

Cálculo de métricas de eficiência portuária a partir do rotulamento de dados AIS

Ana Beatriz Mitsutani

(Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP)

Felipe Fray Buschinelli (Universidade de São Paulo)

João Marcelo Leal Gomes Leite

(Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP)

Tiago Novaes Mathias

(Infrastructure Digital Transformation Engineering Department)

Daniel de Oliveira Mota

(Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP)



O presente artigo tem como objetivo propor um método automatizado para monitorar as operações nos terminais do Porto de Santos a partir do rotulamento de dados do Sistema de Identificação Automática (AIS), um recurso de rastreamento de embarcações. A análise envolve a coleta, pré-processamento e rotulamento de dados dinâmicos, que são utilizados para definir as trajetórias das embarcações e calcular métricas de eficiência operacional, identificando os principais pontos de melhorias no Porto de Santos. Três algoritmos específicos foram implementados para otimizar o processo de rotulamento, permitindo a criação de um conjunto estruturado de dados para avaliar o desempenho dos terminais portuários. A pesquisa contribui para a modernização da gestão portuária, destacando a importância da análise de dados na melhoria de produtividade e redução de congestionamentos no Porto de Santos.

Palavras-chave: Engenharia de Produção, Encontro, Operações, Sistema de Identificação Automática, rotulamento de dados, Porto de Santos, monitoramento portuário, eficiência operacional, gestão portuária.

1. Introdução

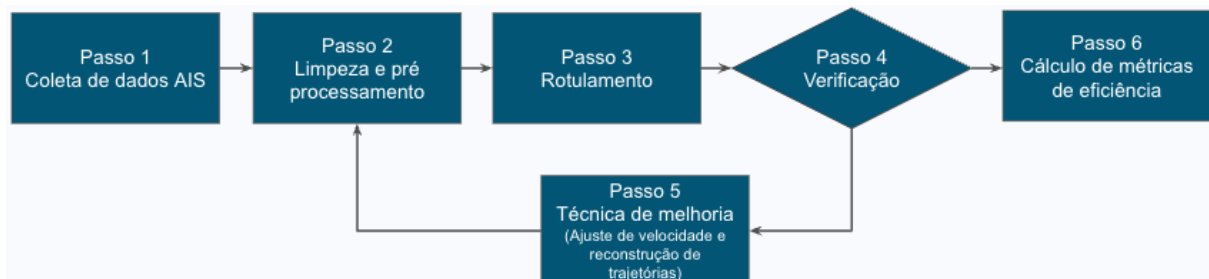
O transporte marítimo é responsável por cerca de 80% do fluxo global de mercadorias, dado que evidencia a relevância deste modal na economia mundial (UNCTAD, 2024). Neste contexto, destaca-se a importância da modernização das estruturas portuárias utilizando a inteligência e automação de dados para manterem-se competitivas e relevantes. Uma destas instituições é o Complexo Portuário de Santos, responsável por mais de 28% da corrente comercial brasileira em 2024 com um montante de USD 580Bi. Apesar de sua relevância de escala nacional, o Porto de Santos ainda apresenta fortes desafios no que se refere à incorporação de tecnologias já difundidas no mercado e amplamente empregadas por organizações de importância similar ao redor do mundo.

O objetivo deste trabalho é propor um método de automação do monitoramento das operações marítimas do Porto de Santos baseado no tratamento de dados do sistema AIS (*Automatic Identification System*) com dois principais focos: a reconstrução de trajetórias de embarcações e o cálculo de métricas de eficiência.

2. Metodologia com referências bibliográficas

Para ilustrar a sequência das operações aplicadas aos dados do AIS, foi elaborado o diagrama da figura 1.

Figura 1 - Principais passos envolvidos no estudo



Fonte: elaboração própria

Na etapa 1, é realizada a **coleta dos dados**, onde definem-se quais informações são relevantes para o estudo, levantam-se fontes confiáveis para a extração e implementa-se a coleta por um período suficiente para se obter o número de registros esperados. Na etapa 2 é realizada a **limpeza e pré-processamento dos dados**, onde aplicam-se filtros e retiram-se dados inválidos buscando manter apenas dados relevantes para o objetivo da análise. A etapa 3 consiste na **rotulação dos dados** de posição com o trecho do canal ou com o nome do terminal no qual a embarcação se encontrava em um determinado momento, baseando-se na distância entre a embarcação e os rótulos de referência, e na velocidade do navio. Na etapa 4, **verificação**, é analisada a qualidade da rotulação. Caso o resultado ainda não esteja

satisfatório, na etapa 5 aplica-se uma **técnica de melhoria** e retorna-se para a etapa 3 de rotulamento e em seguida à etapa 4 de verificação. Quando considera-se que uma qualidade satisfatória na rotulação foi alcançada, avança-se para a etapa 6, onde os dados resultantes dos processos anteriores são utilizados para **calcular e analisar as métricas de produtividade** apresentadas na seção 2.4. Nas subseções a seguir, serão explicados em maiores detalhes os passos do 3 em diante.

2.1. Algoritmo de rotulação dos dados de posição

Mesmo após a limpeza e pré-processamento, os campos presentes nos dados coletados não são sempre úteis para a aplicação final, precisando passar por um processo de rotulamento para atribuir a cada observação uma identificação que possa ser interpretada na análise (Silva et al, 2007). No caso da base de dados AIS, os registros contém a latitude e longitude dos navios, que são usados para atribuir os rótulos para classificar e identificar as posições.

