UTILIZAÇÃO DA SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES PARA AUXÍLIO À TOMADA DE DECISÃO EM UM *E-MARKETPLACE* LOGÍSTICO

Rodrigo de Paula Oliveira
Universidade Federal de Itajubá
Avenida BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá-MG
d2021102857@unifei.edu.br

Lucas Gomes Pereira
Universidade Federal de Itajubá
Avenida BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá-MG
d2021100736@unifei.edu.br

Alexandre Ferreira de Pinho
Universidade Federal de Itajubá
Avenida BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá-MG
pinho@unifei.edu.br

Renato da Silva Lima
Universidade Federal de Itajubá
Avenida BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá-MG
rslima@unifei.edu.br

RESUMO

No crescente uso de artifícios *online* pelo setor de transporte, figuram-se os *e-marketplaces* logísticos, plataformas virtuais que intermediam e facilitam o deslocamento de mercadorias. Apesar dos benefícios, vários *e-marketplaces* falharam ultimamente por causa de uma baixa performance. Assim, a tomada de decisão assertiva pode ser um diferencial para sobrevivência dessas empresas. Para embasar o processo decisório, a Simulação Baseada em Agentes, um método de simulação computacional, demonstra-se recomendável. Porém, a aplicação da SBA nos *e-marketplaces* logísticos é escassa na literatura. Assim, este trabalho busca empregar a SBA para modelar o processo de captação de clientes de um *e-marketplace logístico*, de modo a verificar a influência de diferentes canais de captação na conversão de novos clientes. Como resultado, foi estabelecida uma ordem de prioridade para novos investimentos, o que pode auxiliar a tomada de decisão a ser mais assertiva e aumentar em até 20% o índice de conversão de clientes.

PALAVRAS CHAVE. Simulação Baseada em Agentes. E-marketplace logístico. Protocolo ODD.

SIM - Simulação, L&T - Logística e Transportes.

ABSTRACT

In the growing use of online resources by the transport sector, there are the logistics e-marketplaces, virtual platforms that intermediate and facilitate the movement of goods. Despite the benefits, several e-marketplaces have recently failed due to poor performance. Thus, assertive decision-making can be a differential for the survival of these companies. To support the decision-making process, Agent-Based Simulation, a computational simulation method, is recommended. However, the application of SBA in logistics e-marketplaces is still scarce in the literature. Thus, this work seeks to use the SBA to model the customer acquisition process of a logistics e-marketplace, in order to verify the influence of different capture channels in the conversion of new customers. As

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

a result, a priority order was established for new investments, which can help decision-making to be more assertive and increase the customer conversion rate by up to 20%.

KEYWORDS. Agent-based Simulation. Logistics marketplace. ODD Protocol.

SIM – Simulation, L&T – Logistics & Transportation.

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

1. Introdução

Atualmente, a grande parte dos serviços no mundo dos negócios é externalizada para o ambiente virtual, uma vez que é nesse espaço *online* que estão presentes diversos benefícios, tais como facilidade de acesso, automação dos processos e maior alcance global [Badica, Leon e Badica 2020]. O setor logístico também acompanha o crescimento do uso de recursos *online*. Segundo [Wang e Sarkis 2021], o processo de transporte de cargas está cada vez mais apoiado em sistemas virtuais, que se baseiam em ferramentas que colhem e concentram as informações. Um desses sistemas são os *e-marketplaces* logísticos, um modelo específico de *marketplace* eletrônico que intermedia e facilita operações logísticas [Wang, Potter e Naim 2007].

Embora haja um aumento na utilização de *marketplaces* eletrônicos e seus benefícios sejam reconhecidos, muitos deles falharam ultimamente, principalmente devido a um baixo desempenho [Thitumajshima, Esichaikul e Krairit 2018]. Assim, torna-se relevante a correta tomada de decisão que, quando bem embasada, pode proporcionar vantagens à organização em relação aos concorrentes. No contexto da tomada de decisões empresariais, a simulação computacional surge como uma técnica recomendada, pois auxilia os analistas e gestores a avaliarem o impacto de suas decisões futuras. Isso ocorre especialmente ao permitir a visualização e análise dos resultados simulados antes da implementação efetiva das decisões [Rabia e Bellabdaoui 2020].

Um dos métodos de simulação é a Simulação Baseada em Agentes (SBA) que, assim como alguns outros métodos de simulação, possibilita a alteração de parâmetros no modelo computacional, o que favorece a análise de diferentes estratégias [White e Ingalls 2018]. Dessa forma, ao criar diferentes cenários alternativos em um ambiente virtual controlado por meio da definição de parâmetros experimentais, a SBA fornece uma base sólida para a tomada de decisões. Não por ventura, é possível encontrar na literatura diversas pesquisas que utilizaram a SBA com o propósito de apoiar o processo decisório, seja no ramo alimentício [Mcgarraghy *et al.* 2022], ambiente urbano [Roses, Kadar e Malleson 2021; Bean e Joubert 2019; Alves *et al.* 2019] e postos de vacinação/hospitais [Jahn *et al* 2021].

Em se tratando da aplicação da SBA no ambiente dos *e-marketplaces* logísticos, a utilização ainda é escassa. Neste contexto, pode-se citar a pesquisa encontrada em [Oliveira *et al.* 2022]. Os autores desenvolveram um modelo de SBA para analisar o processo de captação de clientes nestas plataformas. Entretanto, houve limitações no estudo, como a carência de uma base de dados mais robusta – o que impossibilitou a realização dos ajustes de probabilidade – e a não abrangência de todo o processo de conversão dos novos usuários. Não por ventura, é sugerido como trabalho futuro a análise a partir da consideração desses fatores.

