



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

CARRERA DE BIOMEDICINA

TEMA:

REDES BAYESIANAS

DOCENTE:

ING. EDMOND GERAUD

INTEGRANTES:

JUAN JOSÉ NARVÁEZ

DANIELA PAOLA SIGÜENZA

MATERIA:

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

GRUPO:

3

PERIODO:

62

INTRODUCCIÓN

Las redes bayesianas, también conocidas como redes de creencia bayesianas, son modelos gráficos probabilísticos que permiten representar y razonar sobre relaciones de dependencia entre variables. Estas redes son ampliamente utilizadas en el campo de la inteligencia artificial y la estadística para modelar incertidumbre y tomar decisiones basadas en probabilidades.

La estructura de una red bayesiana se basa en el teorema de Bayes, el cual establece cómo las probabilidades condicionales pueden ser actualizadas o modificadas a medida que se obtiene nueva evidencia. Esto permite realizar inferencias sobre las variables de interés, dadas las observaciones o datos disponibles.

En resumen, las redes bayesianas son herramientas poderosas para modelar y razonar sobre incertidumbre y relaciones de dependencia entre variables. Proporcionan un marco formal para el razonamiento probabilístico y son ampliamente utilizadas en campos como la medicina, la ingeniería, la economía y la inteligencia artificial, entre otros.

1. Redes bayesianas

Las redes bayesianas son una representación gráfica de dependencias para razonamiento probabilístico (que se suelen denominar nodos) en un conjunto de datos y las independencias probabilísticas o condicionales entre ellas. Las relaciones causales entre los nodos se pueden representar por una red bayesiana; sin embargo, los enlaces en la red (también denominados arcos) no representan necesariamente una relación directa de causa y efecto.

En la figura 1 se puede observar un ejemplo de una red bayesiana (RB) que representa cierto conocimiento sobre medicina. En este caso, los nodos representan enfermedades, síntomas y factores que causan algunas enfermedades.

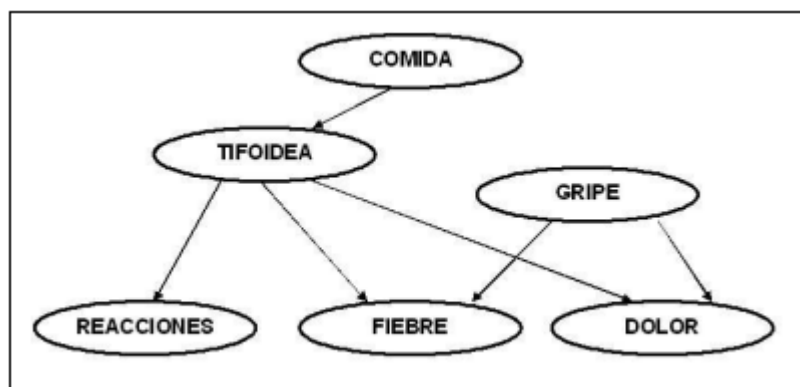


Figura 1. Ejemplo de una red bayesiana. Los nodos representan variables aleatorias y los arcos relaciones de dependencia.

Las redes bayesianas se utilizan para realizar predicciones en diferentes situaciones; algunos ejemplos son los siguientes:

- Selección de oportunidades de crédito con poco riesgo de fracaso.
- Estimación cuando se necesite reparar el equipo o piezas de recambio, en función de los datos de los sensores y los registros existentes.
- Solución de problemas de los clientes mediante herramientas de solución de problemas en línea.
- Diagnóstico y solución de problemas de redes de telefonía móvil en tiempo real.
- Evaluación de los riesgos potenciales y recompensas de proyectos de investigación y desarrollo para centrar los recursos en las mejores oportunidades.