Os rótulos utilizados pertencem a dois principais tipos: (1) Terminais do Porto (para identificar navios atracados em um terminal); e (2) Partições do Canal, subdivisões do canal de navegação com propriedades de comprimento e/ou largura configuráveis (MOTA et al, 2019), usadas para identificar navios navegando.

Já o processo de rotulação baseia-se em dois critérios: (1) a distância entre a posição da embarcação em um determinado instante e os rótulos; e (2) a velocidade do navio. Para o cálculo da distância utiliza-se a Fórmula de Haversine (equação 1), equação aplicada em navegação para obter distâncias entre dois pontos de uma esfera a partir de suas latitudes e longitudes (SMITH et. al., 2019). Os rótulos de terminal e de canal mais próximos à embarcação são selecionados, e, caso a velocidade da embarcação seja maior que zero (indicando navegação) o rótulo atribuído àquele dado de posição é o de canal. Caso contrário (velocidade igual a zero indicando atracação), o rótulo atribuído é o de terminal.

$$d = 2r \cdot \arcsin \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\Delta\phi}{2} \right) + \cos(\phi_1) \cdot \cos(\phi_2) \cdot \sin^2 \left(\frac{\Delta\lambda}{2} \right)} \right) \quad (1)$$

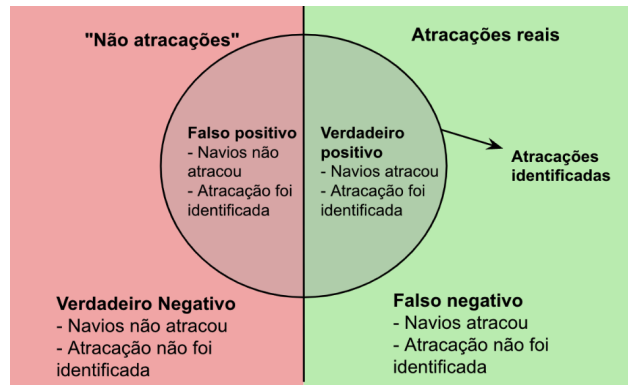
Onde d é a distância entre os dois pontos, r é o raio da esfera (por exemplo, o raio da Terra), ϕ_1 e ϕ_2 são as latitudes dos pontos 1 e 2 (em radianos) e λ_1 e λ_2 são as longitudes dos pontos 1 e 2 (em radianos);

2.2. Método de verificação da qualidade dos rótulos

A qualidade dos rótulos obtidos é mensurada comparando as atracações calculadas pelo método apresentado e as operações de atracação registradas oficialmente nos boletins da Autoridade Portuária. No caso das atracações estimadas, considera-se que uma atracação ocorre quando o rótulo de um navio muda de rótulo de canal para rótulo de terminal, e a

desatracação se dá no momento inverso. Ao realizar a comparação é possível identificar 3 casos: verdadeiros positivos (atracação identificada tem registro nos boletins), falsos positivos (atracação identificadas não possui registro nos boletins) e falsos negativos (registro nos boletins não foi identificada). A relação lógica destes casos está representada na figura 2. Note que neste caso não há sentido em verdadeiros negativos, pois não há como quantificar as "não atracções", tanto dos eventos reais quanto dos calculados.

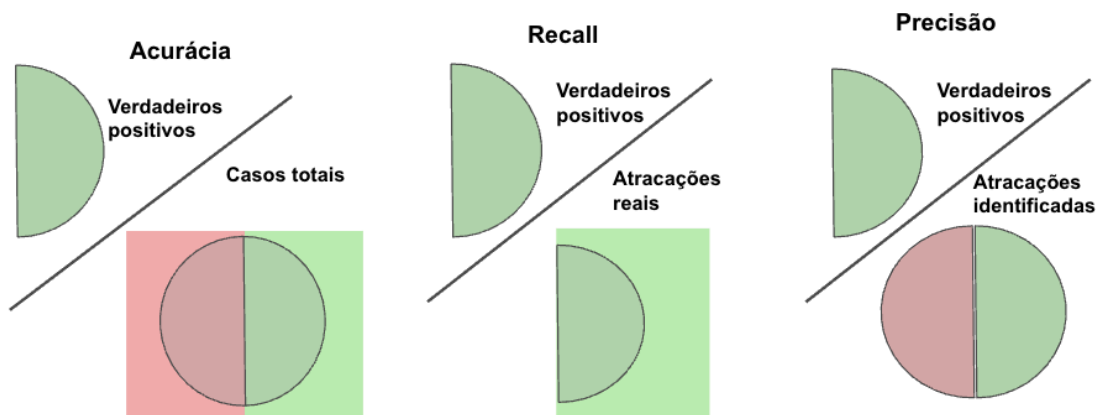
Figura 2 - Relação lógica dos casos de atracação identificados



Fonte: elaboração própria

As definições da figura 2 (partes em verde indicam atracções reais, partes em vermelho indicam navios que não atracaram e o círculo indica os casos que foram identificados como atracções pelo método) foram utilizadas para elaborar a figura 3, que apresenta os conceitos de acurácia (número de casos verdadeiros dividido por número de casos total), precisão (número de verdadeiros positivos sobre número de casos positivos) e recall (número de verdadeiros positivos sobre número de atracções reais), medidas amplamente utilizadas para mensurar a qualidade de modelos de classificação (NAVAKOVIC, 2017)

