



PARADIGMAS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Explorar, encontrar e identificar ejemplos prácticos
de cada uno de los paradigmas de la inteligencia
artificial vistos en clase.

Autores

Alexis Guillén Ruiz
Juan Antonio Velázquez Alarcón

Mergeable Nervous Systems for Robots: Un Enfoque Bioinspirado

El proyecto "Mergeable Nervous Systems for Robots" desarrollado por Nithin Mathews, Anders Lyhne Christensen, Rehan O'Grady, Francesco Mondada y Marco Dorigo, propone una nueva clase de robots modulares capaces de fusionar y dividir tanto sus cuerpos físicos como sus sistemas de control de manera dinámica. Este sistema permite que múltiples robots individuales se unan para formar estructuras más grandes y complejas, compartiendo una única red de control como si fueran un solo organismo.

Estos robots pueden reorganizarse en tiempo real, adaptándose a distintas tareas y entornos. Además, la capacidad de dividirse y fusionarse les otorga ventajas como la autorreparación y la reconfiguración según la necesidad de la misión. Esta flexibilidad se logra mediante un sistema nervioso sintético que permite la integración y redistribución de los recursos computacionales y sensoriales en la estructura combinada.

Aplicación del Paradigma Bioinspirado

El paradigma bioinspirado se basa en la observación y replicación de principios biológicos para el desarrollo de tecnologías innovadoras. En el caso de los Mergeable Nervous Systems, la inspiración proviene de organismos multicelulares y sistemas biológicos que se comunican y coordinan a través de redes nerviosas compartidas.

Los robots de este sistema imitan la forma en que las células y los organismos multicelulares colaboran para realizar funciones complejas. Al igual que los organismos vivos pueden crecer, dividirse o adaptarse según las necesidades del entorno, estos robots modulares pueden reorganizarse y compartir su sistema de control para optimizar el rendimiento colectivo. Esta estrategia bioinspirada les permite operar de manera descentralizada cuando están separados y de forma centralizada cuando están fusionados, proporcionando una gran flexibilidad y eficiencia.

Beneficios y Limitaciones del Paradigma Bioinspirado en el Proyecto

Beneficios:

1. **Adaptabilidad y Flexibilidad:** La capacidad de los robots para fusionarse y dividirse les permite adaptarse a diferentes tareas y entornos, optimizando su desempeño en misiones variables.
2. **Resiliencia y Autorreparación:** La posibilidad de reorganizarse y sustituir módulos defectuosos mejora la durabilidad y vida útil del sistema.
3. **Eficiencia en Recursos:** Compartir un único sistema de control permite una mejor distribución de los recursos computacionales y energéticos, reduciendo el desperdicio de energía y maximizando la funcionalidad del sistema.

4. **Inspiración en la Naturaleza:** La replicación de estrategias biológicas probadas por la evolución puede llevar al desarrollo de sistemas más robustos y eficientes.

Limitaciones:

1. **Complejidad en la Implementación:** Diseñar y programar un sistema que permita una fusión y separación fluida entre módulos requiere algoritmos avanzados y hardware especializado.
2. **Retos en la Comunicación y Coordinación:** Asegurar una transición eficiente entre modos de control descentralizados y centralizados sin pérdida de datos ni fallos operativos es un desafío tecnológico significativo.
3. **Limitaciones Físicas y Energéticas:** Aunque la fusión modular optimiza los recursos, sigue existiendo un límite en cuanto a la cantidad de módulos que pueden operar eficientemente sin comprometer la estabilidad del sistema.
4. **Aplicaciones Restringidas:** Si bien este paradigma es ideal para ciertos entornos dinámicos, su implementación en aplicaciones comerciales convencionales aún es limitada debido a su complejidad y costos asociados.

El proyecto Mergeable Nervous Systems for Robots representa un avance significativo en la robótica modular, demostrando el potencial del paradigma bioinspirado para mejorar la adaptabilidad y resiliencia de los sistemas autónomos. Sin embargo, su implementación aún enfrenta desafíos tecnológicos que deben resolverse antes de su adopción a gran escala en aplicaciones del mundo real.

DeepMind's AlphaGo: Inteligencia Artificial en el Juego de Go

AlphaGo es un sistema de inteligencia artificial desarrollado por DeepMind, una subsidiaria de Google, con el objetivo de jugar al juego de mesa Go a un nivel superhumano. Este proyecto ganó notoriedad en 2016 cuando derrotó al campeón mundial Lee Sedol, marcando un hito en la historia de la inteligencia artificial.

