

# Aplicação do Sistema de Aprendizado Participativo na Resolução do Problema de Carregamento e Descarregamento 3D de Contêineres em Terminais Portuários para Múltiplos Cenários

Anibal Tavares de Azevedo (UNICAMP) [anibal.azevedo@fca.unicamp.br](mailto:anibal.azevedo@fca.unicamp.br)

Edilson Fernandes de Arruda (UFRJ) [efarruda@pep.ufrj.br](mailto:efarruda@pep.ufrj.br)

Luiz Leduino Salles Neto (UNIFESP) [luiz.leduino@unifesp.br](mailto:luiz.leduino@unifesp.br)

Antônio Augusto Chaves (UNIFESP) [antonio.chaves@unifesp.br](mailto:antonio.chaves@unifesp.br)

Antônio Carlos Moretti (UNICAMP) [moretti@ime.unicamp.br](mailto:moretti@ime.unicamp.br)

*Resumo:* Neste artigo é apresentada uma nova forma de resolução do problema de carregamento de contêineres 3D em terminais portuários (PCCTP 3D) para múltiplos cenários que consiste em determinar como carregar e descarregar um conjunto de contêineres de um navio porta-contêiner (containership), respeitando restrições operacionais relacionadas aos contêineres e à estrutura do navio e visando a minimização do número de movimentos e da distância em relação entre o centro de massa e o centro de gravidade. Assim como o problema 2D é NP-Completo, o problema 3D também o é, bem como o problema 3D para múltiplos cenários, também o é. É aconselhável, portanto a utilização de métodos heurísticos. É proposto um sistema de aprendizado participativo que emprega uma nova representação das soluções, denominada representação por regras, para resolver o PCCTP 3D para múltiplos cenários. O sistema de aprendizado participativo é combinado com a representação por regras e é capaz de gerar soluções mais robustas e com desempenho significativamente melhor em cenários desconhecidos do que as soluções obtidas via metodologia baseada na otimização para múltiplos cenários conhecidos.

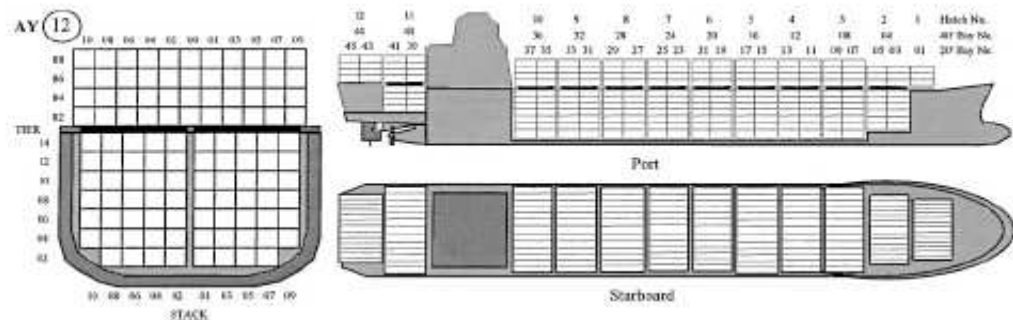
*Abstract:* This article presents a new formulation and the representation by rules to solve the stochastic 3D containership loading planning in terminal ports (stochastic 3D CLPTP which consists in determine how to load and unload a unknown number of containers from a containership in a manner that operational constraints related with containers and the ship are fulfill. Also the number of containers movement and the distance between the containership gravity center and center of mass are objective functions to be minimized. As the deterministic 2D problem is NP-Complete, also the stochastic 3D is, which means heuristic methods should be used. This article proposes a participative learning system combined with the representation by rules and is able to generate more robust solutions with a higher improvement in handling uncertainty than the methodology that employs multiple scenarios know at advance.

*Palavras-chave:* Otimização Combinatória; Sistema de Aprendizado Participativo; Plano de estiva.

*keywords:* Combinatorial Optimization; Participatory Learning System; Stowage Planning.