Diante do exposto, o objetivo deste artigo é remodelar por meio da SBA o processo de captação de clientes de um *e-marketplace* logístico, considerando uma base de dados mais atualizada e a presença de mais etapas no processo, de modo a verificar a influência de diferentes canais de captação no momento da conversão de novos clientes. O intuito é auxiliar a tomada de decisão dos gestores da empresa. O modelo computacional foi construído por meio do *software* AnyLogic®.

A estrutura deste trabalho é composta por seis seções distintas. A primeira seção é a Introdução, que fornece uma visão geral do estudo. A Seção 2, denominada Referencial Teórico, apresenta os fundamentos teóricos abordados no artigo. A Seção 3 aborda a classificação da pesquisa, a descrição do processo e a metodologia de simulação utilizada. A Seção 4 apresenta os resultados do modelo, bem como as recomendações finais. A Seção 5, de discussão, debate sobre os resultados do presente artigo em relação a outros estudos de SBA. Por fim, Seção 6 apresenta as conclusões do artigo.

2. Referencial Teórico

2.1. Simulação Baseada em Agentes

Os modelos de Simulação Baseada em Agentes (SBA) são caracterizados pela simulação contínua das interações dos agentes ao longo do tempo [Macal e North 2009]. Nesse contexto, o

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

agente pode ser descrito como uma entidade autônoma, e que realiza a tomada de decisão a partir das informações advindas da interação com o ambiente e com outros agentes [Law 2015].

A SBA, quando comparada a outros métodos de simulação, principalmente a Simulação de Eventos Discretos (SED), é um método mais recente e possui algumas diferenças. Enquanto na SBA são determinadas as atividades que os agentes realizarão, e a tomada de decisão, a partir de incorrências no processo, é facultada a esses agentes; na SED as entidades sofrem as transformações de um sistema pré-programado [Barros *et al.* 2011].

Em uma sequência crescente do grau de complexidade, Macal [2016] apresenta quatro definições para SBA: SBA individual, em que os agentes criados no modelo são individuais e diferem entre si por determinadas características; SBA autônoma, em que os agentes também são individuais, mas possuem comportamentos de autonomia e agem de acordo com as situações do sistema; SBA interativa, em que os agentes, além de autônomos, conseguem interagir com outros agentes e com o ambiente; e a SBA adaptativa, em que os agentes mudam de comportamento no decorrer da simulação e podem "aprender" a partir das interações com o ambiente e com outros agentes.

Na literatura, é possível encontrar diversos trabalhos que utilizaram a SBA como auxílio ao processo decisório. [Rosés, Kadar e Malleson 2021] criaram um modelo baseado em agentes georreferenciado para avaliar estratégias de combate ao crime em ambientes urbanos, a fim identificar padrões que pudessem prever a ocorrência dos crimes. [Jahn *et al.* 2021] construíram um modelo de SBA para simular cenários de diferentes estratégias de vacinação contra a COVID-19. [Bean e Joubert 2019] propuseram um modelo de SBA com o objetivo de auxiliar no desenvolvimento de políticas de entregas em ambientes urbanos. [Alves *et al.* 2019] desenvolveram um modelo de SBA para auxiliar a tomada de decisão quanto ao uso de *delivery lockers* nas entregas de mercadorias.

2.1. *E-marketplace* logístico

De acordo com [Collignon e Sternberg 2020], os *e-marketplaces* logísticos são catálogos eletrônicos que os detentores de carga utilizam para realizar a solicitação de serviços pontuais de transporte. Esses serviços são baseados em um valor pré-determinado presente em um banco de dados. [Wang, Potter e Naim 2007], em um contexto mais amplo, definem *e-marketplace* logístico como um modelo de *marketplace* eletrônico que promove a intermediação em operações logísticas, de modo a favorecer a transferência de serviços entre os integrantes dessas operações.

[Wang e Sarkis 2021] afirmam que os *e-marketplaces* logísticos são plataformas úteis para promover a colaboração entre os agentes, favorecer a comunicação entre os integrantes do processo logístico e reduzir a complexidade que transações do "dia a dia" possam ter. Além de melhorar o processo de transporte, as plataformas *online* de cargas também promovem mecanismos de incentivo para pagamentos mais justos aos caminhoneiros autônomos. Ainda, reduzem a dependência de parcerias de longo prazo, aprimoram as práticas de manutenção de veículos e oferecem flexibilidade aos usuários na busca pelos melhores serviços [Shetty *et al.* 2020].

Além disso, é possível observar outro benefício relevante na utilização dessas plataformas: o *e-marketplace* logístico, ao promover a conexão entre os agentes envolvidos no processo de transporte, sejam os caminhoneiros autônomos, transportadoras ou detentores de carga, substituem a função anteriormente desempenhada pelos chamados agenciadores de cargas. Assim, é possível reduzir custos de transporte e aumentar a eficiência e transparência do processo de deslocamento de uma mercadoria [Shetty *et al.* 2020].

Na literatura, os *e-markeplaces* logísticos são investigados sob diferentes pontos de vista. [Wang, Potter e Naim 2008] analisaram a possibilidade de criação de um *e-marketplace* administrado pelo governo local, sem que houvesse priorização a nenhum dos participantes da plataforma. A função da nova plataforma seria criar uma rede colaborativa, de modo a ajudar empresas de menor porte. Os resultados do estudo, após a investigação, se demonstraram favoráveis para o desenvolvimento e criação da plataforma.

