DECISÃO CONTEXTUAL DE MEIO DE TRANSPORTE EM SIMULAÇÕES DE TRÁFEGO URBANO VIA AGENTES BASEADOS EM LARGE LANGUAGE MODELS

JOÃO PEDRO DA SILVA NETTO[1]; BRUNO CASCAES ALVES[1]; MÍRIAM BLANK BORN[1]; MARILTON SANCHOTENE DE AGUIAR[1]

[1]*Universidade Federal de Pelotas – {jpsnetto,bcalves,mbborn,marilton}@inf.ufpel.edu.br*

1. INTRODUÇÃO

O crescimento urbano acelerado impõe desafios à mobilidade e à qualidade ambiental das cidades, tornando o planejamento inteligente do tráfego central para ambientes mais sustentáveis (Mavlutova et al., 2023). Abordagens computacionais para a melhoria do tráfego urbano são uma tendência crescente (Bazzan; Klügl, 2014), com destaque para os Sistemas Multiagente (do inglês, *Multi-Agent Systems* – MAS), que possibilitam, por meio de simulações, a interação entre múltiplos agentes em um mesmo ambiente.

A tomada de decisão individual durante o tráfego urbano, no entanto, ainda enfrenta um limite estrutural: os modelos de simulação atuais dependem de padrões de previsão fixos, que impedem o agente de reavaliar sua escolha diante de eventos inesperados ou de ponderar fatores como custo, tempo e impacto ambiental (Wooldridge, 2009), presa a regras predefinidas incapazes de captar a variabilidade do contexto real.

Large Language Models (LLM) despontam como alternativa para superar essa limitação, permitindo decisões contextuais mais elaboradas (Sachenkova, 2026). A combinação entre processamento contextual e estruturas de memória, que armazenam informações de momentos anteriores, confere maior flexibilidade à decisão dos agentes ao longo da simulação (Cascaes Alves et al., 2025).

Este trabalho propõe, a partir desse cenário, uma extensão do modelo "*Traffic and Pollution*", do ambiente de simulação GAMA (Taillandier et al., 2018), que adiciona dinamismo ao modelo-base pela escolha contextual do meio de transporte e pela geração variável de poluição conforme o meio e a velocidade empregados. A essa extensão soma-se uma API de integração (Cascaes Alves et al., 2025), que conecta o ambiente a um *framework* de tomada de decisão baseado em sistema agêntico de LLMs, responsável por definir qual meio de transporte adotar em cada situação, aproximando o modelo de um ambiente mais dinâmico e mitigando o problema da decisão contextual na simulação.

2. METODOLOGIA

O desenvolvimento do projeto foi organizado em três partes distintas: i) adaptação da simulação do modelo "*Traffic and Pollution*", do ambiente GAMA, para incorporar variedade de veículos, dando dinamismo à produção de poluição e permitindo aos agentes uma escolha contextual em relação a ela; ii) modelagem dos atributos gerais da simulação, dos atributos variáveis por rodada e dos atributos individuais dos agentes, enviados em JSON à camada de integração entre a simulação e o modelo agêntico de decisão, pelos protocolos de rede do GAMA; e iii) implementação do *framework* de agentes baseados em LLM, que processa os atributos recebidos via API e retorna o transporte escolhido para cada agente.

O modelo-base do GAMA combina tráfego simplificado com poluição: a velocidade em uma via depende do número de pessoas presentes nela (quanto maior, menor a velocidade), e essas pessoas dispersam poluição ao se deslocarem. O grafo de rotas nasce de dois mapas, um de prédios e outro de ruas (as conexões são as ruas, os nodos são os prédios), e cada rua recebe um peso conforme o número de agentes em seus nodos e conexões. A movimentação segue duas etapas: o objetivo de locomoção é sorteado aleatoriamente e, em seguida, um algoritmo de menor caminho é executado para cada agente. Definido o caminho, o deslocamento adiciona 10 unidades de poluição à célula correspondente, de modo que quanto maior a aglomeração, maior o nível registrado. Em seguida, o modelo processa a dispersão: o nível de cada célula é reduzido em 20% e redistribuído às células vizinhas, que recebem 90% do valor reduzido. O ciclo se repete até a simulação ser encerrada.