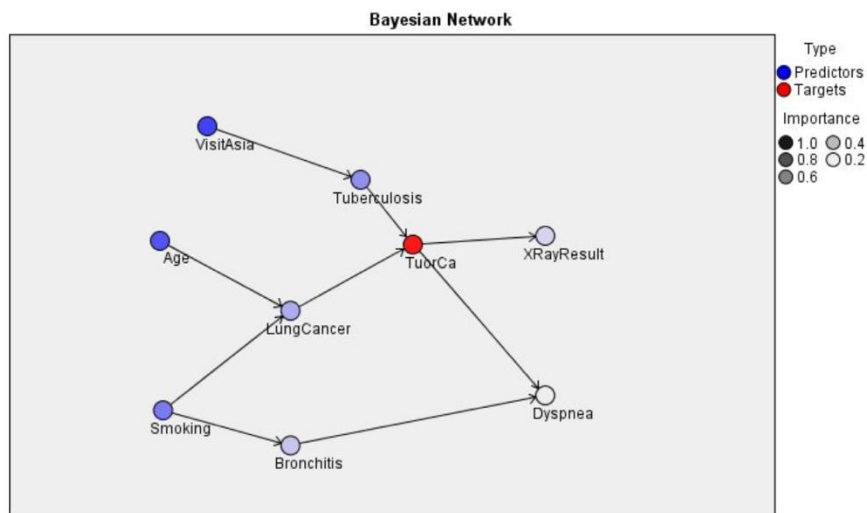


Figura2. Ejemplo de una red bayesiana

Se pueden diseñar redes bayesianas mediante una distribución de probabilidad, por eso esta técnica es de distribución probabilística. La red bayesiana es la solución perfecta para la detección de anomalías y la predicción de eventos, ya que utiliza la teoría de la probabilidad.

Existen diferentes razones para elegir utilizar una red bayesiana:

- Es de gran ayuda para obtener información acerca de las relaciones causales. Permite conocer un área problemática y predecir las consecuencias de cualquier intervención.
- La red proporciona un método eficaz sin ajustar los datos en exceso.
- Puede obtener una vista clara de las relaciones que intervienen.

2. Aprendizaje de redes bayesianas

Los clasificadores bayesianos son ampliamente utilizados debido a que presentan ciertas ventajas:

1. Generalmente, son fáciles de construir y de entender.
2. Las inducciones de estos clasificadores son extremadamente rápidas, requiriendo solo un paso para hacerlo.

3. Es muy robusto considerando atributos irrelevantes.
4. Toma evidencia de muchos atributos para realizar la predicción final.

2.1 Clasificador bayesiano simple

Un clasificador bayesiano obtiene la probabilidad posterior de cada clase, C_i , usando la regla de Bayes, como el producto de la probabilidad a priori de la clase por la probabilidad condicional de los atributos (E) dada la clase, dividido por la probabilidad de los atributos:

$$P(C_i | E) = P(C_i)P(E | C_i)/P(E)$$

Los atributos son condicionalmente independientes dada la clase, de tal manera que no existen arcos entre ellos. Esta estructura se ilustra en el Figura 3.

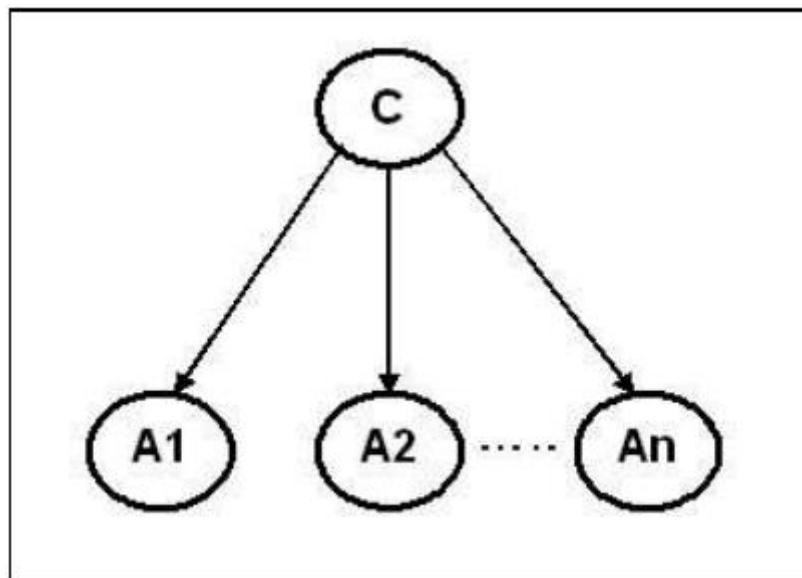


Figura3. Clasificador bayesiano simple. Los atributos A_1, A_2, \dots, A_n son condicionalmente independientes dada la clase C .