[Scott, Parker e Craighead 2017] também exploraram as plataformas logísticas. Os autores buscaram avaliar os prejuízos causados pela dificuldade em encontrar uma empresa

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

transportadora parceira disponível para realização do deslocamento da carga. Neste caso, os detentores de cargas eram obrigados a recorrerem aos fretes de "última hora", o que, consequentemente acarretava em prejuízos.

Em relação a utilização da SBA nos *e-marketplaces* logísticos, é possível encontrar o trabalho desenvolvido por [Oliveira *et al.* 2022]. Neste caso, os autores realizaram a modelagem de um processo presente na operação dessas plataformas, de modo a promover a alteração de parâmetros envolvidos no sistema. A progressão – ou não – dos agentes no processo era determinada por diversas taxas de conversão constantes, associadas aos canais de captação de clientes do *e-marketplace* analisado.

3. Metodologia

3.1. Classificação da pesquisa

Em relação à natureza, o presente trabalho pode ser considerado aplicado, uma vez que é desenvolvido e aborda um problema específico do ambiente de um *e-marketplace* logístico. Com base na abordagem, pode ser classificado como quantitativo, pois "transforma" informações em dados numéricos [Kauark, Manhães e Medeiros 2010]. Quanto ao objetivo, a presente pesquisa é normativa, visto que desenvolve e compara diferentes possibilidades para abordar um problema. Por fim, o método é de modelagem e simulação, que permite o desenvolvimento de um modelo e a análise de estratégias a partir das simulações [Bertrand e Fransoo 2002].

3.2. Descrição do processo

A presente pesquisa foi desenvolvida a partir da base de dados de um *e-marketplace* logístico que atua no mercado de transporte de fretes rodoviários. Com a utilização da plataforma oferecida pelo *e-marketplace*, caminhoneiros autônomos conseguem se conectar com maior agilidade aos fretes disponibilizados pelas transportadoras de cargas. A base de dados é referente ao volume de conversão mensal, a partir da mudança de estado dos agentes, de cada um dos meios de captação que o *e-marketplace* utiliza. Os estados possíveis no sistema são: *leads*, oportunidade, vendas, *onboarding*, sem *onboarding*, ativado e não ativado.

O processo de captação de clientes se inicia a partir de clientes potenciais, conhecidos como *leads*. No aspecto prático, os *leads* do *e-marketplace* logístico são as empresas transportadoras que possuem interesse em adquirir funcionalidades pagas da plataforma. A demonstração de interesse é realizada com o preenchimento de um formulário disponibilizado *online*. Neste momento, são coletadas informações como o contato da transportadora. Assim, uma equipe do *e-marketplace* realiza um contato inicial, a fim de explicar os recursos e alinhar expectativas. Caso se mantenha o interesse da transportadora, é assumido o estado de "oportunidade", e a empresa é encaminhada ao setor de vendas. Após o encaminhamento realizado na etapa anterior, pode-se haver a consolidação da transação, caracterizando o estado de "vendas". Aos novos clientes, o *e-marketplace* oferece um treinamento inicial, denominado *onboarding*, cuja participação é opcional. Caso participem, as transportadoras assumem o estado de "*onboarding*"; caso contrário é caracterizado o estado "sem *onboarding*". Por fim, as empresas têm a possibilidade de emitir um CIOT ou vale pedágio por meio da plataforma, o que caracteriza o estado "ativado". Caso não haja a emissão por meio da plataforma, o estado é denominado "não ativado".

O progresso no processo de captação, percorrendo os estágios possíveis, é realizado por meio das taxas de conversão, que são os diferentes canais de captação de clientes que o *e-marketplace* logístico utiliza. As taxas de conversão refletem como um *lead* adentrou no processo. Ao todo, são dez canais: *Outbound*: meios de publicidade mais tradicionais, ligado ao conceito de marketing tradicional; *Paid media*, Mídia Paga: propagandas realizadas nas redes sociais, como Facebook e Instagram; Indicação Interna: neste meio de captação, os usuários são convertidos a partir da abordagem dos funcionários do próprio *e-marketplace*; Orgânico: neste caso, a demonstração de interesse nos recursos pagos é dada de maneira espontânea, geralmente após buscas na internet; *Upsell* de CIOT: neste caso, o *e-marketplace* fornece a possibilidade de emissão do CIOT aos potenciais clientes que, após utilizarem o serviço, demonstram interesse nos recursos pagos; *Chat* Aquisição: *chat* disponível na plataforma *online* do *e-marketplace*, em que potenciais

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

usuários podem solicitar a contratação dos serviços pagos; *Product Qualified Lead* (PQL): são clientes que já utilizaram os recursos pagos do *e-marketplace* e pretendem assinar novamente; *Customer Relationship Management* (CRM): dados com informações relevantes sobre potenciais clientes, o que pode gerar contato mais próximo aos potenciais usuários; geralmente o contato realizado por *e-mail*; *Transportation Management System dos Parceiros*: usuários convertidos a partir da base de clientes dos TMS de empresas parceiras; FMS: o usuário dos recursos gratuitos do *e-marketplace* solicita os recursos pagos.

