

Caso 3 del curso Inteligencia Artificial: Uso de redes bayesianas en el tratamiento de VIH

Andrés Salazar, Juan Miguel Gutiérrez

Noviembre 2020

1. Introducción

Las redes bayesianas son una herramienta para la toma de decisiones que tiene en cuenta la forma en que se relacionan diversas características y acciones que repercuten en un determinado resultado. Particularmente, en medicina resulta valiosa debido a que con una pequeña ampliación permite considerar la disyuntiva al aplicar una terapia, los posibles beneficios versus los posibles perjuicios, comúnmente representados por la calidad de vida del paciente. Como se mencionó, en muchos casos no es seguro que un tratamiento sea exitoso, existen diversos estudios que indican que varios de estos afectan negativamente la calidad de vida[3]. La pequeña variación antedicha se ve en los diagramas de influencia, los cuales agregan la capacidad de representar problemas que involucren un intercambio entre posibles beneficios y costos, con lo cual el modelo puede tomar una decisión que maximice la utilidad de un paciente.

El objetivo del presente trabajo es mostrar como pueden usarse las redes bayesianas en la toma de decisiones medicas. Así, el problema que se abordará consta de hallar la mejor decisión en tres diferentes modelos que representan la decisión de un paciente entre recibir o no tratamiento al obtener los resultados de un resultado de PCR (prueba para detectar el virus en los glóbulos blancos) o del "screening test". Como criterio de utilidad se usa el QALE, la esperanza de vida ajustada por la calidad de la misma medida en años.

1. Modelo de un infante/lactante donde el tomador de decisiones debe elegir si es pertinente, con o sin información, tratar tempranamente la enfermedad (1 decisión).

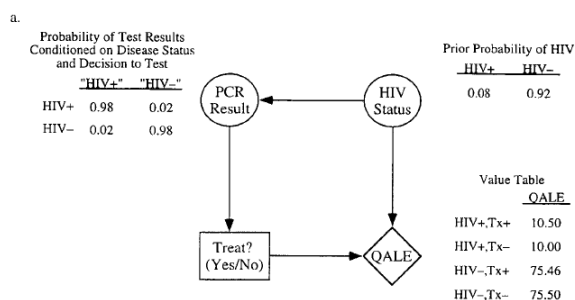


Figura 1: Modelo 1

2. Modelo de un infante/lactante donde el tomador de decisiones debe elegir si es pertinente,

con o sin información, tratar tempranamente la enfermedad; así como decidir si pedir un test de diagnostico o no (2 decisiones).

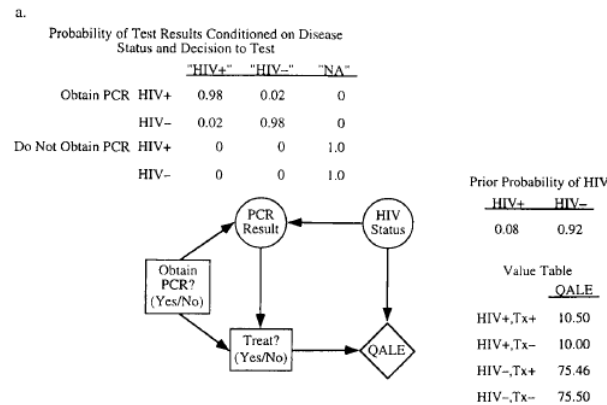


Figura 2: Modelo 2

- Un adulto que debe decidir si ve pertinente hacerse un examen diagnostico de VIH, así como recibir tratamiento y terapia médica, como reducir encuentros sexuales o número de parejas (2 decisiones).

