



*Asesorías y Tutorías para la Investigación Científica en la Educación Puig-Salabarría S.C.
José María Pino Suárez 400-2 esq a Lerdo de Tejada, Jalisco, Estado de México. 7223898478*

RFC: ATI120618V12

Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores.

<http://www.dilemascontemporaneoseduccionpoliticayvalores.com/>

Año: VII Número: Edición Especial Artículo no.:24 Período: Noviembre, 2019.

TÍTULO: Representación y análisis del conocimiento causal en la medicina.

AUTORES:

1. M.D. Lázaro Francisco Ramos Fuentes.
2. M.D. Amilkar Suarez Pupo.
3. Máster. Alicia Filadelfia Escobar Torres.
4. Máster. Víctor Manuel Sellán Icaza.
5. Máster. Ligia Elizabeth Vargas Angulo.

RESUMEN: En medicina se busca descubrir y representar las relaciones causales entre variables de interés y 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 ventaja que presentan los mapas cognitivos difusos en el diagnóstico mediante el cálculo de scoring de cada alternativa utilizando métodos multicriterio.

PALABRAS CLAVES: conocimiento causal, mapas cognitivos difusos, redes bayesianas.

TITLE: Representation and analysis of causal knowledge in medicine.

AUTHORS:

1. Dr. Lázaro Francisco Ramos Fuentes.
2. Dra. Amilkar Suarez Pupo.
3. Máster. Alicia Filadelfia Escobar Torres.
4. Máster. Víctor Manuel Sellán Icaza.
5. Máster. Ligia Elizabeth Vargas Angulo.

ABSTRACT: In medicine, we seek to discover and represent the causal relationships between variables of interest. In order to represent causal knowledge computationally, it is necessary to use directed graphs. There are two fundamental techniques: Bayesian networks and diffuse cognitive maps. In the present work both techniques are compared and the advantage of diffuse cognitive maps in the differential diagnosis is shown by calculating the scoring of each alternative using multi-criteria methods.

KEY WORDS: causal knowledge, fuzzy cognitive maps, Bayesian networks.

INTRODUCCIÓN.

Los modelos causales se utilizan a menudo para comprender sistemas complejos, considerar la causalidad desde un punto de vista computacional, deben obtenerse modelos causales imprecisos (Puente A, 2011).

“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 en particular” (Wu, Yan, Wang, & Soares, 2017). En la toma de decisiones bajo incertidumbre se pueden utilizar modelos causales para realizar el razonamiento probatorio.

Para la toma de decisiones en el ámbito médico, la representación y el descubrimiento de la causalidad son muy importantes. Existen fundamentalmente dos técnicas con aplicaciones en medicina para representar computacionalmente la causalidad: Redes bayesianas (RB) y mapas cognitivos difusos (MCD).

En este trabajo se analizan las diferentes técnicas computacionales para la representación del conocimiento causal. Para su análisis se emplean métodos multicriterio el trabajo termina con recomendaciones para trabajos futuros.

DESARROLLO.

Modelos causales.

Los modelos causales son herramientas prácticas que a menudo se utilizan para comprensión y análisis de sistemas complejos. Los modelos causales pueden utilizarse para establecer las causas de ciertos eventos y predecir sus efectos. El conocimiento causal puede ser utilizado para facilitar los procesos de toma de decisiones (Pérez, K. T., Leyva, M. V., Espinilla, M. & Estrada, V. S. 2014).

Cada modelo causal puede ser representado por una red dirigida, llamada red causal. Existen diferentes tipos de causalidad que pueden expresarse gráficamente tal como se muestra en la Figura 1.

El modelado causal es importante para entender el proceso de toma de decisiones; sin embargo, sigue siendo un área relativamente poco estudiada. La causalidad es generalmente vista como una relación precisa: la misma causa siempre produce el mismo efecto. Pero en el mundo cotidiano, los vínculos entre causa y efecto son a menudo imprecisos o imperfectos por naturaleza. Es por tanto necesario para considerar la causalidad desde un punto de vista computacional, el empleo de modelos causales imprecisos. Por esta razón es necesario considerar el uso de técnicas de *Soft Computing* (Zadeh, 1996).

