



Tecnológico de Monterrey

Reto: Movilidad Urbana

Modelación de sistemas multiagentes con gráficas computacionales (Gpo 302)

28.11.2023

—

Estudiantes

A01782691 - Alejandro Arouesty Galvan

A01023332 - Andrés Tarazona Solloa

Profesor@

Gilberto Echeverría Furió

Octavio Navarro Hinojosa

Problema

El incremento en el uso de automóviles en México ha llevado a problemas significativos de congestión, contaminación y accidentes. El crecimiento indica una tendencia preocupante que impacta negativamente en la calidad de vida urbana y la eficiencia del transporte.

Propuesta de Solución:

Implementar un sistema multiagentes, utilizando Python y el framework Mesa para crear un modelo dinámico de la movilidad urbana. Esto, para simular y analizar el tráfico urbano en México. Este sistema utiliza agentes para representar vehículos, semáforos, obstáculos y destinos, y un modelo de ciudad basado en un grafo dirigido para analizar las rutas y el flujo de tráfico. El objetivo es identificar estrategias para reducir la congestión vehicular y mejorar la movilidad urbana.

Diseño de agentes

Car

- Objetivo: Su principal objetivo es encontrar una ruta desde su punto de inicio hasta su destino utilizando el algoritmo A*.
- Capacidades:
 - Navegación: Utiliza el grafo de la ciudad para encontrar y seguir una ruta.
 - Detección y Respuesta a Condiciones: Capaz de detectar y responder a semáforos y otros coches.
 - Reacción a la Congestión: Puede cambiar de ruta si se encuentra con tráfico pesado.
 - Percepción: Capta su entorno inmediato, como semáforos y otros coches, para tomar decisiones de movimiento.
 - Proactividad: Cambia activamente su ruta en respuesta a la congestión o cambios en el ambiente.
 - Métricas de Desempeño:
 - Eficacia en llegar al destino, número de paradas, y adaptabilidad a las condiciones cambiantes del tráfico.

Traffic Light

- Objetivo: Regular el tráfico alternando entre estados de luz (verde/rojo).
- Capacidades:
 - Control de Tráfico: Cambia su estado según un temporizador, afectando el flujo de vehículos.

- Proactividad: Cambia automáticamente después de un número predefinido de pasos.
- Impacto en el Ambiente: Su estado influye directamente en el comportamiento de los agentes Car.

Road

- Objetivo: Representar las vías por las que pueden moverse los coches.
- Características:
 - Dirección del Movimiento: Define la dirección en la que los coches pueden moverse.
- Función:
 - Sirve como la infraestructura básica sobre la que los agentes Car interactúan.

Obstacle

- Objetivo: Representar barreras físicas en el entorno.
- Función: Actúa como un elemento estático que los coches deben evitar.

Destination

- Objetivo: Representar los puntos finales que los coches deben alcanzar.
- Función: Sirve como meta para los agentes Car.
- Interacción y Comportamiento de los Agentes
- Interacción:
 - Los coches interactúan con semáforos y otros coches para tomar decisiones de ruta.
 - Los semáforos afectan el movimiento de los coches, controlando su flujo.
- Comportamiento Basado en el Estado:
 - Los coches cambian su comportamiento basándose en el estado de los semáforos y la presencia de otros coches.
 - Los semáforos cambian de estado según un ciclo temporal, afectando el flujo de tráfico.
- Consideraciones de Diseño
 - Adaptabilidad: Los coches son capaces de adaptar su ruta en respuesta a cambios en el ambiente, demostrando una conducta inteligente y dinámica.
 - Escalabilidad: El sistema puede escalar para simular un número mayor de coches y semáforos, lo que permite modelar diferentes escenarios de tráfico.

- **Interacción Compleja:** La interacción entre diferentes tipos de agentes (coches, semáforos) crea un sistema complejo que puede ser utilizado para estudiar y mejorar la movilidad urbana.

Omnisciencia:

Para evitar la omnisciencia, donde un agente tendría un conocimiento completo y perfecto del ambiente, cada coche recibe una copia del grafo de la ciudad. Esto significa que, aunque tienen un conocimiento completo del mapa de carreteras, no tienen información en tiempo real sobre el estado de tráfico en todas partes, lo que refleja más fielmente las condiciones reales de conducción.