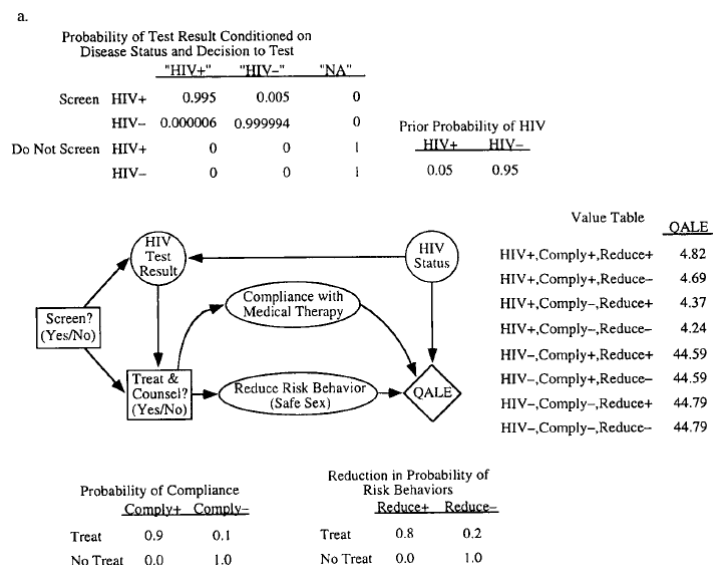


Figura 3: Modelo 3

2. Diagramas de Influencia

Los diagramas de influencias son una representación gráfica de modelos de decisión que se complementan con los arboles de decisión. Los modelos de decisión permite a los médicos y analistas computar las utilidades esperadas en situaciones que involucren incertidumbre, complejidad y cambios dinámicos. Los diagramas de influencias y los arboles de decisión son representaciones gráficas del mismo modelo matemático.

Un diagrama de influencia, contiene tres tipos de nodos:

- **Nodos de Chance/ Probabilidad:** Representan variables aleatorias, mas bien probabilidades, estas son heredadas de las redes bayesianas originales. Se representan de forma circular.
- **Nodos de decisión:** Representa las posibles alternativas a tomar. Este nodo esta conectado a los nodos chance/probabilidad cuyas distribuciones de probabilidad puedan afectar la decisión. Se representan de forma cuadrada.
- **Nodos de Utilidad:** Es una variable aleatoria cuyo valor depende de sus nodos padres, que representa las posibles utilidades dado sus padres. Se representan en forma de rombo.

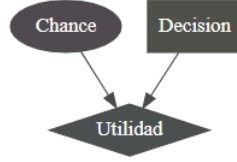


Figura 4: Diagrama de influencia mínimo, donde la utilidad depende de un nodo chance y un nodo de decisión.

2.1. Maximización de la utilidad

En un diagrama de influencia, se denomina el conjunto $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, de posibles acciones que deben ser mutuamente excluyentes, y H el conjunto de variables determinantes. La tabla de utilidad $U(A, H)$, es obtenida de configurar cada accione con cada variable determinante. El problema de maximización de utilidad se soluciona entonces maximizando:

$$E[U(a)] = \prod_H U(a, H)P(H|a)$$

Donde $U(a, H)$, son las entradas de elegir la acción a con la variables H , más específicamente, son los nodos padres del nodo de utilidad U . Por otro lado la probabilidad condicional $P(H|a)$, se puede calcular calculando la probabilidad condicional de la variable $h_i \in H$, dada la acción a .

3. Métodos

La solución al problema requiere una definición formal previa a la implementación en python. Esta definición viene dada por el conjunto de nodos descrito previamente: de probabilidad; de decisión, realizar o no una acción; y de utilidad, medida por el QALE. Posteriormente, basándose en la librería **PyAgrum**, se usa la siguiente clase y métodos para realizar los diagramas de influencia.^[4]

gum.InfluenceDiagram(): Constructor del diagrama de influencia vacío.

Luego, siendo *diag* un objeto construido con **gum.InfluenceDiagram()**.

diag.addChanceNode(Nombre, Descripción, Número de Valores): Crea un nodo de probabilidad, con el *Nombre* y la descripción *Descripción*, donde el *Numero de valores*, son los posibles estados de probabilidad que tiene en cuenta ese nodo. Por ejemplo si el número de valores es 2, la tabla de probabilidad dependerá de 2 columnas.

diag.addDecisionNode(Nombre, Descripción, Número de Valores): Crea un nodo de decisión, con el *Nombre* y la descripción *Descripción*, donde el *Numero de valores*, son todas las posibles acciones excluyentes entre si que tiene en cuenta ese nodo.

diag.addUtilityNode(Nombre,Descripción,Número de Valores): Crea un nodo de utilidad, con el *Nombre* y la descripción *Descripción*, donde el *Numero de valores*, generalmente se le pasa el valor de uno, ya que si se supiera por evidencia algún caso, solo podría recibirse una utilidad.

diag.addArc(Nodo 1,Nodo 2) : Agrega un arco/flecha con cola en Nodo1 y cabeza en Nodo2.

Nodo[Posibilidades] =[Valores] : Este método permite agregar y modificar valores al nodo, ya sea de utilidades o probabilidades.

Una vez implementado la librería utiliza el algoritmo de reversamiento de arco, con o sin evidencia, para evaluar todo el diagrama de influencia y calcular las utilidades esperadas de cada conjunto de elecciones posibles.

3.1. Algoritmo de Evaluación (Reversamiento de arco)

Input: Diagrama de Influencia.

