

Brayan Rodolfo Barajas Ochoa – 2170688

Juan Camilo Londoño Jaimes – 2172006

Camilo Andrés Calderón Carrillo – 2170090

Alfredo Rafael Puerta Zuluaga - 2150376

a. Redes neuronales para simulación física

Actualmente, un gran número de videojuegos necesitan implementar simulaciones físicas en sus motores gráficos con el fin de hacer el entorno lo más realista posible, de tal forma que se ajusten a las leyes de la mecánica tales como colisiones, lanzamientos, interacción entre objetos, entre otros. En muchas ocasiones, resulta computacionalmente costoso hacer estas simulaciones, lo que dificulta el desarrollo del juego en tiempo real; por tal razón, se buscó una alternativa para disminuir los tiempos y el uso de recursos mediante redes neuronales. Toda red neuronal necesita ser entrenada con una gran cantidad de datos que pueden ser obtenidos por medio de la simulación física de forma clásica, la ventaja de esto es que este procedimiento se realiza una sola vez, ya que, luego de entrenada, esta es capaz de entregar resultados por sí misma de acuerdo al aprendizaje realizado previamente y a los parámetros establecidos para una situación dada en particular.

Además, para la evaluación de dicha red, se pueden realizar simulaciones físicas de situaciones específicas para comparar los resultados obtenidos; al analizarlos, se observa que esta nueva forma obtiene una precisión significativa respecto al método tradicional, sumándole que optimiza el uso de memoria a unos cuantos megabytes y el tiempo de ejecución al orden de los microsegundos; de esta forma, se pueden obtener resultados desde cientos hasta miles de frames por segundos, de acuerdo a los parámetros que se proporcionen.

Este nuevo método luce prometedor para llegar a ser aplicable a gran escala debido a los resultados obtenidos hasta el momento; cabe mencionar que en ciertas situaciones se pueden presentar fallos o inconsistencias en los resultados, pero es de esperar que estos puedan ser solucionados a medida que se perfeccione el entrenamiento de la red con los datos obtenidos por medio de simulación.

b. Simulpast - Simulación basada en agentes

La simulación social por ordenador basada en agentes ayuda a comprender como interactúan, reaccionan y se relacionan ciertos individuos (agentes) dotados con inteligencia artificial en determinadas condiciones, por ejemplo, habitar en una tierra semiárida, con escasez de alimento y en condiciones extremas.

Para poder modelar esta simulación es necesario conocer ciertos factores como las condiciones del terreno, ubicación, medio ambiente, datos arqueológicos y climáticos, tasa de inanición, número de individuos por agente, recursos disponibles, rango social, velocidad de movimiento, consumo diario de calorías, tiempo dedicado a alimentarse, entre otras. Estas simulaciones sociales nos sirven para poder interpretar situaciones pasadas e incluso futuras para adaptarnos

a nuestro entorno, comprender mejor la relación con el medio ambiente y la interacción cultural. Estas simulaciones basadas en agentes son únicas e irrepetibles en cada ejecución, por lo que es necesario realizar miles de simulaciones para analizar patrones que nos permitirán entender que decisiones se tomaron en el pasado, comprender como actuamos en el presente y encontrar soluciones para el futuro.

c. Simulación corazón in-silico

Alya Red es un simulador a gran escala de un corazón humano, el cual está siendo desarrollado en el Centro Nacional de Supercomputación de Barcelona con ayuda de médicos y bioingenieros. Como una descripción computacional de un corazón humano requiere información en diferentes escalas de tiempo y espacio, se decidió basar el modelo del Alya Red específicamente en la escala del órgano. En el simulador se pueden aplicar impulsos eléctricos en cualquier zona del corazón, los cuales se propagan a lo largo de toda la estructura cardiaca en una forma coordinada. Gracias a la organización optimizada de fibras musculares que tiene el simulador, este tipo de impulsos hace que el ventrículo se contraiga. La geometría y forma del corazón son medidos usando imágenes de resonancia magnética, lo cual permite construir una malla con cientos de miles de elementos computacionales. El elemento más importante para obtener un modelo electromecánico realista del corazón es la organización de las fibras musculares cardiacas, la cual se obtiene por medio de imágenes de tensor de difusión. Estas se organizan de tal modo que permitan una contracción coordinada, estable y eficiente de las cavidades del corazón. Este simulador, el cual se ejecuta en un supercomputador con 10000 procesadores, ayudará a doctores a tener un mejor entendimiento del funcionamiento del cuerpo humano y del corazón, diagnosticar patologías, planear operaciones y probar y diseñar nuevas drogas.

Como se mencionó anteriormente, se debe tener suficiente información sobre todas las partes que componen al órgano, sus funciones e interacciones para que la simulación sea posible y efectiva.

d. AlphaGo zero

El Go es un juego milenario de origen chino que durante siglos los seres humanos hemos aprendido a jugar mejor y mejor gracias a millones y millones de jugadas. AlphaGo es un programa regido por la IA de Google "DeepMind" que consiguió en el pasado vencer a 2 campeones mundiales.

Ahora llega AlphaGo Zero, una máquina que ha aprendido a jugar sola como una profesional, "esta es la versión final de AlphaGo, AlphaGo Zero que aprende completamente desde cero" comenta David Silver, su creador "además les damos las instrucciones de juego y sin interacción humana alguna ha alcanzado sus mayores capacidades". Su conocimiento proviene de su potente red neuronal, la cual es capaz de descartar jugadas que en el pasado o le han resultado tan favorables, dedicándose esencialmente a jugar una y otra vez consigo misma. "Si consigues este tipo de aprendizaje desde cero, lo que tienes en realidad es un agente listo para ser trasplantado desde el Go a otro dominio" comenta David Silver, "lo desligas del campo concreto en el que trabajas para desarrollar un algoritmo aplicable en cualquier lugar: nuevos materiales, doblado de proteínas; los campos futuros de aplicación aún están por verse", David Silver cierra diciendo que "el objetivo de AlphaGo no es ir a vencer humanos sino hacer ciencia y descubrir que conocimiento es capaz de adquirir una máquina por sí misma".

En este caso el machine learning y la simulación se relacionan debido a que Alphago Zero solo ha recibido una información básica de cómo funciona el juego, todos sus conocimientos de este los ha ganado mediante simulaciones en las que juega contra sí misma y gracias a las cuales ha sido capaz de mejorar. El modelo en realidad solo requiere las reglas del juego y el resto lo irá aprendiendo por sí solo.