3.3. Metodologia de simulação

A metodologia de simulação aplicada no presente artigo é a proposta por [Chwif e Medina 2015]. Ainda que seja tradicionalmente aplicada em pesquisas de Simulação de Eventos Discretos (SED), a utilização satisfatória da metodologia no desenvolvimento de estudos de SBA também pode ser encontrada em [Alves *et al.* 2019]. Segundo [Chwif e Medina 2015], um estudo de simulação envolve o desenvolvimento de três etapas principais:

1. Concepção, em que deve-se compreender plenamente o sistema a ser estudado, definir o objetivo do estudo e realizar a coleta e modelagem dos dados de entrada;
2. Implementação, em que o modelo computacional deve ser construído, verificado e validado;
3. Análise, em que são realizadas as experimentações no modelo a partir da criação de cenários alternativos e as recomendações finais.

No presente artigo, a etapa de concepção foi realizada por meio da utilização do Protocolo ODD (*Overview, Design and Details)*, proposto por [Grimm *et al.* 2020]. O intuito da utilização do protocolo, além de cumprir as atividades da metodologia de simulação, é promover uma descrição padronizada do modelo, de modo a favorecer a replicação por outros analistas.

Na etapa de implementação, o modelo no computador foi desenvolvido por meio do *software* Anylogic®, extensamente utilizado em estudos de SBA [Péterfi e Gyenge 2021]. A verificação do modelo foi realizada por diversos *runs* no modelo, a fim de certificar a ausência de *bugs.* A validação ocorreu por dois modos: a validação *"*face a face" e validação estatística, por meio do *framework* proposto em [Leal *et al.* 2011]. A variável validada foi o número de agentes no estado ativado, por ser o estado de maior interesse ao *e-marketplace*.

Por fim, na etapa de análise foram estabelecidos os cenários alternativos e realizadas as experimentações no próprio *software*, a fim de efetivar as recomendações finais.

4. Resultados

4.1. Fase de concepção

Em um primeiro momento, conforme explicitado na Seção 3.3, foi desenvolvido o Protocolo ODD, a fim de realizar as atividades da fase de concepção. Os resultados da aplicação do protocolo estão demonstrados no Quadro 1.

Quadro 1 – Protocolo ODD do modelo

Visão Geral	Propósito e padrões	Investigar o impacto no número final de novos usuários dos diferentes canais de captação de clientes de um *e-marketplace* logístico. Padrão 1: alguns canais de conversão podem apresentar taxa de conversão naturalmente nula. Padrão 2: as taxas de conversão não são suscetíveis a variações sazonais.
	Entidades, variáveis de estado e escala	As entidades presentes no modelo são denominadas "transportadoras", que podem assumir sete diferentes estados, descritos no tópico 3.2: *leads*, oportunidades, vendas, *onboarding*, sem *onboarding*, ativado e não ativado. A escala de tempo é mensal.
	Visão geral do processo e programação	O processo a ser modelado é o sistema de captação de novos usuários de um *e-marketplace* logístico. O sistema apresenta sete diferentes estados possíveis de serem assumidos pelos agentes, dez canais de conversão, além de dois processos

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

		decisórios.
Conceitos do projeto	Conceitos do projeto	Princípios básicos: abordar a tomada de decisão no ambiente industrial; Emersão: quantidades de agentes em cada estado do sistema. A análise final será baseada na quantidade final de agentes em "ativado"; Adaptação: os agentes do modelo não possuem comportamento adaptativo; Senso de detecção: os agentes do modelo não possuem senso de detecção; Interação: entre os agentes e o ambiente, por meio dos canais de conversão; Estocasticidade: alteração mensal das taxas de conversão; Coletivo: os agentes do modelo não possuem senso de coletividade; Observação: análise de tabelas, com foco na quantidade final de agentes no estado "ativado".
Detalhes	Inicialização	O modelo inicia com 572 agentes em *leads* (média da base de dados). O restante dos estados é iniciado com o número de agentes igual a zero.
	Dados de entrada	Os *inputs* do modelo foram extraídos da base de dados de um *e-marketplace* logístico. As informações são mensais e abrangem o período de agosto de 2021 a dezembro de 2022. Os dados utilizados foram a porcentagem de conversão entre os estados do sistema
	Submodelos	Os ajustes de distribuição de probabilidade dos dados de entrada foram realizados com base na porcentagem de conversão de cada canal de captação, em todas etapas do sistema. Conversão de *leads* para oportunidade: Mídia Paga: NORMAL(0,023961; 0,039409); PQL: BETA(0,453758; 0,819865; 0; 0,038522); Indicação interna: GAMMA(0,887043; 0,02751; 0,010728); Orgânico: LOGNORMAL(0,453333; 0,041058; 6,0E-4); CRM: LOGISTIC(0,00223; 0,00372); TMS Parceiros: LOGISTIC(0,00655;0,01241); *Outbound:* QUIQUADRADO(0,109665; 0); *Upsell* de CIOT: WEIBULL(0,17786; 1,0E-6; 0); FMS: LOGISTIC(0,00203; 0,00254); *Chat* aquisição: WEIBULL(0,146194; 3,0E-6; 0). Conversão de oportunidade para vendas: Mídia Paga: NORMAL(0,048283; 0,063144); PQL: LOGISTIC(0,01589; 0,02389); Indicação interna: LOGNORMAL(0,610549; 0,054821; 0); Orgânico: BETA(1,213396; 6,034347; 0,007813; 0,553861); CRM: QUIQUADRADO(0,084437; 0); TMS Parceiros: LOGISTIC(0,00936; 0,01097); *Outbound:* LOGISTIC(0,03213; 0,05165); *Upsell* de CIOT: WEIBULL(0,167339; 1,0E-6; 0); FMS: WEIBULL(0,152666; 6,0E-6; 0); *Chat* aquisição: WEIBULL(0,136755; 5,0E-6; 0). Conversão dos processos decisórios: Vendas para *onboarding*: LOGISTIC(0,22221; 0,4595); Vendas para Sem *onboarding*: BETA(0,356024; 0,383881;