Un clasificador bayesiano se puede ver como un caso especial de una red bayesiana en la cual hay una variable especial que es la clase y las demás variables son los atributos. El aprendizaje, en general, de redes bayesianas consiste en inducir un modelo, estructura y parámetros asociados, a partir de datos. Este puede dividirse naturalmente en dos partes:

1. Aprendizaje estructural. Obtener la estructura o topología de la red.
2. Aprendizaje paramétrico. Dada la estructura, obtener las probabilidades asociadas.

2.2 Aprendizaje paramétrico

Cuando se tienen datos completos y suficientes para todas las variables en el modelo, es relativamente fácil obtener los parámetros, asumiendo que la estructura está dada. El método más común es el llamado estimador de máxima verosimilitud, bajo el cual se estiman las probabilidades con base en las frecuencias de los datos. Para una red bayesiana se tienen dos casos:

- Nodos raíz: Se estima la probabilidad marginal.

- Nodos hoja: Se estima la probabilidad condicional de la variable dados sus padres.

Dado que normalmente no se tienen suficientes datos, se tiene incertidumbre en las probabilidades estimadas. Esta incertidumbre se puede representar mediante una distribución de probabilidad, de forma que se considere en forma explícita la incertidumbre sobre las probabilidades.

2.3 Aprendizaje estructural

El aprendizaje estructural consiste en encontrar las relaciones de dependencia entre las variables, de forma que se pueda determinar la topología o estructura de la red bayesiana. De acuerdo al tipo de estructura, podemos dividir los métodos de aprendizaje estructural en:

- Aprendizaje de árboles.
- Aprendizaje de poliarboles.
- Aprendizaje de redes multiconectadas.

Para el caso más general, que es el de redes multiconectadas, existen dos clases de métodos:

1. Métodos basados en medidas y búsqueda.
2. Métodos basados en relaciones de dependencia.

3. Redes bayesianas dinámicas

Las redes bayesianas, en principio, representan el estado de las variables en un cierto momento en el tiempo. Para representar procesos dinámicos existe una extensión a estos modelos conocida como red bayesiana dinámica (RBD). Consiste en una representación de los estados del proceso en un tiempo (red estática) y las relaciones temporales entre dichos procesos (red de transición). Se pueden ver como una generalización de las cadenas (ocultas) de Markov.

Para las RBD generalmente se hacen las siguientes suposiciones:

- Proceso markoviano. El estado actual solo depende del estado anterior
- Proceso estacionario en el tiempo. Las probabilidades condicionales en el modelo no cambian con el tiempo.

Lo anterior implica que podemos definir una red bayesiana dinámica con base en dos componentes: (i) una red base estática que se repite en cada periodo, de acuerdo a cierto intervalo de tiempo predefinido; y (ii) una red de transición entre etapas consecutivas (dada la propiedad markoviana). Un ejemplo de una RBD se muestra en la

Dada la representación de una RBD con base en dos componentes, la estructura base y la red de transición, el aprendizaje de RBD puede naturalmente dividirse en el aprendizaje de cada parte por separado:

1. Aprender la estructura base (estática).
2. Aprender la estructura de transición.

En la figura 4 se puede observar un ejemplo de red bayesiana dinámica, en la que se muestra la estructura base que se repite en cuatro etapas temporales.

