

TRANSPORTE ÓPTIMO Y TRANSFER LEARNING: EXTRACCIÓN DE REPRESENTACIONES INVARIANTES CON APLICACIÓN A INTERFACES CEREBRO-COMPUTADORA

Ian Bounos

Universidad de Buenos Aires - Instituto de Investigaciones Matemáticas Luis A. Santaló, Argentina
bounosian@gmail.com

El problema de transferencia de aprendizaje consiste en la obtención de representaciones de datos que preserven la información relevante para una tarea de predicción, pero que resulten invariantes al dominio del cual provienen las observaciones. A esto se lo conoce como generalización de dominio. Este problema admite una formulación natural en términos de transporte óptimo: buscar una transformación que minimice el costo de acoplar las distribuciones de distintos dominios, alineando sus estructuras estadísticas sin destruir la información discriminativa relevante para la tarea.

En este trabajo, proponemos abordar la generalización de dominio mediante un enfoque que utiliza la distancia de Wasserstein para construir una función de costo, junto con entrenamiento adversarial, con el fin de obtener representaciones invariantes al dominio.

Como caso de validación empírica, aplicamos dicho enfoque a la clasificación de segmentos de señales de electroencefalografía (EEG) en tareas de imaginería motora para interfaces cerebro-computadora (BCI), donde la variabilidad entre sujetos constituye una barrera central para la generalización de los modelos. Comparamos el desempeño del enfoque utilizado (WADG, Wasserstein Adversarial Domain Generalization) frente a métodos clásicos como Common Spatial Patterns (CSP) y modelos de aprendizaje profundo como EEGNet, evaluando su capacidad de generalización en escenarios de variabilidad entre sujetos. Este trabajo es resultado de una colaboración conjunta con Pablo Groisman, Victoria Peterson y Catalina Galván.

Trabajo en conjunto con Pablo Groisman (Universidad de Buenos Aires, Argentina), Victoria Peterson (Universidad del Litoral, Argentina) y Catalina Galván (Universidad del Litoral, Argentina).