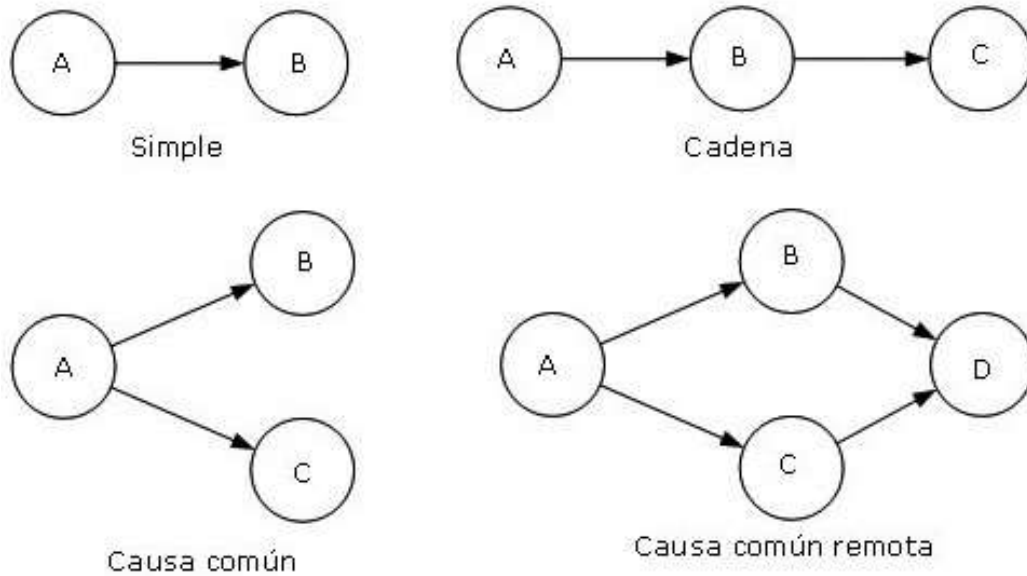


Figura 1. Representación gráfica de distintos modelos de causalidad.

Fuente. Leyva, M. V., Pérez, K. T., Febles, A. E. & Gulín, J. G. 2013.

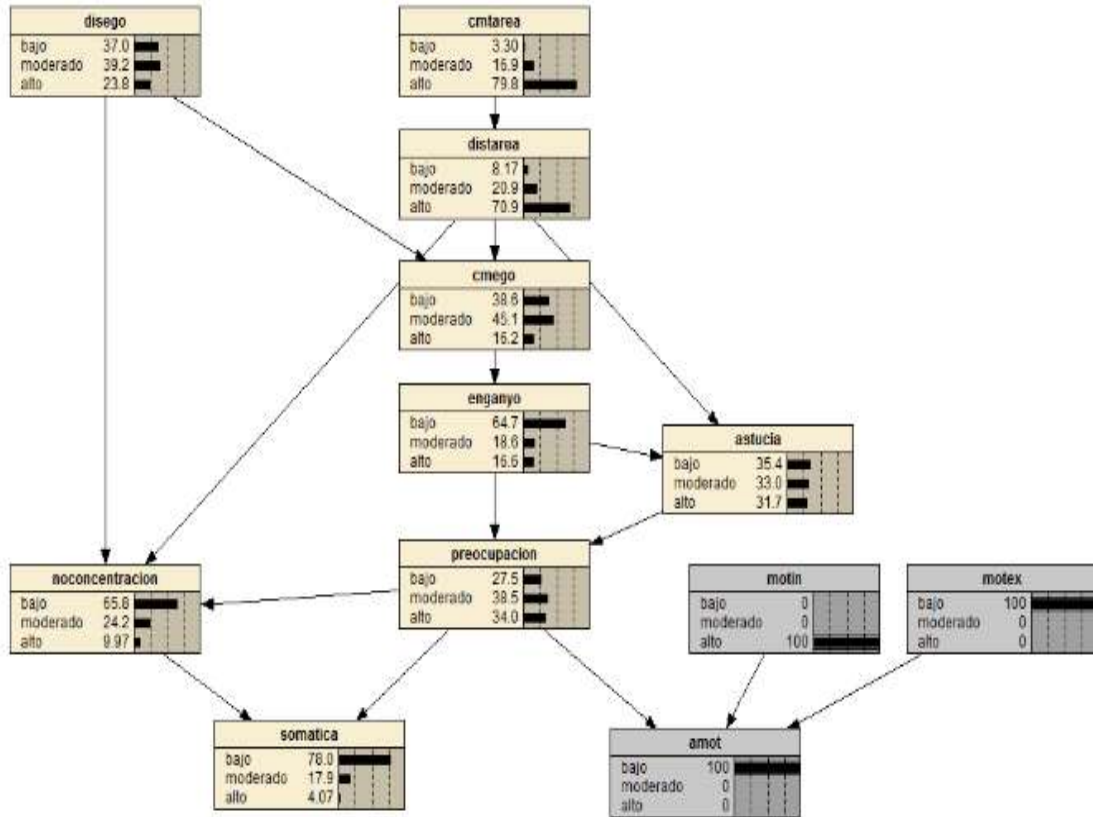
Redes bayesianas.