A partir desse modelo-base, a primeira extensão implementada foi a inclusão de uma lista global de meios de locomoção disponíveis a cada agente: carros, motos, carros elétricos e a opção de andar a pé, esta última padrão para todos. Cada meio se distingue por formato, cor, peso na via e constante de poluição: carros são retângulos azuis (peso 1,0, poluição 10); motos são triângulos laranjas (peso 7,0, poluição 8); carros elétricos são retângulos verdes (peso 1,0, poluição 0); pedestres são círculos amarelos (peso 0,1, poluição 0). A produção de poluentes em cada célula passa, assim, a ser o somatório das constantes de todos os agentes presentes nela, e não mais um valor único e uniforme.

Definidas as opções de transporte, o passo seguinte foi caracterizar os agentes do modelo, cada um com atributos de ocupação (estudante, trabalhador, aposentado), faixa de renda (baixa, média, alta), faixa etária (adolescente, adulto, meia-idade) e transporte usado (carro, moto, carro elétrico, a pé).

A integração desses dados ao ambiente de simulação foi viabilizada pela API de Cascaes Alves et al. (2025), que os armazena em um banco relacional com todos os ciclos da simulação, permitindo enviar ao modelo agêntico não apenas o contexto atual, mas também o histórico do ambiente, para ponderação.

Esse modelo agêntico foi construído sobre o *framework* Agno, orquestrador entre os dados da simulação e o modelo de linguagem: escolhido pela flexibilidade no uso de memória, o Agno usa as informações do arquivo JSON para dar sentido específico à situação dentro do prompt enviado ao gemini-3.5-flash-lite, modelo escolhido por ser um dos padrões da API. O *prompt* padrão da API é voltado a decisões de rota, enquanto este trabalho trata da decisão de meio de transporte; o *prompt* utilizado mantém a estrutura de resposta original, alterando as instruções para que a resposta corresponda a um dos meios de transporte disponíveis ao agente.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 1 apresenta a poluição total em função do número de agentes em trânsito, contrapondo o modelo base ao modelo estendido. No modelo base, a poluição cresce linearmente ao longo de toda a faixa observada (0 a 900 agentes), atingindo cerca de 33.000 unidades ao final. No modelo estendido, o crescimento também é aproximadamente linear até por volta de 600 agentes, quando atinge um pico próximo de 4.500 unidades, patamar muito inferior ao do modelo base para uma quantidade comparável de agentes. A partir daí, o comportamento deixa de ser monotônico: cai para 4.400 em torno de 600 agentes, sobe novamente até 4.700 perto de 650 agentes, e então cai

abruptamente até 2.700 entre 650 e 700 agentes, limite superior da simulação estendida.

A diferença de magnitude entre os dois cenários é o resultado mais evidente: para uma faixa comparável de agentes, o pico do modelo estendido corresponde a uma fração pequena do valor do modelo base, compatível com a hipótese de que a diversificação dos meios de transporte, sobretudo opções de menor constante de poluição como caminhar e o carro elétrico, reduz a poluição total mesmo com o aumento do tráfego.

A queda abrupta entre 650 e 700 agentes no modelo estendido, no entanto, merece investigação adicional antes de ser atribuída à diversificação de transporte. Uma hipótese é que, com o aumento da congestão, a competição por vias de menor peso favoreça a migração para meios mais leves (pedestres, peso 0,1, ou carros elétricos, mesmo peso do carro convencional mas poluição nula), reduzindo a poluição total mesmo com mais agentes em circulação. Não é possível, contudo, descartar que a queda decorra de uma limitação da simulação nessa faixa, como saturação do mapa ou esgotamento de rotas.

Vale notar que os dois gráficos cobrem faixas distintas no eixo de agentes (0 a 900 no modelo base, 0 a 700 no estendido) e escalas muito diferentes de poluição, o que limita uma comparação ponto a ponto. A leitura mais robusta que os dados atuais permitem é de ordem de grandeza: o modelo estendido opera em um patamar de poluição consideravelmente mais baixo, e não uma comparação fina do comportamento em cada faixa de agentes.

Esses resultados foram obtidos com a extensão do modelo já em funcionamento, mas antes da conclusão da comunicação direta entre a simulação e a API via HTTP nativo do GAMA, etapa que permitirá testar o *framework* de decisão em tempo real, e não apenas nas condições de teste utilizadas até aqui.