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

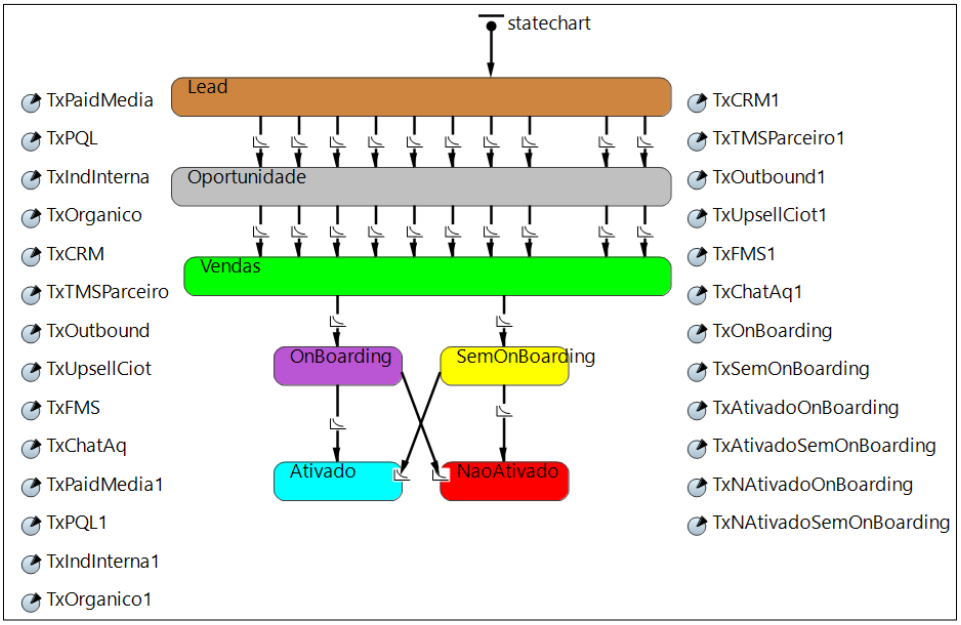
	0,130263; 1,003951); *Onboarding* para Ativado: LOGISTIC(0,20158; 0,42076); Sem *onboarding* para Ativado: GAMMA(2,295499; 0,122621; 0,29323); *Onboarding* para Não ativado: NORMAL(0,329543; 0,386341); Sem *onboarding* para Não Ativado: LOGISTIC(0,10065; 0,44889).

Fonte: autores

4.2. Fase de implementação

Na fase de implementação, foi desenvolvido o modelo computacional do sistema de captação de clientes. No *software* Anylogic®, inicialmente, foi criada a população de agentes, denominadas "transportadoras". No ambiente das "transportadoras", foi construído o diagrama de estado, em que foram inseridos os meios de captação, representados por uma taxa de conversão. Para cada taxa, foi inserido um parâmetro do tipo *double* no programa. Em seguida, os ajustes de distribuição elencados no tópico "submodelos", do protocolo ODD, foram inseridos nesses parâmetros. A Figura 1 apresenta o diagrama de estado e os parâmetros criados.

Figura 1 - Diagrama de estado e parâmetros do agente



Fonte: autores

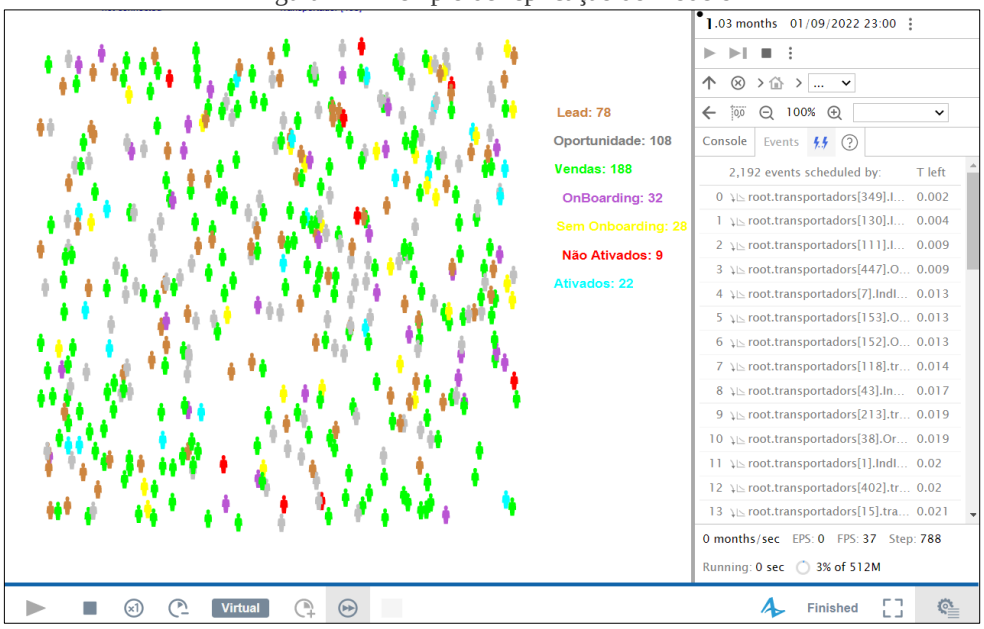
Após elaborado, o modelo computacional foi executado diversas vezes, a fim de certificar a ausência de erros de lógica ou *bugs*. Além disso, foi utilizado o *debbuger* do *software*. Não foram encontradas inconsistências e o modelo pôde ser considerado como verificado. A validação foi realizada em sequência.

