

**Máster universitario de Ciencia de Datos**

**Prueba de Evaluación Continua – PEC3**

**Aprendizaje por refuerzo – Estado del arte.**

Autor:

Mario Ubierna San Mamés

|  |
| --- |
| Índice de Contenido |

[Índice de Contenido 2](#_Toc93076271)

[1. Resumen del estado del arte 3](#_Toc93076272)

[2. Bibliografía 5](#_Toc93076273)

|  |
| --- |
| Resumen del estado del arte |

#### Referencia del artículo

El artículo seleccionado es “*Decision-Making Strategy on Highway for Autonomous Vehicles Using Deep Reinforcement Learning*”, cuyos autores son *Jiangdong Liao, Teng Liu, Xiaoling Tang, Xingyu Mu, Bing Huang* y *Dongpu Cao*. La fecha de publiación del artículo data del 9 de septiembre del 2020 [1].

#### Descripción de la temática

La inteligencia artificial está muy presente en nuestro día a día, hasta tal punto que por ejemplo se use la misma en vehículos para que éstos conduzcan de forma autónoma, consiguiendo así reducir el número de accidentes y realizar una conducción eficiente.

El objetivo de este artículo es mostrar cómo un vehículo puede conducir de forma autónoma, es decir, enseñar a un agente a aprender a tomar la mejor decisión para que la conducción sea segura y eficiente, en otras palabras que no haya accidentes y se mueva de forma inteligente por la carretera.

Para poder realizar esta difícil tarea, el artículo analiza y muestra cómo es el comportamiento del agente, dependiendo de si la toma de decisiones se realiza a partir de un agente DQN o DDQN.

Recordemos la diferencia entre ambos, en DQN la red objetivo se encarga de ver qué acción es mejor y calcular su Q, mientras que en DDQN la red objetivo solo calcula el valor de Q de la mejor acción según la red principal, con esto se consigue un mejor rendimiento en el modelo por norma general.

#### Novedades que presenta el artículo

Respecto al problema que se busca solventar, cabe destacar que hay proyectos similares tal y como se indican en el artículo, pero éstos no son del todo iguales.

Por ejemplo, *Kato* realiza algo similar, pero en este caso usa el punto de vista como supervisión, mientras que en esta solución el aprendizaje es no supervisado. *HoloGAN* al igual que la solución que se aborda usa imágenes pero no obtiene una reconstrucción en 3 dimensiones. *Henzler et al*, necesita que las imágenes estén sobre un fondo blanco, sin embargo en esta solución no es necesario.

Lo que se busca con esta solución es fusionar conceptos de diferentes proyectos, consiguiendo así unos mejores resultados. Para ello, se le proporciona al modelo un conjunto de imágenes, siendo la imagen la entrada al modelo y como salida obtenemos una descomposición de la forma en 3 dimensiones, el albedo, la iluminación y el punto de vista. Con esta descomposición se consigue reconstruir un modelo tridimensional a partir de una imagen bidimensional.

Como punto final destacar que, para que el modelo sea capaz de aprender sin supervisión se parte de una hipótesis, y ésta es que los objetos (imágenes) son simétricos, pero esto no es del todo cierto ya que en la naturaleza no existe una simetría al 100%, es por ello que se controla esta asimetría a partir de dos medidas, consiguiendo así un alto rendimiento del modelo.

#### Resumen de la parte experimental

Respecto a la comparación interna, se ha probado el modelo sin aprendizaje supervisado con el mismo modelo con aprendizaje supervisado, básicamente para así comparar la calidad de la reconstrucción que realiza el modelo. Los resultado obtenidos son lógicamente que el modelo supervisado comete menos error, pero lo llamativo es ver cómo el modelo no supervisado se comporta mejor que modelos base (un modelo base lo que hace es predecir un mapa de profundidad uniforme y constante, el otro modelo base hace uso de un mapa de profundidad constante pero usando la media de todos los mapas de profundidad sobre el conjunto de test), al comportarse mejor el modelo no supervisado que estos modelos base podemos ver que realmente sí que aprende a reconstruir un modelo en 3 dimensiones a partir de 2 dimensiones.

En cuanto a comparaciones externas, entendiendo esto como las comparaciones con otros modelos, los resultados obtenidos según el artículo es que hay una mejora en la calidad de la reconstrucción respecto a otros. En este caso no hay métricas pero sí podemos ver con ejemplos visuales dicha mejora.

#### Conclusiones

En este artículo se muestra un método que es capaz de generar un modelo en 3 dimensiones a partir de imágenes en 2 dimensiones. A la vista de los resultados obtenidos vemos que sí que es capaz de mejorar este método a los métodos anteriores, ofreciendo una reconstrucción de mayor calidad y que es sensible a cambios.

Por otro lado, no todos los puntos son positivos, por ejemplo el método explicado no funciona bien cuando las imágenes tienen una mala iluminación, cuando la pose es muy extrema (ya sea que es muy de perfil, o un ángulo no tan frontal) o cuando las texturas son muy oscuras.

En resumen, aunque como toda técnica tiene sus ventajas e inconvenientes, podemos ver que son muchas más las ventajas que ofrece este método respecto a otros que inconvenientes.

|  |
| --- |
| Bibliografía |

[1] J. Liao, T. Liu, X. Tang, X. Mu, B. Huang, y D. Cao, «Decision-Making Strategy on Highway for Autonomous Vehicles Using Deep Reinforcement Learning», *IEEE Access*, vol. 8, pp. 177804-177814, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3022755.