Las probabilidades condicionales proporcionan una herramienta para manejar la incertidumbre en las relaciones causales. Actualización de las probabilidades condicionales se basa en la aplicación del Teorema de Bayes.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

Los RBs (Figura 2) permiten seleccionar sólo aquellas variables que tienen relaciones causales para el cálculo de probabilidades condicionadas. Un RB muestra la estructura de relación-dependencia entre las diferentes variables de dominio (nodos) y su distribución de probabilidad. Estos ofrecen un modelo apropiado para caracterizar la causalidad en términos de probabilidades condicionales

Figura 2. Ejemplo de Red Bayesiana. Fuente: García, A. M. et al., 2015.



Sin embargo, tienen limitaciones en el manejo de la existencia de ciclos en las relaciones causales (Uusitalo, 2007). Otra limitación es la dificultad para determinar con precisión las probabilidades.

Mapas cognitivos difusos.

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

La teoría de los conjuntos difusos o borrosos fue introducida por Zadeh (1965), un dominio difuso es una clase de objetos con un grado continuo de pertenencia. Este conjunto se caracteriza por una función de membresía (función característica) que asigna a cada objeto un grado evaluable de membresía entre cero y uno.

La lógica difusa proporciona un marco adecuado para tratar la causalidad imperfecta. Para expresar el grado de causalidad entre conceptos, se pueden utilizar expresiones lingüísticas como "negativamente fuerte", "positivamente fuerte", "negativamente débil", "positivamente débil", etc (Leyva, Smarandache, & Ricardo, 2018).

Los MCDs (Figura 3) son una técnica introducida por *Kosko (K1986)* como una extensión de los mapas cognitivos utilizando lógica difusa. MCDs mejoran los mapas cognitivos al describir la fuerza de la relación usando valores borrosos en el intervalo $[-1,1]$. Los nodos son conceptos causales y pueden modelar eventos, acciones, valores, metas o procesos. Constituyen una estructura gráfica difusa con retroalimentación para representar la causalidad. Combinan herramientas teóricas de mapas cognitivos, lógica difusa, redes neuronales, redes semánticas, sistemas expertos etc.