# 1. Introdução

A eficiência de um terminal portuário especializado em movimentação de contêineres depende da ordenação e da agilidade do processo de lidar com os contêineres, especialmente durante o processo de carregamento dos navios. A estiva e o plano de carregamento associado são determinados fundamentalmente por dois critérios: a estabilidade do navio e o número mínimo de remanejamento requerido nos diversos pontos de entrega (AVRIEL *et al.*, 2000; WILSON e ROACH, 2000; AMBROSINO *et al.*, 2006). O último critério é baseado no fato de que muitos navios possuem uma estrutura celular, conforme pode ser observado na Figura 1, e os contêineres devem ser carregados de modo a formarem pilhas verticais, o que acarreta, em muitos casos, a necessidade de movimentar alguns contêineres para descarregar outros posicionados na parte inferior da pilha.



**Figura 1:** Estrutura celular de um navio. Fonte: WILSON e ROACH (2000).

Concomitantemente, outra restrição emerge durante a escolha dos contêineres para carregamento no pátio do terminal, onde geralmente os contêineres são empilhados formando blocos a espera do momento de serem carregados. Se os contêineres alvos, que devem ser carregados mais tarde, são posicionados nas pilhas abaixo de outros, então a tarefa de carregamento requer remanejamento de modo a remover e reposicionar os contêineres alvos. Esta situação ocorre com frequência, uma vez que a ordem de carregamento não é conhecida quando as cargas chegam ao pátio do terminal e é denominada de realocação. No entanto, mesmo quando esta informação é disponibilizada a tempo, o arranjo ideal de contêineres na área de armazenamento é praticamente impossível de ser obtido devido à chegada aleatória de diversas outras cargas. Mais especificamente, o problema de carregamento de contêineres em terminais portuários (PCCTP) consiste em determinar como carregar um conjunto de contêineres de diferentes tipos em um navio porta-contêiner (*containership*), respeitando restrições operacionais relacionadas aos contêineres, ao navio e ao pátio do terminal portuário em questão.

Apresenta-se, neste artigo, a aplicação um algoritmo de aprendizado para a solução do PCCTP 3D para múltiplos cenários, ou seja, para a minimização do tempo de carregamento e posterior descarregamento dos contêineres em terminais portuários, bem como a minimização da instabilidade medida como a distância entre o centro de massa e o centro geométrico do navio contemplando vários cenários. Avriel et al. (AVRIEL et al., 2000) apresentaram uma formulação 2D do problema e mostraram que o problema 2D é NP-Completo. Na Seção 2 é apresentado o problema 3D para múltiplos cenários, bem como sua formulação matemática binária. Na Seção 3 é apresentada a representação por regras a ser empregada na resolução de problemas com múltiplos cenários, bem como os algoritmos de aprendizado. Na Seção 4 são apresentados os resultados computacionais obtidos e na Seção 5 as conclusões e trabalhos futuros.

## 2. Apresentação do Problema

Um navio porta contêiner tem sua capacidade medida em TEU (*Twenty-foot Equivalent Units*) ou Unidade Equivalente de Vinte pés. Por exemplo um navio com capacidade de 8000 TEUs pode carregar 8000 contêineres de vinte pés. Os navios possuem uma estrutura celular (vide Figura 1) na qual são alojados os contêineres. As células são agrupadas por seções ou baias (em inglês *bays*) e os contêineres são empilhados nessas seções, formando pilhas verticais. Assim, uma baia é um agrupamento de células, com capacidade de empilhar um certo número de contêineres. Cada baia  $d$  tem linhas horizontais numeradas  $r= 1, 2, \dots, R$ , (a linha 1 é a linha que está em baixo, e a linha  $R$  é a linha do topo da pilha) e colunas numeradas  $c= 1, 2, \dots, C$  (coluna 1 é a primeira coluna da esquerda).

