



Tarea 04

Nombre: Diana Celeste Herrera Godina.

Fecha: 25 de mayo 2023.

Reporte causalidad: aprendizaje causal, inferencia causal e inteligencia causal.

La importante y difícil tarea de crear sistemas de inteligencia artificial que puedan comprender y manipular la causalidad tiene el potencial de mejorar nuestra capacidad para resolver problemas y tomar decisiones razonadas. La capacidad de razonar y resolver problemas complejos podría mejorar en gran medida mediante la creación de sistemas de inteligencia artificial que puedan manipular la causalidad.

El aprendizaje causal tiene como objetivo comprender la relación de causa y efecto, es decir, buscar las causas de los efectos y considerar cómo influir en esas causas para afectar el resultado. Este tipo de aprendizaje es esencial para la toma de decisiones, ya que permite prever los efectos de nuestras elecciones y seleccionar la mejor opción. Implica detectar la relación de covariación entre dos eventos antes de realizar una atribución causal en forma de juicio o creencia. La mayoría de los modelos se centran en los mecanismos que explican el proceso de adquisición, siendo el modelo de Rescorla y Wagner uno de los más utilizados. Otros modelos más recientes enfatizan la necesidad de atender a los contenidos del aprendizaje en la memoria para explicar fenómenos relacionados con la extinción o la expresión del aprendizaje en diferentes contextos.

La inferencia causal, por otro lado, es un concepto que describe la ausencia de una conexión entre dos eventos. Dicho de otra manera, decimos que dos eventos son causalmente indiferentes si ocurren simultáneamente pero no hay prueba de que uno de ellos haya causado al otro. Debido a que nos permite distinguir entre relaciones causales y eventos puramente coincidentes, esta idea es crucial para la estadística y la investigación científica. Esta inferencia se aplica en diversos ámbitos: como la epidemiología, la economía y las ciencias sociales, ya que esta se usa para determinar si una exposición particular (como fumar) es responsable de un resultado de salud específico (como el cáncer de pulmón).

Existen diversos métodos utilizados en la inferencia causal, como la regresión lineal y la regresión logística, y explican cómo estos métodos pueden ser insuficientes para establecer una relación causal definitiva.

La inteligencia causal comprende cómo los cambios en una variable pueden afectar a otra y, en última instancia, ser capaz de manipular las relaciones de causa y efecto se conoce como tener inteligencia

causal. Esta habilidad es crucial para tomar decisiones acertadas y resolver problemas en una variedad de disciplinas, desde la economía hasta la medicina.

En cuanto a la inteligencia artificial, la capacidad de simular y manipular la causalidad se plantea como un objetivo significativo y difícil. Los sistemas de inteligencia artificial que pueden comprender y manipular la causalidad podrían simular varios escenarios y prever los resultados de varias decisiones antes de que se tomen, lo que sería extremadamente útil en una variedad de industrias.

Se tienen problemas técnicos y filosóficos que rodean a la inteligencia artificial causal, como la necesidad de crear algoritmos que puedan reconocer y modelar relaciones causales complejas y la necesidad de asegurarse de que los sistemas de IA no refuercen ni amplifiquen los sesgos y las desigualdades que ya existen en los datos de entrenamiento.

Estas herramientas nos ayudan a buscar mejores soluciones y tomar decisiones mediante el uso de sistemas de inteligencia artificial que sean capaces de llevar a cabo esta tarea. Un sistema de IA que comprenda la causalidad, por ejemplo, podría simular los efectos de una política pública propuesta antes de que se ponga en práctica en la vida real o predecir los resultados de un experimento.

Son ideas clave sobre cómo pensamos sobre la causalidad, la capacidad de razonar y resolver problemas complejos podría mejorar en gran medida mediante la creación de sistemas de inteligencia artificial que puedan manipular la causalidad y así tener un amplio panorama para su resolución.

Referencias:

Vila, N. J., & Rosas, J. M. (2005). Aprendizaje causal y recuperación de la información. Jaén: del lunar.

Spirtes, P., Glymour, C., & Scheines, R. (2000). Causation, prediction, and search (2nd ed.). Sacado de: <https://mitpress.mit.edu/books/causation-prediction-and-search-second-edition>.

SSIRES (2021). El caso de la inteligencia artificial causal. Recuperado el 12 de mayo de 2023, de <https://ssires.tec.mx/es/noticia/el-caso-de-la-inteligencia-artificial-causal>.

López, J. C. P., Martínez, A. C., & López, A. M. (2002). Aprendizaje de relaciones de contingencia y causalidad: Hacia un análisis integral del aprendizaje causal desde una perspectiva computacional. *Cognitiva*, 14(1), 15-42.

Peters, J., Janzing, D., & Schölkopf, B. (2017). Elements of causal inference: Foundations and learning algorithms. Sacado de: <https://mitpress.mit.edu/books/elements-causal-inferenc>.