Figura 3 - Representação gráfica dos conceitos de Acurácia, Precisão e Recall



Fonte: elaboração própria

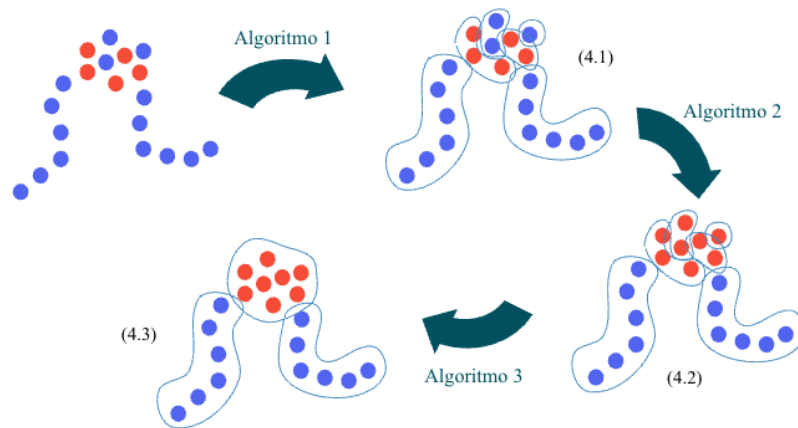
2.3. Método de reconstrução de trajetórias

Quando se faz necessário melhorar a qualidade dos rótulos atribuídos pelo método apresentado na seção 2.2, uma possível alternativa é aplicar técnicas baseadas na reconstrução de trajetórias. A reconstrução de trajetórias de navios a partir de dados de AIS é um tema de estudo com aplicações variadas, como na previsão de percursos e prevenção de acidentes por meio de aprendizado de máquina. No contexto deste trabalho, uma trajetória é definida como um conjunto de registros contínuos no tempo nos quais o navio manteve-se com o mesmo estado (movendo ou atracado) durante uma visita ao Porto de Santos. Assim, entende-se que no caso geral um navio terá somente três trajetórias (trajetórias de entrada, de parada e de saída) e navios com números muito maiores que três trajetórias são indicativos de erros na rotulação.

Em seu estudo, Zhao, Shi e Yang (2018) propõem dividir o processo de reconstrução de trajetórias em processos de Partição e Associação. Na Partição, os dados consecutivos são divididos em grupos com base em determinados critérios e na Associação, os grupos formados, adjacentes ou não, podem ser unidos caso estejam em conformidade com requisitos estabelecidos pelo autor. Este processo permite identificar dados incoerentes com base nos grupos formados e corrigi-los.

O presente estudo implementa o conceito de Partição e Associação por meio de três algoritmos para corrigir a velocidade dos dados na base, ilustrados na figura 4 a seguir, onde os pontos indicam dados da posição de embarcações, sendo os vermelhos registros em que o navio está parado e os azuis registros em que o navio está se movimentando. O Algoritmo 1 é responsável por criar as trajetórias com base nos dados de posição, separando os registros de posição a partir de mudanças no estado do navio (Figura 4.1). O Algoritmo 2 utiliza os resultados do seu antecessor para ajustar as velocidades instantâneas a partir dos dados agregados das trajetórias (Figura 4.2). Com as velocidades ajustadas, são criadas novas trajetórias e o Algoritmo 3 as agrega para criar as trajetórias finais que serão base para o novo rotulamento (Figura 4.3).

Figura 4 - Passos da reconstrução de trajetórias



Fonte: elaboração própria

2.3.1 Algoritmo 1

Primeiramente, os dados de posição são ordenados por ID do navio e por horário, de forma que todos os registros para um navio aparecem sequencialmente antes do primeiro registro da próxima embarcação. Em seguida, é criada uma variável t , que será a identificação única de uma trajetória e que tem seu valor incrementado, sinalizando uma nova trajetória, nas seguintes condições:

- Caso 1: o registro de um navio é diferente do anterior, pois dois navios diferentes não podem compartilhar uma mesma trajetória;
- Caso 2: há uma diferença de tempo superior a uma hora entre dois registros, indicando que houve um período no qual não foram coletados dados. Neste caso, cria-se uma nova trajetória, pois neste intervalo entre os registros não é possível afirmar que o navio manteve o estado anterior;
- Caso 3: o navio mudou seu estado de movendo para parado, ou vice e versa, indicando uma atracação ou uma desatracação;

Note que todos os casos comparam um registro de estado com o anterior, pois neste primeiro momento busca-se identificar características que justifiquem uma nova trajetória.

2.3.2. Algoritmo 2

O Algoritmo 2 utiliza as características das trajetórias criadas no passo anterior para corrigir as oscilações de velocidade. Os dados são ordenados por navio e por data e a velocidade de um registro é ajustada para zero caso a trajetória em que está contido atende às seguintes condições:

- Condição 1: o navio não tenha teve um deslocamento considerável (deslocamento menor que 8 metros) durante a trajetória;
- Condição 2: a velocidade média da trajetória foi menor que 2 nós;

Tais parâmetros foram escolhidos para identificar trajetórias inválidas pois são os que melhor descrevem os eventos de oscilação de velocidade: considera-se que caso o navio tenha se deslocado pouco, e com uma velocidade baixa, essa trajetória caracteriza uma oscilação, e não uma movimentação válida. A figura 5 apresenta o perfil da velocidade da embarcação STAR CRIMSON após a aplicação do Algoritmo 2, onde destaca-se que as mudanças de estado não estão mais presentes.