Adaptabilidad y Aprendizaje:

Los coches pueden adaptarse y aprender en cierto grado, en el sentido de que pueden cambiar su ruta en respuesta a las condiciones del tráfico. Sin embargo, esta adaptabilidad está limitada a la información que tienen disponible y a las reglas programadas en su algoritmo de toma de decisiones.

Autonomía:

Los agentes, especialmente los coches, operan de forma autónoma dentro de las reglas y capacidades definidas. Toman decisiones basadas en su percepción del ambiente y su programación interna.

Interacción Social:

Aunque no hay interacción directa en forma de comunicación entre coches, existe una forma de interacción social implícita, ya que los movimientos y decisiones de un coche pueden influir en las decisiones y movimientos de otros coches.

Estas características y comportamientos de los agentes ofrecen una simulación rica y detallada del tráfico urbano, lo que permite analizar y proponer soluciones a los problemas de movilidad en ciudades como México.

Arquitectura de Subsunción:

Los agentes operan en una jerarquía de comportamientos: la navegación básica se superpone con la obediencia a los semáforos y la evitación de obstáculos. La toma de decisiones de alto nivel, como cambiar de ruta, es priorizada sobre comportamientos más básicos.

Nivel Básico - Movimiento y Navegación: La capa más básica sería la habilidad del coche para moverse en la cuadrícula. Esto incluye seguir una ruta generada por el algoritmo A* basándose en el grafo de la ciudad.

Nivel Intermedio - Interacción con Semáforos y Obstáculos: En este nivel, el coche ajusta su comportamiento básico en respuesta a semáforos y obstáculos. Por ejemplo, deteniéndose en un semáforo en rojo o evitando un obstáculo en la carretera.

Nivel Superior - Adaptación y Cambio de Ruta: La capa superior involucra la adaptabilidad del coche a las condiciones cambiantes del tráfico, como la congestión. Aquí el coche puede decidir cambiar su ruta en respuesta a las condiciones detectadas, como un tráfico inusualmente pesado o la presencia de un accidente.

Capas de Comportamiento para Semáforos y Otros Agentes

Semáforos: Su comportamiento es más simple, alternando entre estados (verde/rojo) basándose en temporizadores internos.

Obstáculos y Destinos: Estos agentes son estáticos, pero su presencia en la cuadrícula afecta las decisiones de los agentes móviles (especialmente los coches).

Interacción y Emergencia de Comportamientos Complejos

Interacción Entre Agentes: Los coches no solo interactúan con el ambiente estático (como carreteras y obstáculos) sino también con otros agentes dinámicos (otros coches, semáforos). Esta interacción puede dar lugar a comportamientos emergentes complejos, como patrones de flujo de tráfico y congestiones.

Adaptabilidad y Emergencia: La capacidad de los coches para adaptar sus rutas en tiempo real a las condiciones cambiantes del tráfico y los estados de los semáforos es un ejemplo de cómo el comportamiento emergente puede surgir de la interacción de múltiples capas de comportamiento simples.

Características del Ambiente:

El ambiente es una representación en cuadrícula de una ciudad con carreteras, semáforos, obstáculos y destinos. Se utiliza un grafo dirigido para representar las posibles rutas y movimientos dentro de la ciudad.

Uso de Grafos en la Simulación

En la simulación, usamos un grafo dirigido (DiGraph de NetworkX) representando la red de carreteras de la ciudad. Cada nodo del grafo representa una intersección o un tramo de carretera, y cada arista representa un camino posible que un coche puede tomar. Esta representación es crucial para el algoritmo A* utilizado por los agentes Car para encontrar la ruta más eficiente hacia su destino.

Peso de las Aristas

Las aristas del grafo tienen pesos que representan el "costo" de viajar de un nodo a otro. Estos pesos son utilizados por el algoritmo A* para determinar la ruta más eficiente. En tu sistema, el peso de una arista puede representar diversos factores, como la distancia, el tiempo estimado de viaje, o la probabilidad de encontrar tráfico.

Influencia de los Semáforos en los Pesos

Los semáforos tienen un impacto significativo en los pesos de las aristas. Cuando un semáforo está en rojo, el peso de las aristas que representan el camino a través de ese semáforo aumenta. Esto refleja el tiempo adicional que un coche tendría que esperar, desalentando al algoritmo A* de elegir rutas que pasen por semáforos en rojo.