1. Eliminar todos los nodos(excepto los nodos de valor), que no apunte a otro nodo (nodos de barrera). En el ejemplo presentado anterior mente, tales nodos no existen.
2. Cuando ya no existan mas nodos que apunte a un nodo de valor/utilidad, hace lo siguiente:
 - a) Si existe un nodo de decisión que apunte a un nodo de valor, y si todo los otros nodos que apuntan al valor nodo también apuntan al nodo de valor, también apunto al nodo de decisión, remover el nodo de decisión, por determinación de política. remover cualquier nodo (otro que no sea el nodo de valor), que no apunte a otro nodo.
 - b) Si existe un nodo de posibilidad que apunte a un nodo de valor, removerlo por promedio, volver al paso 2.
 - c) Encontrar un nodo de valor que apunte a un nodo de valor y que no apunte a un nodo de decisión. Reversa los arcos(flechas), que apuntan del nodo de posibilidad a otro nodo de posibilidad que no cree un ciclo. Ahora el nodo de posibilidad apuntara solamente al nodo de valor. Volver al paso 2.

Output: : Utilidad, Mejores decisiones en base a evidencia.

4. Resultados

Utilizando la metodología anterior se replican los 3 modelos de decisión presentados inicialmente. Con los cuales se realiza la inferencia con y sin evidencia, lo cual retorna las decisiones que ofrecen la mayor esperanza de vida.

Primero, el modelo uno se diseña basado en el esquema visto en la figura 1. Una vez es construido se realiza la inferencia sin aportar evidencia, con la cual se obtiene que la mejor decisión es recibir el tratamiento con una esperanza de vida esperada de 70.29 años. Este valor esperado es lógico debido a la baja probabilidad de contraer VIH; pero dado que hay mayor ganancia de utilidad al tener VIH y recibir tratamiento, contra la que se pierde si se trata sin tener la enfermedad, prima el dicho popular "mejor prevenir que lamentar". Por otro lado, al incluir como evidencia que la prueba PCR resulta positiva, lo que se traduce mayor riesgo, lógicamente la decisión de se mantiene; pero ahora con una utilidad esperada mucho menor, 22.84 años, debido a la eficiencia de la prueba PCR. A continuación, en la figura 5 se puede visualizar la estructura de la red implementada.

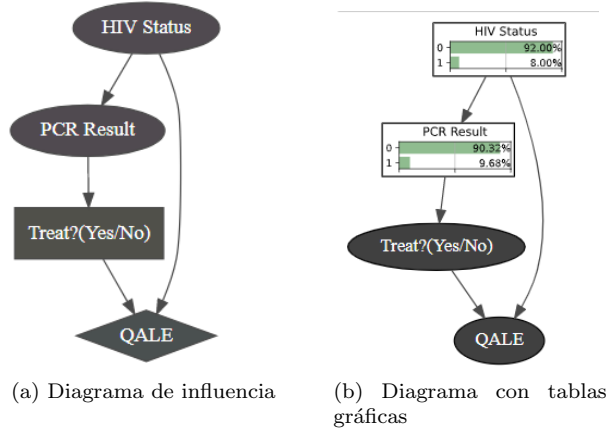


Figura 5: Modelo 1

Continuando, el modelo 2 es un modelo un tanto más complejo que el anterior debido a que incorpora una nueva decisión, si la prueba PCR debe realizarse o no. El diagrama de influencia realizado para este se encuentra en la figura 7.

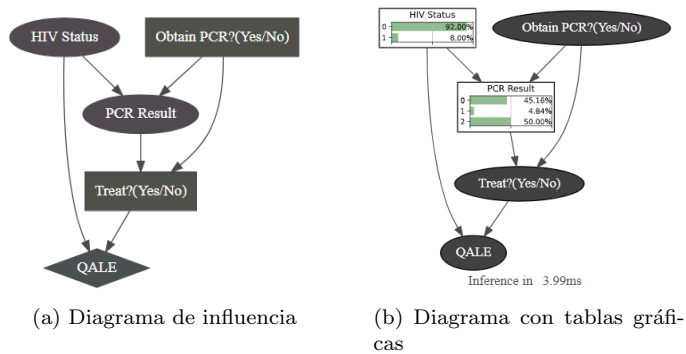


Figura 6: Modelo 2

Al igual que para el modelo 1, para este último se realiza la inferencia sin evidencia, la cual arroja que el mejor conjunto de decisiones es realizar la prueba PCR, pero no el tratamiento, con una utilidad esperada máxima de 70.29 años. Luego se calcula la utilidad esperada luego de haber tomado estas decisiones previamente y conocer el resultado negativo de la prueba PCR, con lo cual se obtiene una utilidad esperada de 75.38 años. Esto nuevamente es debido a la exactitud de la prueba PCR, además de que no se aplicó un tratamiento que puede perjudicar a un individuo sano.