Figura 5 - Perfil de velocidade do STAR CRIMSON antes e após a aplicação do algoritmo 2



Fonte: elaboração própria

2.3.3. Algoritmo 3

O Algoritmo 3 observa as trajetórias anteriores (decorrentes do Algoritmo 1) e une duas trajetórias anexas baseando-se na velocidade corrigida pelo Algoritmo 2. A união ocorre quando todos os 3 critérios são obedecidos:

- Critério 1: o navio das duas trajetórias é o mesmo, pois navios diferentes não podem compartilhar da mesma trajetória;
- Critério 2: a velocidade média das duas trajetórias é nula, pois trajetórias anexas de movimentação não devem ser unidas, somente as de atracação;
- Critério 3: a distância entre o último registro de posição uma trajetória e o primeiro da outra é menor que 40 metros, pois nesse caso, o navio além de manter o estado parado não teve deslocamento significativo, indicando que estava de fato atracado;

2.4. Cálculo de métricas de eficiência

Após aplicados os passos anteriores para obter uma rotulação de qualidade satisfatória, foram calculadas 3 métricas de eficiência operacional a partir do conjunto de dados: a Taxa de Ocupação (TO), o Tempo médio de Permanência (TP) e o Tempo médio entre Operações (TEO), que se complementam para descrever a utilização de um porto ou terminal.

2.4.1. Taxa de ocupação (TO)

Indica a proporção de tempo em que as instalações portuárias estiveram efetivamente em uso. A TO é fundamental para avaliar a utilização dos recursos portuários pois taxas de ocupação baixas (<50%) sugerem subutilização dos recursos e alta ociosidade, e taxas muito altas (>70%) indicam riscos de congestionamento e tempos de espera prolongados nas áreas de fundeio (MWASENGA, 2012). A equação 2 descreve a fórmula da TO.

$$TO = \frac{\sum_{j=1}^n O_{ij}}{t_{\text{análise}}} \times 100\% \quad (2)$$

Onde $t_{\text{análise}}$ é o tempo total disponível no período analisado e $\sum_{j=1}^n O_{ij}$ é o tempo total de operação no terminal i (soma do tempo das j operações em i).

2.4.2. Tempo médio de Permanência (TP)

Avalia o tempo médio que uma unidade de carga ou um navio permanece no terminal. Embora diversos fatores influenciem no tempo de permanência de uma embarcação, como a quantidade de carga e as características do navio, de forma geral, um tempo de permanência baixo é um reflexo de processos aduaneiros eficientes. Assim, a redução do TP pode aumentar a capacidade do porto de lidar com volumes maiores de carga e melhorar a satisfação dos clientes devido à redução de custos e tempos de espera. (CHUNG, 2013). A equação 3 descreve a fórmula da TO.

$$TP_i = \frac{\sum_{j=1}^n O_{ij}}{n} \quad (3)$$

Onde n é o número de operações no período e $\sum_{j=1}^n O_{ij}$ é o tempo de operação no terminal i .

2.4.3. Tempo médio entre Operações (TEO)

Mede o tempo médio em que um terminal esteve ocioso entre o término de uma operação e o início da próxima. Altos TEOs são sinais de baixa demanda ou de longos períodos de parada por manutenção, que podem ser especialmente problemáticos pois os navios fora de terminais congestionam a circulação no canal (CHUNG, 2013). É calculado como a média simples da duração dos intervalos entre atracções. (equação 4)

$$TEO_i = \frac{t_{\text{análise}} - \sum_{j=1}^n O_{ij}}{n} \quad (4)$$

Onde $t_{\text{análise}}$ é o tempo total disponível no período analisado e $\sum_{j=1}^n O_{ij}$ é o tempo total de operação no terminal i e n é o número de operações no período.

3. Aplicação no Porto de Santos

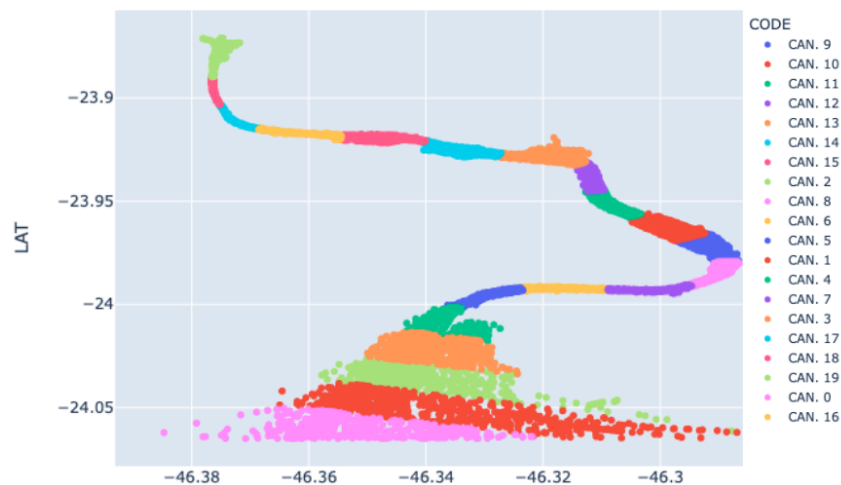
3.1. Coleta e limpeza dos dados AIS

Para este trabalho foram coletados dados entre 14/05/2024 e 18/08/2024 utilizando uma aplicação em Python que se conecta à API da *AISStream*, serviço que disponibiliza dados do sistema AIS publicamente. As informações salvas eram de dois tipos: estáticos (como identificador, tamanho e capacidade dos navios) e dinâmicos (latitude, longitude e velocidade instantânea). Por meio da aplicação de coleta, os dados foram salvos diariamente em arquivos csv que posteriormente foram unidos para criar a base de dados utilizada. Na limpeza dos dados, foram aplicados filtros de localização, selecionando apenas a área no entorno do Porto de Santos, por tipo de navio, que manteve apenas os navios cargueiros (*Cargo ships*) e foram retirados dados inválidos com identificadores nulos ou velocidade acima de 100 nós pois o limite de velocidade no canal do porto é 9 nós (Marinha do Brasil, 2023).