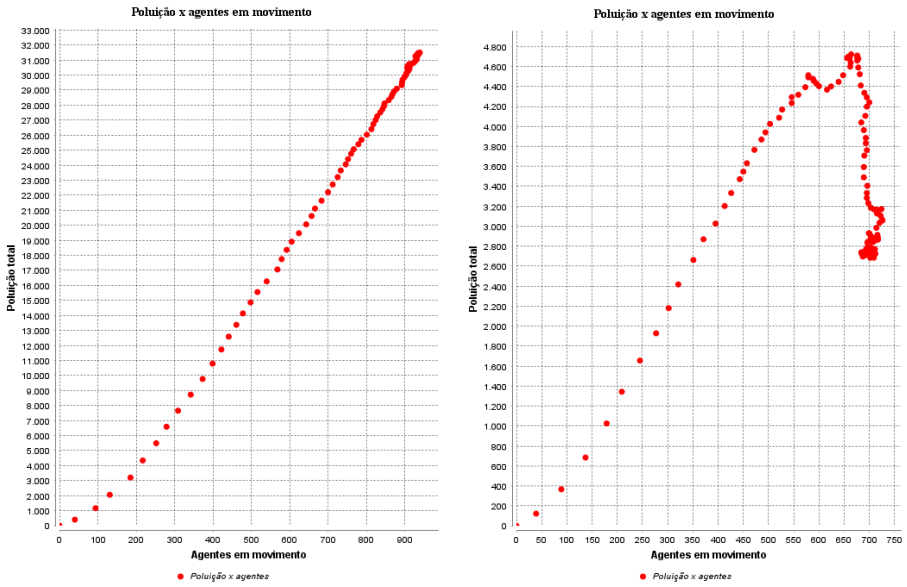


Figura 1: Comparação entre os modelos

4. CONCLUSÕES

A extensão do modelo "*Traffic and Pollution*" com a diversificação de meios de transporte produziu o resultado central deste trabalho: para uma faixa comparável de agentes, o modelo estendido opera em um patamar de poluição bem mais baixo que o modelo base, compatível com a hipótese de que a

disponibilidade de opções menos poluentes reduz a poluição total mesmo com o aumento do tráfego. A queda abrupta observada entre 650 e 700 agentes no modelo estendido, contudo, permanece sem explicação definitiva e exige investigação mais detalhada antes de ser atribuída à diversificação de transporte ou a uma limitação da simulação nessa faixa.

Além dessa extensão do modelo, o trabalho também deixou prontas a adaptação da API de integração e a estrutura de resposta do *framework* de LLMs, construído sobre o Agno e orquestrando o gemini-3.5-flash-lite, mas ainda não testado em conjunto com a simulação: o resultado relatado na seção anterior foi obtido antes da conclusão da comunicação direta entre os dois sistemas.

Os próximos passos concentram-se em fechar essa lacuna: integrar a comunicação entre os agentes da simulação e a API via HTTP nativo do GAMA e, a partir dela, rodar a simulação com o *framework* de decisão em tempo real, avaliando se a escolha contextual de transporte reproduz, se aproxima ou se afasta do padrão de redução de poluição observado nos testes controlados deste artigo.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BAZZAN, A. L. C.; KLÜGL, F. **Introduction to Intelligent Systems in Traffic and Transportation**. Switzerland: Springer International Publishing, 2014. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-01565-6.

CASCAES ALVES, B.; BLANK BORN, M.; SANCHOTENE DE AGUIAR, M. Integrating Large Language Models as Cognitive Agents into the GAMA Platform for Urban Mobility Simulation. **The International FLAIRS Conference Proceedings**, USA, v. 39, n. 1, 6 maio 2026. Disponível em: http://dx.doi.org/10.32473/flairs.39.1.141702.

MAVLUTOVA, I.; ATSTAJA, D.; GRASIS, J.; KUZMINA, J.; UVAROVA, I.; ROGA, D. Urban Transportation Concept and Sustainable Urban Mobility in Smart Cities: A Review. **Energies**, Switzerland, v. 16, n. 8, p. 3585, 21 abr. 2023. Disponível em: http://dx.doi.org/10.3390/en16083585.

SACHENKOVA, O.; ANDREASSON, M.; TAN, D.; LINCKE, A. Agentic RAG for Maritime AIoT: Natural Language Access to Structured Data. **Sensors**, Switzerland, v. 26, n. 4, p. 1227, 13 fev. 2026. Disponível em: http://dx.doi.org/10.3390/s26041227.

TAILLANDIER, P.; GAUDOU, B.; GRIGNARD, A.; HUYNH, Q.-N.; MARILLEAU, N.; CAILLOU, P.; PHILIPPON, D.; DROGOUL, A. Building, composing and experimenting complex spatial models with the GAMA platform. **GeoInformatica**, Switzerland, v. 23, n. 2, p. 299–322, 23 dez. 2018. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/s10707-018-00339-6.

WOOLDRIDGE, M.. **An Introduction to MultiAgent Systems**. England: John Wiley & Sons, 2009.