A diferencia de los enfoques tradicionales basados en reglas explícitas, AlphaGo combina aprendizaje profundo con técnicas de búsqueda de Monte Carlo para evaluar posiciones y seleccionar movimientos óptimos. Utiliza redes neuronales profundas entrenadas con partidas humanas y autoaprendizaje mediante juegos contra sí mismo, lo que le permite mejorar continuamente sin intervención humana directa.

Aplicación del Paradigma Simbólico y Conexionista

Paradigma Simbólico: El paradigma simbólico en inteligencia artificial se basa en la manipulación de símbolos y reglas explícitas para representar el conocimiento y la toma de decisiones. En AlphaGo, este enfoque está presente en el uso del algoritmo de búsqueda de Monte Carlo Tree Search (MCTS), que permite evaluar posibles secuencias de jugadas basándose en cálculos probabilísticos y reglas predefinidas del juego. Este método proporciona una estructura lógica para explorar y seleccionar los movimientos más prometedores, funcionando como un componente esencial en la estrategia del sistema.

Paradigma Conexionista: El paradigma conexionista, basado en redes neuronales artificiales, juega un papel crucial en AlphaGo. El sistema utiliza redes neuronales profundas para evaluar posiciones en el tablero y predecir jugadas con base en patrones aprendidos. Estas redes están compuestas por múltiples capas que procesan la información de manera similar a las neuronas en el cerebro humano, lo que permite al sistema mejorar su desempeño con la experiencia. Mediante el aprendizaje supervisado (a partir de partidas humanas) y el aprendizaje por refuerzo (mediante autojuegos), AlphaGo refina su estrategia y toma de decisiones sin depender de reglas preprogramadas.

Beneficios y Limitaciones del Uso de Estos Paradigmas en AlphaGo

Beneficios:

1. **Capacidad de Aprendizaje y Mejora Continua:** Gracias al paradigma conexionista, AlphaGo puede entrenarse con grandes volúmenes de datos y mejorar mediante autoaprendizaje, superando incluso a los mejores jugadores humanos.
2. **Flexibilidad en la Toma de Decisiones:** La combinación del paradigma simbólico y conexionista permite que AlphaGo no solo siga reglas lógicas, sino que también identifique patrones complejos y tome decisiones creativas.

3. **Generalización del Conocimiento:** A través del aprendizaje profundo, el sistema puede adaptarse a diferentes estilos de juego y estrategias, en lugar de depender exclusivamente de reglas predefinidas.
4. **Innovación en la Inteligencia Artificial:** AlphaGo demostró que el aprendizaje profundo puede resolver problemas complejos más allá de lo que se pensaba posible, inspirando el desarrollo de nuevas aplicaciones en otras áreas.

Limitaciones:

1. **Requiere Enormes Recursos Computacionales:** Entrenar y ejecutar AlphaGo demanda un poder de cómputo significativo, lo que limita su accesibilidad y aplicabilidad fuera de entornos altamente especializados.
2. **Falta de Explicabilidad:** Aunque el paradigma simbólico permite cierto nivel de interpretabilidad en la toma de decisiones, las redes neuronales profundas funcionan como una "caja negra", lo que dificulta entender exactamente por qué AlphaGo elige ciertos movimientos.
3. **Dependencia de Grandes Conjuntos de Datos:** AlphaGo necesita una gran cantidad de datos y simulaciones para alcanzar su nivel de desempeño, lo que puede ser una limitación en problemas con menos datos disponibles.
4. **Aplicación Específica:** Aunque AlphaGo es excepcional en Go, su enfoque no es fácilmente transferible a otros dominios sin una adaptación significativa del modelo y los datos de entrenamiento.

AlphaGo es un claro ejemplo de cómo la combinación de paradigmas simbólicos y conexionistas puede lograr resultados innovadores en inteligencia artificial. Su éxito ha impulsado avances en el aprendizaje profundo y el desarrollo de sistemas más autónomos y adaptables, aunque todavía enfrenta desafíos en cuanto a interpretabilidad y recursos computacionales.

Referencias

Mathews, N., Christensen, A. L., O'Grady, R., Mondada, F., & Dorigo, M. (2017). Mergeable nervous systems for robots. *Nature Communications*, 8(1). <https://doi.org/10.1038/s41467-017-00109-2>

Ccolaboradores de Wikipedia. (2024, 19 septiembre). *AlphaGo*. Wikipedia, la Enciclopedia Libre. <https://es.wikipedia.org/wiki/AlphaGo>

Where does AlphaGo go: from church-turing thesis to AlphaGo thesis and beyond. (2016, 1 abril). IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7471613>