3.2. Rotulamento dos dados

Para o Porto de Santos utilizou-se 65 rótulos de terminal, um para cada berço de terminal, e 20 rótulos de canal, de acordo com a divisão do canal de navegação em partições de 1,5km de comprimento.

Figura 6 - visualização das 20 partições do canal de navegação



Fonte: elaboração própria

3.3. Análise do rotulamento preliminar

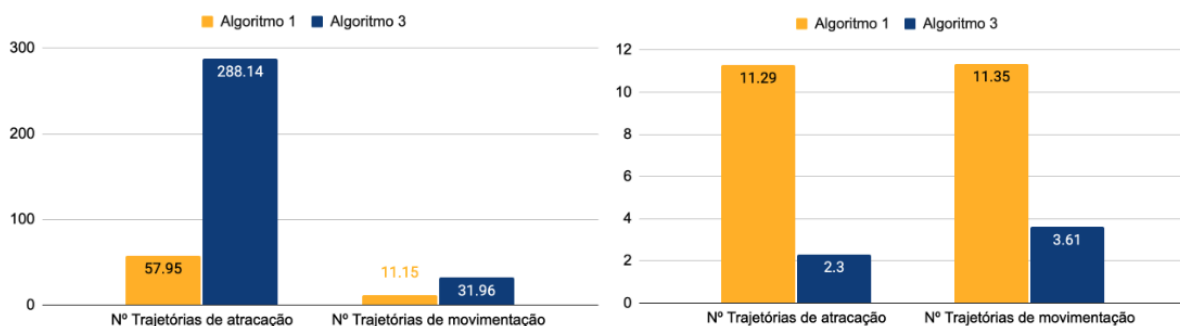
A partir da primeira iteração da rotulação, foram identificadas 1.896 operações de atracação, destoando das 1.126 atracações registradas nos boletins da Autoridade Portuária, sendo que a diferença foi alta em quase todos os terminais. Notou-se que o *recall* (94,40%) foi satisfatório, indicando baixo número de falsos negativos. Por outro lado, a precisão (56,06%) foi aquém do esperado devido à alta incidência de falsos positivos, o que se refletiu na baixa acurácia total do modelo (54,26%). Buscando melhorar estes indicadores, foi aplicado então o método apresentado na seção 2.3 ao conjunto de dados de Santos.

3.4. Reconstrução de trajetórias

Os casos de falso positivo são decorrência das oscilações de velocidade que ocorrem naturalmente ou por erros de registro do AIS, que, pelo modelo apresentado, são interpretados como atracções e desatracções. Os três algoritmos apresentados na seção 2.3 buscaram suavizar estas oscilações utilizando a reconstrução de trajetórias.

Um alto número de trajetórias para um mesmo navio é um indicativo de que as trajetórias não estão corretamente descrevendo o estado da embarcação, pois um navio deveria apresentar em média 3 trajetórias por visita ao Porto de Santos (entrada, atracção e saída). Dessa forma, foi analisado o número médio de trajetórias por navio para acompanhar a melhoria da reconstrução de trajetórias a partir da aplicação dos algoritmos. Observou-se uma redução de 80,0% no número médio de trajetórias de atracção (de 11,3 para 2,3) e de 68,2% (de 11,4 para 3,6) no de trajetórias de movimentação por navio. Além disso, o número médio de registros por trajetória aumentou de 58,0 para 288,1 no caso das trajetórias de atracção e de 11,2 para 32,0 no caso das de movimentação. Ambos os indicadores sugerem que as transformações foram eficazes em melhorar a qualidade das trajetórias, agregando em conjuntos de dados mais longos e contínuos.

Figura 7 - comparação do número de trajetórias antes e após a aplicação dos algoritmos