Pesos de las Diagonales y Semáforos en Rojo

En el caso de las diagonales y semáforos en rojo, el sistema tiene una consideración especial:

Diagonales: Si un coche se aproxima a una intersección con un semáforo en rojo, las rutas diagonales que pasan por esa intersección tendrían un peso incrementado. Esto refleja la realidad del tráfico urbano, donde girar en una intersección con semáforo en rojo es generalmente más lento o prohibido.

Incremento del Peso: El código específicamente multiplica el peso base de la arista por un factor (por ejemplo, 10) cuando el semáforo está en rojo. Esto tiene el efecto de hacer que las rutas a través de ese semáforo sean mucho menos deseables para el algoritmo de planificación de ruta.

Adaptación Dinámica:

El peso de las aristas se actualiza dinámicamente según el estado de los semáforos, lo que permite que la simulación refleje con precisión los cambios en las condiciones del tráfico en tiempo real.

Accesibilidad:

El ambiente puede ser considerado parcialmente accesible para los agentes. Cada coche tiene conocimiento limitado, basado en su posición actual y su percepción inmediata (semáforos, otros coches, etc.), pero no tiene una visión completa de todo el sistema de tráfico.

Determinismo vs. No determinismo:

El sistema es mayormente determinista en el sentido de que las acciones de los agentes (como moverse a una nueva posición) tienen resultados predecibles. Sin embargo, hay elementos de no determinismo, como la aparición de coches y los cambios en los semáforos, que pueden influir en el comportamiento del agente de maneras no totalmente predecibles.

Episódico vs. No episódico:

El ambiente es no episódico. Las acciones de un agente pueden tener efectos a largo plazo, y el estado del ambiente cambia continuamente a lo largo del tiempo. Por ejemplo, un atasco de tráfico no se resuelve por sí solo de inmediato y puede tener impactos duraderos en la movilidad de la ciudad.

Dinámico vs. Estático:

El ambiente es dinámico. Cambia mientras los agentes están deliberando, especialmente evidente en la manera en que los semáforos cambian y otros coches se mueven.

Continuo vs. Discreto:

El ambiente es discreto en términos de representación espacial (cuadrícula) y temporal (pasos de simulación). Los agentes toman decisiones en pasos de tiempo discretos y se mueven en un espacio estructurado en cuadrícula.

Conclusión

El proyecto de "Movilidad Urbana" implementado a través de un modelo de sistemas multiagentes en Python, utilizando el framework Mesa, ha sido no solo una herramienta innovadora para analizar y abordar los desafíos del tráfico urbano, sino también una valiosa experiencia de aprendizaje en el ámbito de los sistemas multiagentes e inteligencia artificial clásica. A través de la simulación de la interacción entre vehículos, semáforos y obstáculos en un entorno de ciudad modelado como un grafo dirigido, hemos obtenido una comprensión más profunda de las dinámicas complejas y a menudo impredecibles del tráfico urbano.

La implementación de agentes con capacidades variadas, desde coches que adaptan sus rutas hasta semáforos que regulan el flujo de tráfico, ha demostrado ser un ejercicio enriquecedor en el diseño y la programación de comportamientos inteligentes y autónomos. Este proyecto ha ilustrado efectivamente cómo los principios de inteligencia artificial clásica pueden aplicarse para crear modelos que no solo emulan la realidad, sino que también ofrecen perspectivas para su mejora.

Además, este proyecto ha servido como un claro ejemplo de cómo la teoría de sistemas multiagentes puede ser aplicada para abordar problemas reales y complejos en entornos urbanos. La capacidad de observar y analizar las interacciones y comportamientos emergentes de los agentes ha proporcionado no solo un aprendizaje profundo sobre los sistemas multiagentes, sino también sobre las posibles aplicaciones de la inteligencia artificial en la planificación urbana y la gestión del tráfico.

En resumen, este proyecto ha sido una experiencia de aprendizaje integral que ha combinado la teoría y la práctica en sistemas multiagentes e inteligencia artificial. Ha demostrado ser una herramienta valiosa para entender y explorar soluciones a los problemas de movilidad urbana y ha abierto caminos para futuras investigaciones y desarrollos en estos campos. Esperamos que los conocimientos y habilidades adquiridos a través de este proyecto contribuyan significativamente a la evolución de sistemas de transporte más eficientes y sostenibles en nuestras ciudades.