Inicialmente, o modelo do computador foi apresentado e elucidado a um especialista do processo físico, que atestou a conformidade com o sistema real. Assim, o modelo foi validado por meio da "face a face". Em seguida, foi dado inicio à validação estatística. O primeiro passo é a obtenção dos dados reais e simulados. No registro da base de dados, são 17 amostras disponíveis. Assim, por meio de replicações, foram obtidas também 17 amostras no modelo simulado do número de agentes "ativados". Uma vez que os dados reais e simulados são discretos, foi utilizada a transformação logarítmica para conversão em uma distribuição contínua. Em seguida, foi realizado o teste Anderson-Darling, que atestou a normalidade dos dados. Com os dados comprovadamente normais, foi realizado o "teste f" para comparação das variâncias, que constatou

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

a não equivalência das variâncias das amostras. Por fim, considerando variâncias "não iguais", foi executado o "teste t", que comprovou a equivalência estatística entre as médias das amostras. Dessa forma, o modelo pôde ser considerado válido. Todos os testes estatísticos foram realizados por meio do *software* Minitab®. A Figura 2 apresenta uma das replicações do modelo.

Figura 2 – Exemplo de replicação do modelo



Fonte: autores

4.3. Fase de análise

Após a validação do modelo, foi iniciada a etapa de análise. Foram definidos 16 cenários alternativos e, em cada um deles, foi estabelecido o canal de captação em que as taxas de conversão seriam alteradas. Em conjunto ao *e-marketplace* foi determinado que um acréscimo de 15% nessas taxas de conversão seria um padrão ideal e possível de ser alcançado na prática. A análise dos resultados foi baseada na relação entre a quantidade final de agentes "ativados" e a quantidade inicial de *leads* do modelo, estabelecida em 572 agentes. A Tabela 1 apresenta os 16 cenários alternativos criados.

Tabela 1 – Cenários alternativos

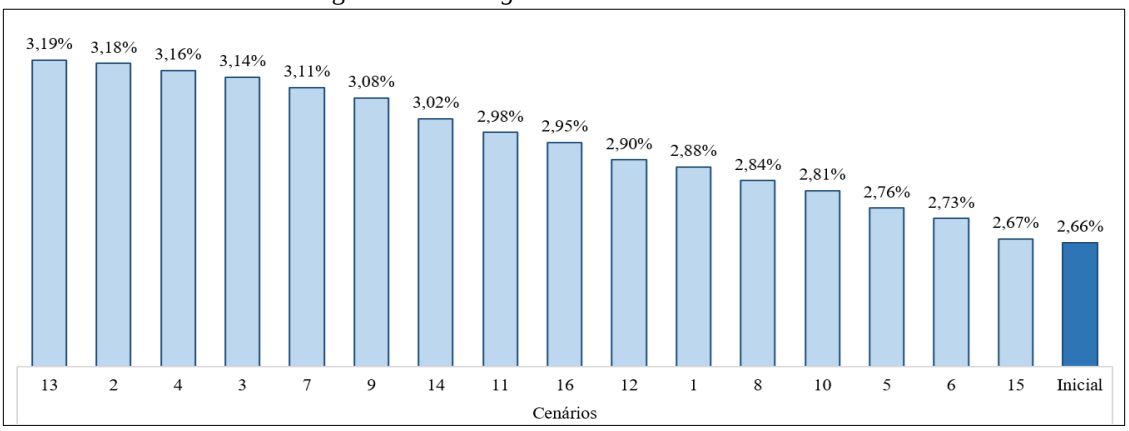
Cenário	**Canais de captação alterados**		
1	Mídia Paga	Orgânico	-
2	PQL	Indicação Interna	-
3	PQL	Indicação Interna	*Chat* Aquisição
4	Mídia Paga	PQL	Indicação Interna
5	Mídia Paga	-	-
6	PQL	-	-
7	Indicação Interna	-	-
8	Orgânico	-	-
9	CRM	-	-
10	*Outbound*	-	-
11	*Upsell* de CIOT	-	-
12	TMS Parceiro	-	-
13	TMS Parceiro	*Upsell* de CIOT	-
14	Orgânico	TMS Parceiro	-
15	FMS	-	-
16	*Chat* Aquisição	-	-

Fonte: autores

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

Conforme demonstrado na Tabela 1, há cenários em que foram alteradas as taxas de maneira isolada (cenários 5 ao 12, cenários 15 e 16) e conjunta (cenários 1 ao 4, cenários 13 e 14). Com os cenários alternativos definidos, o modelo computacional foi executado. A Figura 3 apresenta o *ranking* da relação de conversão entre ativados e *leads* de cada cenário alternativo, além do cenário inicial. Os resultados demonstrados são a média de 15 replicações.

Figura 3 – *Ranking* de conversão dos cenários alternativos



Fonte: autores

Ao analisar os resultados da Figura 3, é possível perceber que o cenário de melhor performance, 13, é aquele composto pelos canais TMS Parceiro e *Upsell* de CIOT. A taxa de conversão nesse cenário ficou em 3,19%. Ao analisar esses canais isoladamente (cenários 11 e 12) percebe-se que o *Upsell* de CIOT seja mais significativo no momento de alteração. Uma vez que os resultados isolados de ambos canais estejam menores que o cenário em que houve a combinação, sugere-se a destinação de recursos de modo simultâneo em ambas taxas.