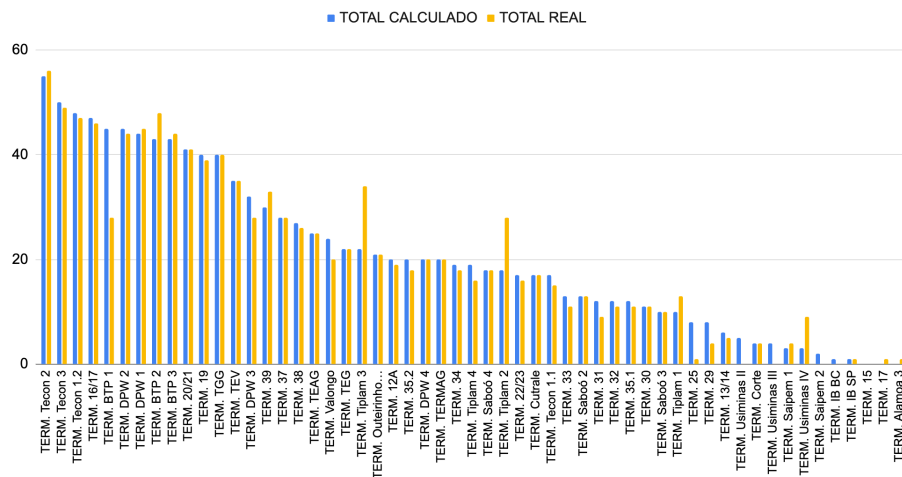


Fonte: elaboração própria

3.5. Efetividade dos algoritmos no rotulamento

Com os dados de velocidade corrigidos, foi realizada uma segunda rotulação utilizando o mesmo processo que o anterior. Nesta iteração, foram identificadas 1.150 operações, número bem mais próximo das 1.126 reportadas oficialmente. A melhora se deve principalmente à diminuição dos falsos positivos, uma vez que foram reduzidas as oscilações na velocidade que caracterizam as atracções. O aprimoramento também se traduz no aumento da precisão dos 56,06% anteriores para 92,09%, o que por consequência eleva também a acurácia total do modelo de 54,26% para 87,23%. Em contraste, o recall teve uma pequena diminuição de 94,40% para 94,30%, uma vez que o foco do tratamento foi reduzir os casos de falsos positivos, tendo pouco impacto nos falsos negativos.

Figura 8 - Total de atracções reais e calculadas por terminal



Fonte: Elaboração própria

4. Análise das atracções e métricas de eficiência

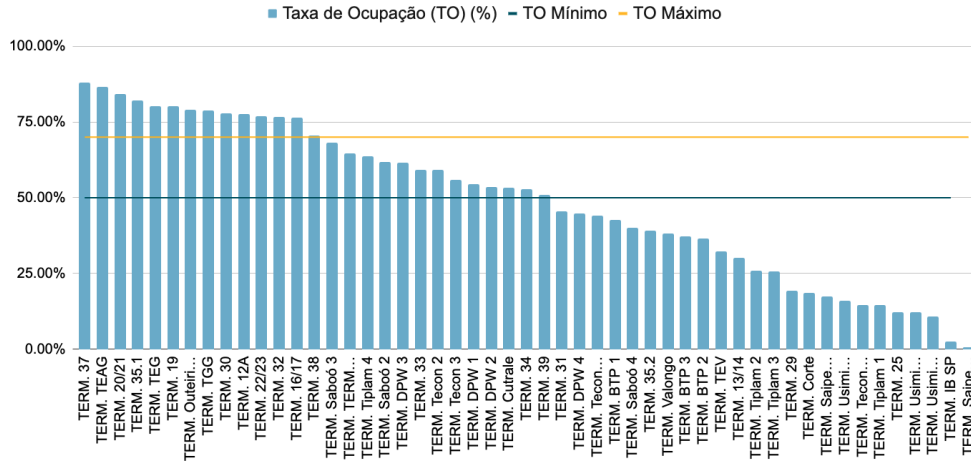
Observando o número de atracções por dia, não é possível extrair uma sazonalidade ou tendência, indicando que as entradas se mantiveram estáveis ao longo do tempo. Mudando a granularidade para o agregado mensal, a quantidade de atracções também se manteve estável nos dois meses completos nos quais foram coletados dados (Junho e Julho), enquanto os meses de Maio e Agosto apresentam menos atracções pois os dados não estão completos para estes meses. Quanto ao tempo de permanência médio das embarcações nos terminais, obteve-se uma média de 50 horas de operação, a partir do momento em que o navio atraca até a desatracção. O tempo médio entre operações (tempo inativo entre uma atracção e outra) foi de 54,5 horas, ou seja, houve um intervalo médio de mais de dois dias sem operações nos terminais, indicando uma subutilização dos recursos de forma geral. A seguir, é apresentada uma análise das métricas de eficiência por terminal.

4.1. Análise de eficiência por terminal

4.1.1. Taxa de ocupação (TO)

A TO teve alta variação entre os terminais, indicando que há terminais com maior eficiência operacional, e/ou maior demanda. Somente 14 dos 51 terminais tiveram uma taxa de ocupação na faixa entre 50 e 70% recomendada em Mwasenga (2012), sendo que 13 tiveram taxas superiores, indicando possíveis congestionamentos e problemas no nível de serviço, e os 24 restantes apresentaram taxas inferiores, indicando uma possível demanda baixa ou operações pouco eficientes.

Figura 9 - Taxa de ocupação por terminal do Porto de Santos e faixa recomendada de TO