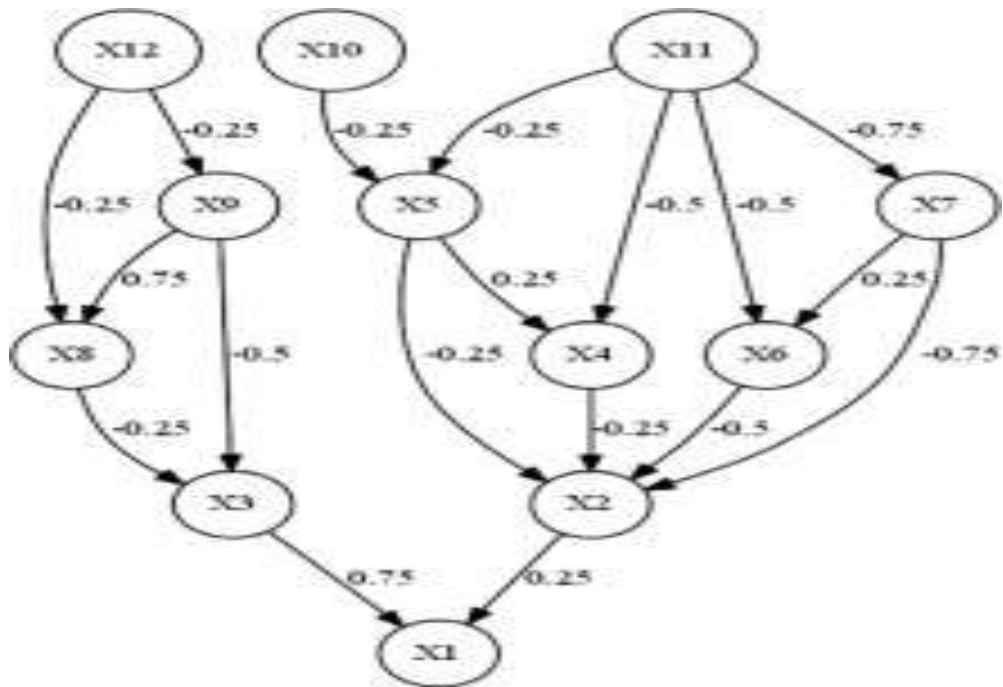


Figura 2. Ejemplo de Mapa Cognitivos Difuso.

Fuente. Leyva, V. M., Pérez, K. T., Fables, A. E. & Gulín, J. G., 2013.

Un MCD puede ser representado por un dígrafo dirigido en el que los nodos representan conceptos y los arcos indican una relación causal. La matriz de adyacencia se obtiene a partir de estos valores asignados a los arcos. El número de extensiones basadas en la concepción original del MCD para incluir diferentes formas de incertidumbre como la neutrosofía (González. R. et al., 2019).

Entre los elementos que permiten una representación más realista del conocimiento está la posibilidad de representar ciclos, vaguedades y ambigüedades. También presentan una mayor facilidad de uso para obtener conocimientos de los proveniente de expertos. La limitada disponibilidad de herramientas, tanto comerciales como gratuitas, para apoyar esta técnica constituye una de sus limitaciones.

DEVELOPMENT.

Métodos.

Para el estudio comparado de ambas técnicas en la medicina , se utilizó la Teoría de Decisión Multicriterio, definida como teoría que contribuye a seleccionar la técnica que mejor cumple con los criterios previstos a su utilización en el diagnóstico (Moreno & Vargas, 2018).

Para el estudio comparado de las técnicas de IA que mejor se ajusta para el diagnóstico de enfermedades, se selecciona el método de ponderación lineal (*Scoring*), donde el decisor juega un importante papel para cada uno de los objetivos definidos en cada técnica de IA.

Los datos utilizados para el análisis de métodos de representación del conocimiento causal se corresponden con la información extraída del análisis documental, los cuales se cuantificaron asignándole un peso para realizar tal comparación. Para establecer el *Rating* de satisfacción para cada alternativa se utiliza una escala de 0 - 9 puntos, luego se calculó el *Scoring* para cada alternativa. La evaluación se muestra a continuación empleando un gráfico de radar.