Em seguida, pode-se notar que os próximos três cenários do *ranking* (2, 4 e 3) além de possuírem em comum a variação simultânea das taxas, também possuem a presença do canal de Indicação Interna. Dessa forma, é relevante realizar uma observação mais detalhada em relação a esse canal. Quando analisado de maneira isolada (cenário 7), o Indicação Interna possui uma taxa de conversão significativa, de 3,11%. Além disso, ao analisar isoladamente as outras taxas que compõem os cenários 2, 4 e 3, percebe-se uma baixa taxa de conversão: no cenário 6, somente com PQL, a conversão foi de 2,73%; no cenário 5, quando alterada somente a Mídia Paga, a conversão ficou em 2,76%; e no cenário 16, de *chat* aquisição, o índice convertido foi de 2,95%. Ou seja, pode-se deduzir que o canal de Indicação Interna é o fator de maior impacto para os resultados obtidos nos cenários 2, 4 e 3. Assim, sugere-se a dedicação de esforços em Indicação Interna.

Além do Indicação Interna, outro canal que merece observação é o de CRM, representado por meio do cenário 9. No *ranking*, o nono cenário alternativo ocupou a sexta colocação no índice de conversão, com 3,08%. Cabe observar que este resultado é o segundo melhor desempenho entre os cenários em que as taxas foram alteradas de maneira isolada. Assim, recomenda-se a dedicação de esforços no canal de CRM. Outros cenários não mencionados e que a alteração de parâmetros foi realizada de maneira isolada são os cenários 8, 10 e 15. No cenário 8 (Orgânico), a conversão foi de 2,84%, ocupando a décima segunda colocação no *ranking*. No cenário 10 (*Outbound*), o índice de conversão foi de 2,81%, décimo terceiro no *ranking*. Na última colocação, tem-se o cenário 15, em que somente FMS foi modificado, apresentando um índice de conversão de 2,67%.

Por fim, de modo a cumprir com a última etapa da metodologia, foram realizadas as recomendações finais. A Tabela 2 sintetiza os resultados e estabelece uma ordem prioritária ao realizar o investimento de novos recursos.

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

Tabela 2 – Ordem de prioridade de investimento

Ordem de prioridade	Canal de captação
1°	Indicação Interna
2°	CRM
3°	*Upsell* de CIOT
4°	TMS Parceiro
5°	PQL
6°	*Chat* Aquisição
7°	Orgânico
8°	*Outbound*
9°	Midia Paga
10°	FMS

Fonte: autores

Dessa forma, conforme a Tabela 2, a ordem estabelecida foi: Indicação Interna, CRM, *Upsell* de CIOT, TMS de Parceiros, PQL, *Chat* Aquisição, Orgânico, *Outbound*, *Paid media* e FMS. É importante destacar que os meios de captação dos cenários de maior conversão não são necessariamente os prioritários a serem investidos, pois deve-se considerar que o investimento em paralelo em dois canais demandaria mais recursos do que o investimento isolado em somente um canal.

5. Discussão

Em relação a utilização da SBA como apoio à tomada de decisão, pode-se afirmar que esta se demonstrou satisfatória aos objetivos do estudo. Esse resultado vai ao encontro de outros trabalhos encontrados na literatura. [Mcgarraghy *et al.* 2022] concluíram que um modelo de SBA pode ser adequado de ser aplicado em eventos no ramo alimentício. [Roses, Kadar e Malleson 2021] deduziram que a utilização de um modelo de SBA pode ser apropriada no estabelecimento de estratégias contra o crime; assim como [Bean e Joubert 2019], que concluíram que um modelo de SBA auxilia em estratégias de entregas em ambientes urbanos.

Em um contexto menos amplo, restrito aos *e-marketplaces* logísticos, o presente artigo apresenta divergências e semelhanças em relação aos resultados do trabalho desenvolvido em [Oliveira *et al.* 2022]. As divergências se referem aos resultados do volume de conversão dos cenários alternativos. Ou seja, as recomendações finais de investimento de recursos diferem entre si. Já no que diz respeitos as semelhanças, está o fato de em ambos trabalhos a variação simultânea de um ou mais canais de captação não garantir um maior alcance nas conversões de clientes. A razão para haver semelhanças e, especialmente, diferenças em ambos trabalhos, pode estar relacionada aos dados de entrada que foram utilizados por cada autor. Um diferencial do presente artigo em relação a outras pesquisas de SBA é a relização da validação do modelo computacional de dois modos complementares. A validação “face a face”, realizada por meio do “ateste” de um especialista do processo, é comumente encontrada em estudos de simulação; porém, a validação estatística, realizada por meio de testes estatísticos, não foi encontrada em artigos que utilizaram a SBA para auxílio à tomada de decisão em outros setores.

6. Conclusão

O presente artigo teve como objetivo desenvolver um modelo de SBA mais robusto do processo de captação de clientes de um *e-marketplace* logístico, a fim de verificar o impacto de diferentes canais de captação na conversão de novos clientes. O intuito foi auxiliar a tomada de decisão dos gestores do *e-marketplace*. Para construção do modelo computacional foi utilizado o *software* AnyLogic®. A utilização da SBA se demonstrou adequada, uma vez que possibilitou o desenvolvimento de um modelo validado, em que as alterações de parâmetros pudessem ser realizadas e a influência de cada canal de captação pudesse ser entendida; o que tornou possível a elaboração das recomendações finais aos gestores do *e-marketplace*. Assim, pode-se dizer que o

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

artigo atingiu seu objetivo proposto.

