CURRICULUM LEARNING

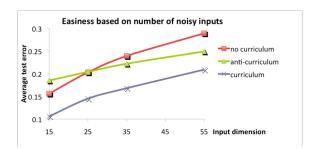
Los humanos al igual que el resto de los animales aprendemos de manera más eficiente cuando los ejemplos de aprendizaje se nos presentan de manera organizada, con un orden significativo que ilustran gradualmente conceptos más variados y complejos. En [1] los autores formalizan la descrita estrategia de capacitación en el contexto del aprendizaje automático, y lo describen como "aprendizaje curricular" explorando esta estrategia desde distintas vertientes. La idea clave de esta nueva estrategia de aprendizaje gradual reside en explotar conceptos previamente aprendidos para facilitar el aprendizaje de nuevas abstracciones. Para ello resulta imprescindible la correcta selección de qué ejemplos de aprendizaje y en qué orden se van a presentar al sistema. De esta manera, el objetivo principal es el de guiar el aprendizaje del sistema para optimizar el rendimiento y los resultados. El principio de aprendizaje curricular computacional se basa en el mismo fundamento utilizado de forma extensa en el entrenamiento animal [2,3]

Las principales hipótesis para el éxito del aprendizaje curricular residen en la presunción de que el aprendizaje curricular tiene un efecto sobre la velocidad de convergencia del proceso de aprendizaje del agente, ya que los ejemplos de aprendizaje más sencillos son asimilados en etapas tempranas mientras que los ejemplos más complejos se deben asimilar en etapas más tardías del proceso. Además, por otra parte, en lo que respecta a la optimización, existen evidencias de que el aprendizaje curricular es una herramienta eficiente para escapar de óptimos locales, debido a que puede verse como una estrategia general para la optimización continua de funciones no convexas.

En un intento por aclarar el contexto y las circunstancias que hacen del aprendizaje curricular una estrategia efectiva para el aprendizaje de agentes inteligentes, en [1] los autores contribuyen realizando diversos experimentos del ámbito de la visión por computador y del procesamiento del lenguaje natural, mostrando ejemplos concretos en los cuales la consecución de un curriculum adecuado resulta en una generalización mejorada del modelo y una convergencia más rápida. Además, los autores argumentan que una estrategia curricular bien elegida puede actuar como un método efectivo para escapar de óptimos locales y acercarse al óptimo global.

Como resultado experimental, también se cree que existe cierta relación entre el aprendizaje curricular y los métodos de regularización extensamente utilizados para el entrenamiento de sistemas de aprendizaje profundo [4,5], es decir, el aprendizaje curricular tiene un efecto beneficioso para evitar el sobre-entrenamiento en modelos sujetos a muchos ciclos de aprendizaje, lo que provoca una menor memorización del conjunto de entrenamiento y una mejor generalización en el conjunto de testeo.

Los experimentos realizados en el ámbito del aprendizaje curricular muestran que se pueden lograr mejoras significativas en la capacidad de generalización de agentes basados en aprendizaje automático en el dominio de la visión por computador y del procesamiento del lenguaje natural.



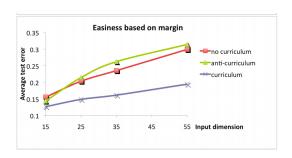


Imagen 1: Resultados de los experimentos realizados en [1] donde se muestra que las tasas de error más bajas son obtenidas en los escenarios en los que el sistema inteligente ha sido entrenado siguiendo una política de aprendizaje curricular

REFERENCIAS

- [1] Bengio, Y., Louradour, J., Collobert, R., & Weston, J. (2009, June). Curriculum learning. In Proceedings of the 26th annual international conference on machine learning (pp. 41-48).
- [2] Skinner, B. F. (1958). Teaching machines. Science, 128(3330), 969-977.
- [3] Krueger, K. A., & Dayan, P. (2009). Flexible shaping: How learning in small steps helps. *Cognition*, 110(3), 380-394.
- [4] Girosi, F., Jones, M., & Poggio, T. (1995). Regularization theory and neural networks architectures. *Neural computation*, 7(2), 219-269.
- [5] Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. The journal of machine learning research, 15.