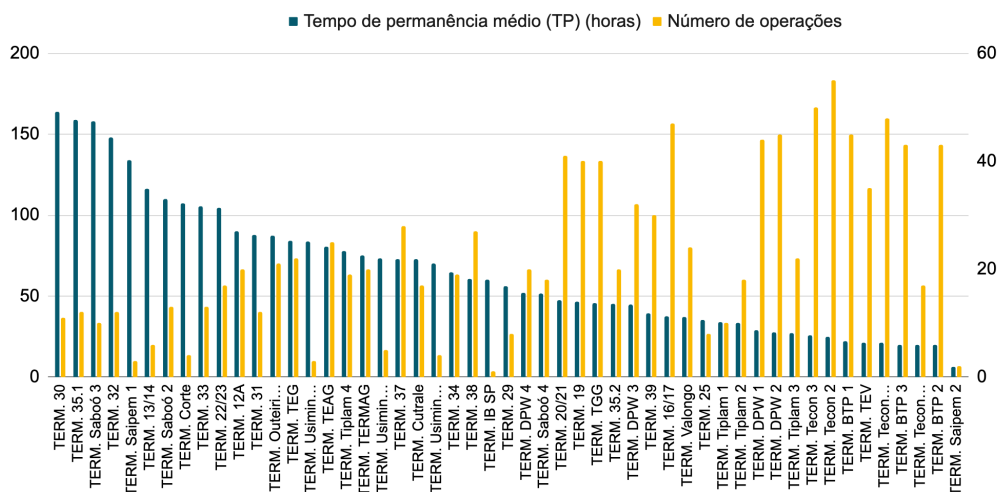


Fonte: elaboração própria

4.1.2. Tempo de permanência médio (TP)

O tempo de permanência médio das operações de um terminal pode se relacionar tanto à complexidade das operações quanto à eficiência, e tem um impacto no número de operações realizadas, visto que operações mais curtas podem ser realizadas em maior número no mesmo espaço de tempo do que operações mais longas. Esta relação inversa foi observada conforme esperado no Porto de Santos: terminais com menos atracções apresentam tempos de permanência médio maiores pois as operações realizadas eram mais complexas ou ineficientes, enquanto terminais com alto número de atracções têm TP baixo, pois as operações eram mais simples e rápidas.

Figura 10 - TP vs número de operações por terminal



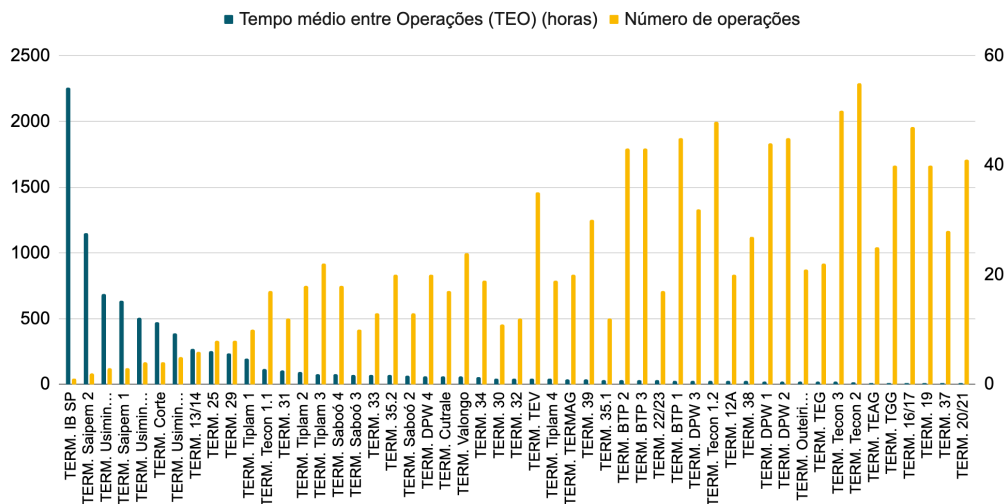
Fonte: elaboração própria

4.1.2. Tempo médio entre operações (TEO)

Um alto tempo médio entre operações pode indicar que o terminal está sofrendo de baixa demanda ou baixa disponibilidade devido, por exemplo, à interdições para manutenção e

reparos. Observou-se que um número pequeno de localizações foram responsáveis pelo aumento médio do TEO geral no Porto de Santos e merecem uma investigação mais aprofundada. Tanto a TO quanto o número de atracações se relacionaram inversamente com a TEO de um terminal, indicando que a existência de terminais problemáticos com poucas e curtas atracações.

Figura 11 - TEO vs número de operações por terminal

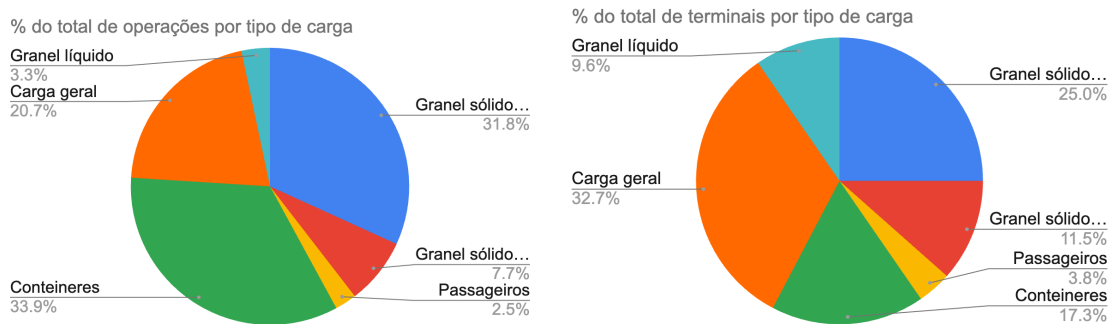


Fonte: elaboração própria

4.2. Análise de eficiência por tipo de carga movimentada

Outro aspecto analisado foi a eficiência das operações segmentada por tipo de carga movimentada pelos navios. De forma geral, os terminais do Porto de Santos podem ser classificados como terminais de contêineres (9 localizações), granel sólido vegetal (13 localizações), carga geral (17 localizações), granel sólido mineral (6 localizações), granel líquido (5 localizações) e passageiros (2 localizações). Apesar dos de carga geral representarem a maior parcela das localizações, as operações de carga geral representam apenas 20,7% da totalidade, enquanto os de containers e granel sólido vegetal representam 33,9% e 31,8% das operações, respectivamente.

