciones condicionales, con evidencia, tenemos estas situaciones:

- Si dos variables son **condicionalmente independientes**, entonces los caminos en los que se pasa por una variable observada tienen que tener al menos una configuración de causa común o cadena causal con el nodo central siendo el observado.
- Si dos variables son **condicionalmente dependientes**, entonces hay al menos un camino entre ellas con una configuración de efecto común, siendo el nodo central o un descendiente el observado.

**Ejercicio 7.** Teniendo en cuenta estas indicaciones, crea un grafo que verifique las siguientes relaciones para un problema con 5 variables. Ten en cuenta que algunas relaciones pueden modelarse de varias formas.

Las variables A y B son marginalmente independientes.

Las variables A y C son condicionalmente independientes dada D.

Las variables D y E son condicionalmente independientes dada A.

Las variables A y B son condicionalmente dependientes dada E.