A ordem de prioridade de investimentos de novos recursos foi estabelecida como: Indicação Interna, CRM, *Upsell* de CIOT, TMS Parceiro, PQL, *Chat* Aquisição, Orgânico, *Outbound*, Mídia Paga e FMS. No aspecto prático, estabelecer uma ordem de prioridade embasa a decisão no momento de escolher os canais de captação que receberão os investimentos. Assim, pode-se tornar a deliberação mais assertiva, economizando tempo e recursos financeiros.

A limitação encontrada neste artigo é referente à falta de dados sobre os custos necessários para investir em cada canal de captação de clientes. Assim, como trabalhos futuros sugere-se a análise a partir do "custo-benefício". Além disso, outra recomendação de trabalho futuro é a investigação das possíveis causalidades que possam estar presentes entre os canais de captação, de modo a tornar mais claro a relação simultânea entre esses meios.

Referências

Alves, R., Lima, R. Da S., Pinho, A. F. de e Holguin-Veras, J. (2019). Modelo de simulação baseada em agentes para avaliar política de distribuição de cargas urbanas do e-commerce. *Transportes*, 27(3), 99–114.

Badica, C., Leon, F. e Badica, A. (2020). Freight transportation broker agent based on constraint logic programming. *Evolving Systems*, 11:363–382.

Barros, J. P. S, Baldam, R. L, Coelho Junior, T. P, Leal, E. A. S. e Souza, M. A. V. F. (2011). Simulação Baseada em Agentes. *In Anais do XXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, Belo Horizonte. ABEPRO

Bean, W. L. e Joubert, J. W. (2019) Modelling receiver logistics behaviour. In *International workshop on agent-based mobility, traffic and transportation*, 763-768, Leuven. ELSEVIER.

Bertrand, J. e Fransoo, J. (2002). Operations management research methodologies using quantitative modeling. International Journal of Operations & Production Management, 22:241-264.

Chwif, L. E Medina, A. (2015). Modelagem e simulação de eventos discretos. Elsevier, São Paulo.

Collignon, S. E. e Sternberg, H. S. (2020) Adoption of multiple electronic *marketplaces*: Antecedents from a grounded theory study. *Journal of Business Logistics*, 41:310-333.

Jahn, B. *et al.* (2021) Targeted covid-19 vaccination (Tav-covid) considering limited vaccination capacities—an agent-based modeling evaluation. *Vaccines*, 5.

Kauark, F. Da S, Manhães, F. C e Medeiros, C. H. (2010) Metodologia de Pesquisa. Via Litterarum, Itabuna.

Law, A. M. (2015) Simulation Modeling and Analysis. McGraw- Hill Education, New York.

Leal, F. *et al.* (2011). A Practical Guide For Operational Validation of Discrete Simulation Models. *Pesquisa Operacional*. 31:57-77.

GRIMM, V. *et al.* (2020) The ODD protocol for describing agent-based and other simulation models: A second update to improve clarity, replication, and structural realism. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 23.

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060

Macal, C. M. (2016) Everything you need to know about agent-based modelling and simulation. *Journal of Simulation*, 10:144–156.

Macal, C. M. e North, M. J. (2009). Agent-based modeling and simulation. In *WSC*, p. 86-98, Austin. IEEE.

Mcgarraghy, S. *et al.* (2022). Conceptual System Dynamics and Agent-Based Modelling Simulation of Interorganisational Fairness in Food Value Chains: Research Agenda and Case Studies. *Agriculture*, 12.

Oliveira, R, P, Gomes, L. P., Pinho, A. L., Lima, R. S. (2022). Análise e previsão do comportamento de usuários-alvo através da Simulação Baseada em Agentes em um *marketplace* logístico. In *Anais do LIV SBPO*, Juiz de Fora. SOBRAPO.

Péterfi, C. e Gyenge, B. (2021). Improving supply chain efficiency through simulations *Mundi-Economica*, 8: 27-40.

Rabia, M. A. B e Bellabdaoui, A. (2020). Simulation as a decision-making tool in a business analytics environment. In *International conference on logistics operations management*, Rabat. IEEE

Rosés, R., Kadar, C. e Malleson, N. (2021). A data-driven agent-based simulation to predict crime patterns in an urban environment. *Computers, Environment and Urban Systems*, 89.

Scott, A., Parker, C. e Craighead, C. W. (2017). Service refusals in supply chains: Drivers and deterrents of freight rejection. *Transportation Science*, 51:1086–1101.

Shetty, D. K. *et al.* (2020). Assessment Of *E-marketplace* In Increasing The Cost Efficiency Of Road Transport Industry. *Palarch's Journal Of Archaeology Of Egypt/Egyptology*, 17: 3799-3840.

Thitimajshima, W., Esichaikul, V. e Krairit, D. (2018). A framework to identify factors affecting the performance of third-party B2B *e-marketplaces*: A seller's perspective. *Electronic Markets*, 28:129–147.

Wang, Y., Potter, A. e Naim, M. (2007). Electronic *marketplaces* for tailored logistics. *Industrial Management and Data Systems*, 107:1170–1187

Wang, Y., Potter, A. e Naim, M. (2008). The potential for a regional Electronic Logistics *Marketplace*. In: *Annual Logistics Research Network*, p. 259-264, Liverpool.

Wang, Y. e Sarkis, J. (2021). Emerging digitalisation technologies in freight transport and logistics: *Transportation Research*, 148.

White, K. P.; Ingalls, R. G. (2018). The basics of simulation. In: *WSC*, p. 147-161, Gothenburg. IEEE.

DOI: 10.59254/sbpo-2023-175060
http://live-proceedings.pantheonsite.io/p/175060