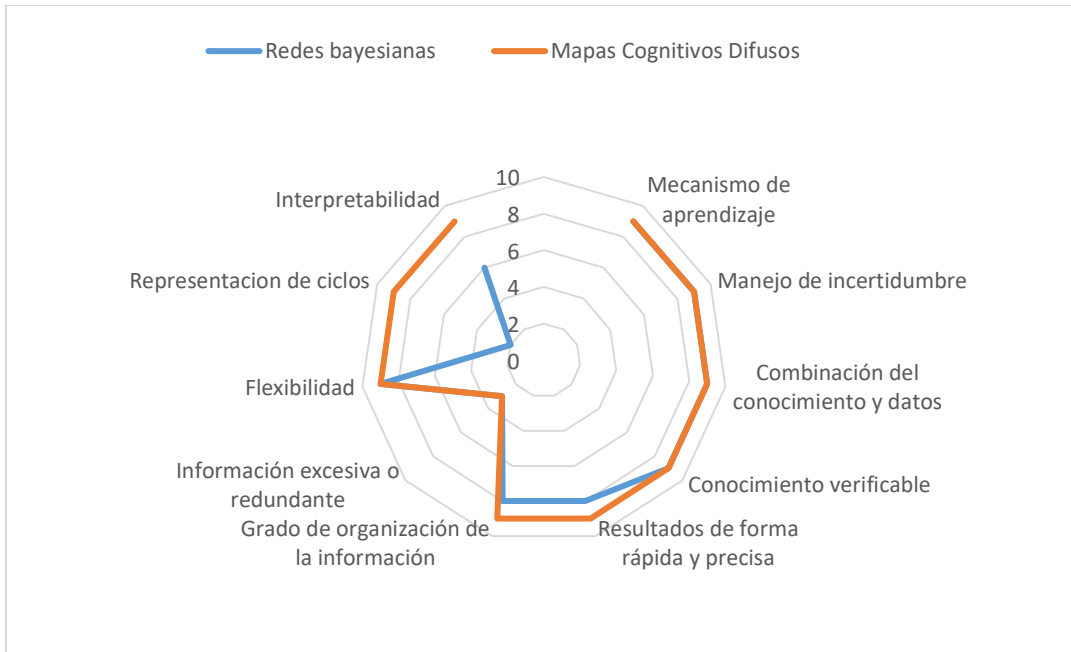


Figura 3. Comparación de las técnicas de representación del conocimiento causal.

Fuente: Elaboración propia.

luego se calculó el *Scoring* para cada alternativa, donde los resultados obtenidos al aplicar se reflejan en la tabla 1.

Tabla 1. Resultados de la Ponderación Lineal.

Criterios	Redes bayesianas	Mapas Cognitivos Difusos
Scoring	7.2	8.4

Fuente: elaboración propia.

Basado en el análisis realizado, la técnica de representación del conocimiento causal que reflejó resultados más apropiados, para el diagnóstico de enfermedades se correspondió con el uso de los mapas cognitivos difusos. Resultado que está en correspondencia con el estado del arte relacionado

con el uso de las técnicas de Inteligencia Artificial que con frecuencia se utilizan para el diagnóstico de enfermedades.

Los mapas cognitivos difusos poseen ventajas frente a las redes bayesianas debido entre otras razones a que presentan una interpretación sencilla basados en la lógica difusa posibilidad de incorporar creencias previas de un experto y manejos de ciclos y retroalimentación.

CONCLUSIONES.

Para representar la causalidad desde un punto de vista computacional, es necesario utilizar técnicas pertenecientes al *Softcomputing*. Dentro de estas técnicas, se compararon el RB y el MCD, donde este último era el más apropiado en múltiples escenarios. En la toma de decisiones en el ámbito médico, los MCDs son útiles y adecuados para representar la causalidad.

Se empleó el método del scoring para comparar ambas técnicas. obteniéndose que mapas cognitivos difusos constituyen la técnica de Inteligencia Artificial que mayores posibilidades tienen para el diagnóstico de enfermedades, debido a la capacidad de modelar los procesos del razonamiento médico combinando el conocimiento causal expertos con los datos médicos que ellos aportan y los datos clínicos existentes. Como trabajos futuros se propone el desarrollo de distintos estudios de casos que muestren la ventaja de los MCD en el ámbito de la biomedicina.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

1. Garcia, A. M, Fuster, P, P., Ponseti, F. J., Palou, P. S., Olmedilla, A. Z. & Cruz, J. F. (2015). Análisis de las relaciones entre la motivación, el clima motivacional y la ansiedad competitiva en jóvenes jugadores de equipo mediante una red Bayesiana. *Anales de Psicología/Annals of Psychology*, 31 (1), pp.355-366. Recuperado de: <http://revistas.um.es/analesps/article/view/analesps.31.1.167531/169901>