Figura 12 - Representatividade de cada tipo de carga no total de operações e no total dos terminais

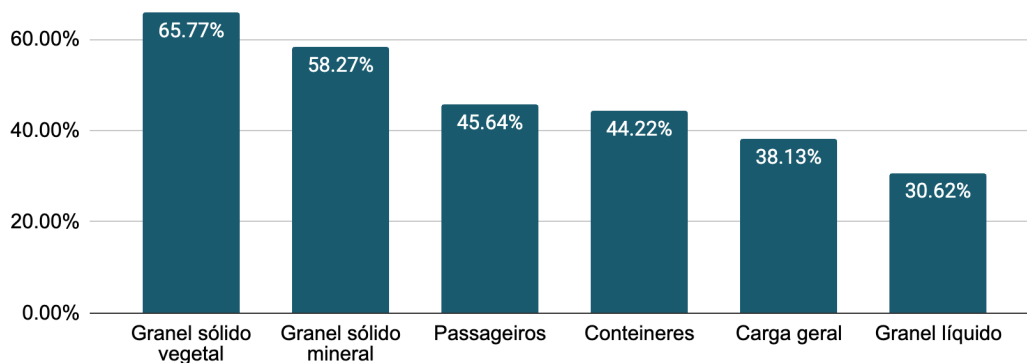


Fonte: elaboração própria

Observou-se que o TP foi mais alto nas operações de granel sólido vegetal e mineral, com 91,01 e 93,34 horas respectivamente, indicando que estes tipos de carga provavelmente envolvem processos mais longos e complexos. Para os mesmos tipos de carga, o TEO foi de 62,19 e 86,86 horas respectivamente, que, embora não tenham sido os valores mais altos, foram maiores que de contêineres e passageiros. Assim, as altas TOs para os terminais de granel sólido se devem parcialmente à alta eficiência deste tipo de carga mas também pela longa duração média das operações.

O oposto ocorreu para o granel líquido: o baixo TP de somente 23,64 horas que indica agilidade nas operações de carga e descarga combinado ao alto TEO de 211,52 horas resultaram em longos períodos de ociosidade que se refletem na menor TO dos tipos analisados, com somente 30,62% do tempo em operação.

Figura 13 - TO por tipo de carga movimentada



Fonte: elaboração própria

5. Conclusões

O estudo realizado propôs um método para reconstruir trajetórias de navios e rotular suas posições, possibilitando monitorar e analisar o estado de um porto utilizando somente as velocidades, posições geográficas e identificadores de embarcação disponibilizados de forma pública pelo sistema AIS. Comparando as atracções identificadas utilizando o método com os boletins oficiais da autoridade portuária, foi obtida uma acurácia de 87,23% sem a necessidade de utilizar serviços pagos ou de um alto poder computacional.

Por meio do rotulamento dos dados foi possível extrair conclusões diversas a respeito do funcionamento atual do Porto de Santos, como a alta variação na taxa de ocupação de 0,6% a 88%, bem como nas duas demais métricas utilizadas no estudo, indicando que alguns terminais podem estar sofrendo com ineficiência e altos períodos de espera para atracção, enquanto outros podem estar com demandas baixas. A variação nas métricas também pode ser observada ao analisar o agregado por tipo de carga: terminais de granéis sólidos apresentaram

operações mais longas e tiveram maior parte de seu tempo operando, enquanto os de granel líquido mostraram operações mais curtas e grandes intervalos de tempo sem operações.

REFERÊNCIAS

- CHUNG, K. C. Port Performance Indicators. [S.l.], 2013. Accessed: 2024-11-04. Disponível em: <<https://documents1.worldbank.org/curated/en/303501468337289364/pdf/816090BRI0Infr00Box379840B00PUBLIC0.pdf>>.
- Marinha do Brasil. Portaria 100/2023. [S.l.], 2023. Acesso em: 4 nov. 2024. Disponível em: <https://www.marinha.mil.br/cpsp/sites/www.marinha.mil.br.cpsp/files/Port%20100_2023.pdf>.
- MWASENGA, A. L. Port and Shipping Services in Tanzania. [S.l.], 2012. Accessed: 2024-11-04. Disponível em: <https://unctad.org/system/files/non-official-document/dtl_ttl_2012d11_Mwasenga.pdf>.
- NOVAKOVIC, J. D. et al. Evaluation of classification models in machine learning. In: Theory and Applications of Mathematics Computer Science 7. [s.n.], 2017. p. 29–46. Accessed: 2024-11-04. Disponível em: <<https://typeset.io/pdf/evaluation-of-classification-models-in-machine-learning-1u2pog86m5.pdf>>.
- UNCTAD. Review of Maritime Transport. 2024. Accessed: 2024-11-04. Disponível em: <<https://unctad.org/topic/transport-and-trade-logistics/review-of-maritime-transport>>.
- SMITH J. et al. Advancements in Machine Learning Algorithms for Image Recognition, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 30, no. 12, pp. 3456–3467, Dec. 2019, doi: 10.1109/TNNLS.2019.2901234.
- ZHAO L. et. al. Ship Trajectories Pre-processing Based on AIS Data, Journal of Navigation, vol. 71, no. 5, pp. 1210–1230, Sep. 2018, doi: 10.1017/S0373463318000188.
- MOTA D.O. et. al. Ship traffic capacity model for the largest port in Latin America, Marine Systems & Ocean Technology, vol. 15, pp. 45–56, 2020, doi: 10.1007/s40868-019-00067-y.
- SILVA, A. S., et. al. (2007). Labeling data extracted from the Web. In R. Meersman & Z. Tari (Eds.), OTM 2007 Workshops (pp. 1099–1116). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-76890-6_68