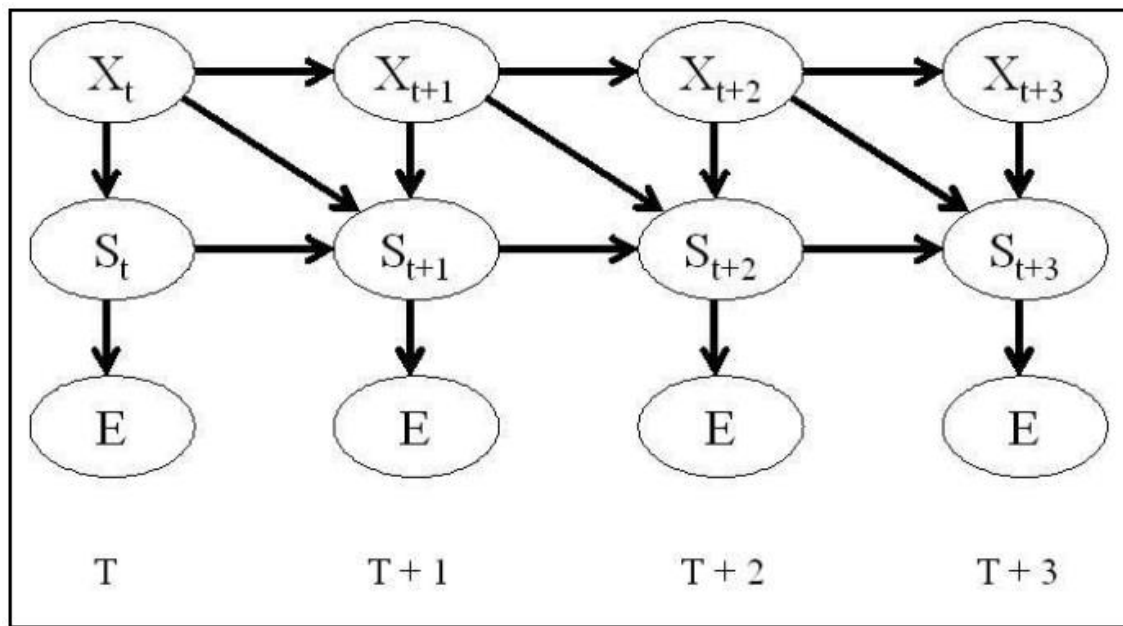


Figura4. Ejemplo de red bayesiana dinámica.

CONCLUSIONES

En conclusión, una red bayesiana es una herramienta poderosa para modelar y razonar sobre relaciones probabilísticas y dependencias entre variables. Una red bayesiana permite representar y manejar la incertidumbre de manera explícita mediante distribuciones de probabilidad condicional. Esto permite tomar decisiones y hacer predicciones teniendo en cuenta la incertidumbre inherente a los datos. Además, proporcionan un marco formal para realizar inferencias probabilísticas. Pueden calcular la probabilidad de eventos o variables de interés, dadas las observaciones o evidencias disponibles.

Las redes bayesianas son flexibles y se pueden adaptar a diferentes dominios y contextos. Además, pueden manejar conjuntos de datos de diferentes tamaños y crecer para incluir nuevas variables o evidencias a medida que se disponga de más información. Su capacidad para manejar la incertidumbre, adaptarse a diferentes contextos y aprender a partir de datos las convierte en una herramienta valiosa en diversas áreas, como la inteligencia artificial, la medicina, la economía y la toma de decisiones.

BIBLIOGRAFIA

IBM Documentation. (2021, agosto 17). Ibm.com. <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/saas?topic=models-bayesian-network-node>

Mar, I. S., Tonantzintla, A., & electrónico, E. C. (s/f). *Luis Enrique Sucar*. Inaoep.mx. Recuperado el 21 de mayo de 2023, de <https://ccc.inaoep.mx/~esucar/Clases-mgp/caprb.pdf>

Redes Bayesianas — Matemática y Estadística —. (2021, enero 2). DATA SCIENCE. <https://datascience.eu/es/matematica-y-estadistica/redes-bayesianas/>

(S/f). *Redes Bayesianas*. Recuperado el 21 de mayo de 2023, de https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/138187/26/Data%20mining_Módulo%207_Redes%20bayesianas.pdf