Por último se realiza el modelo 3, que como se muestra en la figura 3 incorpora la posible eficacia del acompañamiento médico y el comportamiento sexual del individuo. Al igual que en el modelo 2, para un adulto sin evidencia la mejor decisión es realizar la prueba de VIH y no recibir tratamiento. Pero esto esperando un utilidad de 44.58 años, menor debido a que el individuo ya ha vivido más años y se enfrenta al efecto del comportamiento sexual. Luego, al incluir como evidencia que el individuo tiene VIH la decisión óptima es no realizar prueba ni tratamiento, esto es de esperarse ya que no pueden salvar su vida con el tratamiento, con una esperanza de vida de 4.74 años. El diagrama de esta implementación se ve en la figura 7

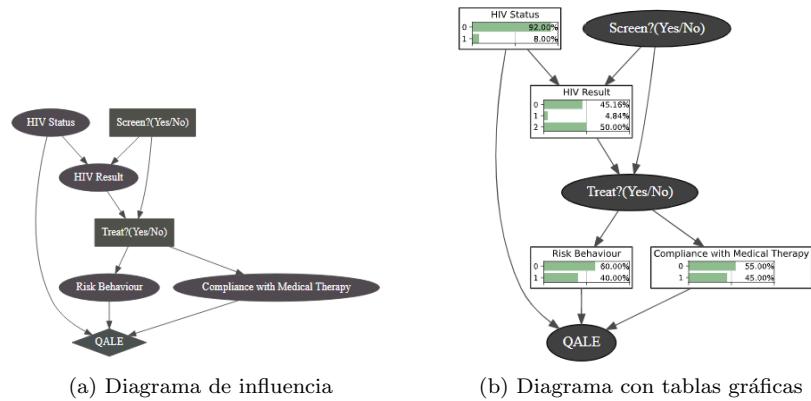


Figura 7: Modelo 3

5. Discusión

Las redes bayesianas tienen una forma visual que las hace fáciles de entender una vez han sido diseñadas. Además, al agregar nodos de decisión y utilidad no se pierde la simplicidad que las hace asemejarse a los árboles de decisión, lo cual es una gran ayuda al momento de presentar a un ojo inexperto los resultados. Sin embargo, la gran falencia de esta herramienta radica en la necesidad de conocimiento experto para poder diseñar un diagrama de influencia adecuado para cualquier problema dado. Pequeños cambios en el diseño de una red con los mismos nodos puede causar grandes diferencias en los resultados. Este problema se evidencia al realizar pruebas con los modelos de VIH expuestos anteriormente, donde la elección de la dirección de una flecha cambia drásticamente la esperanza de vida. Más aún, al momento de ampliar los modelos, como incluir las patologías y costos asociados a la enfermedad, las posibles interacciones entre los nodos no pueden diseñarse sin profundo conocimiento del área de estudio. Además, a esto se le suma la exigencia de calcular tablas de probabilidad adecuadas en base a las conexiones creadas, lo que complica aún más la puesta en práctica de una red.

6. Conclusiones

Las redes bayesianas, y en particular los diagramas de influencia, son una herramienta atractiva para la toma de decisiones en el campo de la medicina. Esto debido a que son muy útiles cuando se conoce la existencia de una alta dependencia condicional, la presentación de la relación probabilística es importante o se quiere un modelo sencillo de presentar cuando no hay gran complejidad. No obstante, se debe recordar que es un terreno en el que se debe actuar con cuidado, debido a los supuestos que implican su funcionamiento.

Bibliografía

- [1] Russell S. & Norvig P. (2016) *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education Limited.
- [2] Owens, Douglas and Shachter, Ross and Nease, Robert (1997) *Representation and Analysis of Medical Decision Problems with Influence Diagrams* Medical decision making : an international journal of the Society for Medical Decision Making. 17. 241-62. 10.1177/0272989X9701700301.

- [3] Richar Neapolitan, Xia Jian, Daniela P.Ladner & Bruce Kaplan. (2016). *A Primer on Bayesian Decision Analysis With an Application to a Personalized Kidney Transplant Decision*. HHS Public Access.
- [4] Wiboonsak Watthayu & Yun Peng. (2004). *A Bayesian Network Based Framework For Multi-Criteria Decision Making*. Proceedings of the 17th International Conference on Multiple Criteria Decision Analysis.