2. González, R., Oviedo, M. D., Leyva, M., Estupiñán, J., Sganderla, J. A. & Smarandache, F. (2019). Pestel analysis based on neutrosophic cognitive maps and neutrosophic numbers for the sinos river basin management. *Neutrosophic Sets & Systems, Vol. 26*, pp.105-113. Recuperado de: <http://fs.unm.edu/NSS/SinosRiverBasin.pdf>
3. Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies, 24*(1), pp.65-75.
4. Leyva, V. M., Pérez, K. T., Fables, A. E. & Gulín, J. G. (2013a). Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información. *Contaduría y administración, 58*(4), pp.95-117.
5. Leyva, M. V., Pérez, K. T., Febles, A. E. & Gulín, J. G. (2013b). Técnicas para la representación del conocimiento causal: un estudio de caso en Informática Médica. *Revista Cubana de Información en Ciencias de la Salud. 24*(1), pp.73-83. Recuperado de: <http://scielo.sld.cu/pdf/ics/v24n1/ics06113.pdf>
6. Leyva, M. V., Smarandache, F. & Ricardo, J. E. (2018). Artificial intelligence: challenges, perspectives and neutrosophy role.(Master Conference). *Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valore, Edicion especial, Núm. 1*, Recuperado de: <https://search.proquest.com/openview/1387cc4b70b7977662f675f7c12a90ed/1?pq-origsite=gscholar&cbl=4400984>
7. Moreno, J. M. & Vargas, L. G. (2018). Cognitive Multiple Criteria Decision Making and the Legacy of the Analytic Hierarchy Process. *Estudios de Economía Aplicada. 36* (1), pp.67-80. Recuperado de: <file:///C:/Users/1/Downloads/Dialnet-CognitiveMultipleCriteriaDecisionMakingAndTheLegac-6283915.pdf>

8. Pérez, K. T., Leyva, M. V., Espinilla, M. & Estrada, V. S. (2014). Computación con palabras en la toma de decisiones mediante mapas cognitivos difusos. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*. 8 (2), pp.19-34. Recuperado de: <http://scielo.sld.cu/pdf/rcci/v8n2/rcci02214.pdf>
9. Puente A. (2011). Causality in Science. *Revista de Investigación Pensamiento Matemático*. 1 (12). Recuperado de: <file:///C:/Users/1/Downloads/Dialnet-CausalityInScience-3744334.pdf>
10. Uusitalo, L. (2007). Advantages and challenges of Bayesian networks in environmental modelling. *Ecological modelling*, 203 (3-4), pp.312-318.
11. Wu, B., Yan, X., Wang, Y. & Soares, C. G. (2017). An evidential reasoning-based CREAM to human reliability analysis in maritime accident process. *Risk analysis*, 37 (10), pp.1936-1957.
12. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8 (3), pp.338-353. doi: 10.1016/s0019-9958(65)90241-x
13. Zadeh, L. A. (1996). *Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Systems: Selected Papers by Lotfi a Zadeh*. World Scientific. pp.796-804.

DATOS DE LOS AUTORES.

1. **Lázaro Francisco Ramos Fuentes.** Doctor en Medicina en el Instituto Superior de Ciencias Médicas de La Habana. Servidor del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social. – IESS– Ecuador.
E-mail: lazaro.ramos.fuentes@gmail.com
2. **Amilkar Suarez Pupo.** Doctora en Medicina en el Instituto Superior de Ciencias Médicas de La Habana. Servidor del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social – IESS – Ecuador.
3. **Alicia Filadelfia Escobar Torres.** Magister en Gerencia de Servicios de Salud, Docente en la Universidad Técnica de Babahoyo – Ecuador.
4. **Víctor Manuel Sellán Icaza.** Magister en Gerencia de Servicios de Salud, Docente en la Universidad Técnica de Babahoyo – Ecuador.

5. Ligia Elizabeth Vargas Angulo. Magister en Gerencia de Servicios de Salud, Docente en la Universidad Técnica de Babahoyo. – Ecuador

RECIBIDO: 12 de octubre del 2019.

APROBADO: 21 de octubre del 2019.