O problema PCCTP 3D para múltiplos cenários consiste em reduzir ao máximo possível dois objetivos em cada cenário, a saber: o número de realocações dos contêineres para um certo número de portos  $N$  e a instabilidade do arranjo dos contêineres. Para o primeiro objetivo, minimiza-se a realocação decorrente do descarregamento temporário de contêineres, com a finalidade de descarregar, num terminal portuário  $p$ , um contêiner que está na parte inferior da pilha. Isso se faz necessário, porque os contêineres que estão numa pilha só podem ser acessados pelo topo. Então um contêiner que está no meio da pilha só pode ser descarregado num determinado porto  $p$  se os contêineres que estão acima dele forem removidos. Para o segundo objetivo define-se a distância do centro de massa ao centro geométrico como medida da instabilidade do navio em cada porto (AVRIEL et al., 2000). A seguir será apresentada a formulação do problema estudado como um problema de programação linear inteira com variáveis binárias 0-1.

### 2.1 Modelo Matemático

Considere um navio de transporte de contêineres que possui  $D$  baias numeradas  $d = 1, \dots, D$ . Cada baia tem  $R$  linhas horizontais numeradas  $r = 1, 2, \dots, R$ , (a linha 1 é a linha que está em baixo, e a linha  $R$  é a linha do topo da pilha) e  $C$  colunas verticais numeradas  $c= 1, 2, \dots, C$  (coluna 1 é a primeira coluna da esquerda). As baias são tridimensionais e de tamanhos variados. Apesar disso, elas podem ser representadas, sem perda de generalidade, por baias de mesma capacidade, em particular, por um vetor de matrizes. Assim, um navio pode alocar no máximo  $R \times C \times D$  contêineres. É assumido, também, que todos os contêineres têm o mesmo tamanho e peso. O navio chega no porto 1 completamente vazio e ele visita em sequência os portos 2, 3, ...,  $N$ . Em cada porto  $i=1, \dots, N-1$ , o navio recebe o carregamento de contêineres com destino aos portos  $i+1, \dots, N$ . No último porto ele descarrega os contêineres e fica totalmente vazio. Seja  $T^s = [T_{ij}^s]$  a matriz de transporte de dimensão  $(N-1) \times (N-1)$ , onde  $T_{ij}^s$  é o número de contêineres com origem em  $i$  e destino em  $j$  no cenário  $s$ . A matriz é triangular superior porque  $T_{ij}^s = 0$  para todo  $i > j$ .

A formulação de programação linear inteira do PCCTP 3D para múltiplos cenários é dada pelas Eqs. (1)-(8).

$$\text{Min } f(x) = \sum_{s=1}^S (\alpha \phi_1(x) + \beta \phi_2(y)) \theta_s \quad s = 1, \dots, S; \quad (1)$$

$$\text{s.a.: } \sum_{v=i+1}^j \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \sum_{d=1}^D x_{ijv}^s(r, c, d) - \sum_{k=1}^{i-1} \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C \sum_{d=1}^D x_{kji}^s(r, c, d) = T_{ij}^s \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, N-1, j = i+1, \dots, N; \\ s = 1, \dots, S; \end{matrix} \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^j \sum_{j=i+1}^N \sum_{d=1}^D x_{kji}^s(r, c, d) = y_i^s(r, c, d) \quad \begin{matrix} i = 1, \dots, N-1, r = 1, \dots, R; \\ c = 1, \dots, C; d = 1, \dots, D; \end{matrix} \quad (3)$$

$$y_i^s(r, c, d) - y_i^s(r+1, c, d) \geq 0 \quad \begin{array}{l} s = 1, \dots, S; \\ i = 1, \dots, N-1, r = 1, \dots, R-1; \\ c = 1, \dots, C; d = 1, \dots, D; \\ s = 1, \dots, S; \end{array} \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^{j-1} \sum_{p=j}^N x_{ipj}^s(r, c, d) + \sum_{i=1}^{j-1} \sum_{p=j+1}^N \sum_{v=j+1}^p x_{ipv}^s(r+1, c, d) \leq 1 \quad \begin{array}{l} i = 2, \dots, N, r = 1, \dots, R-1; \\ c = 1, \dots, C; d = 1, \dots, D; \\ s = 1, \dots, S; \end{array} \quad (5)$$

$$x_{ijv}^s(r, c, d) = 0 \text{ ou } 1; \quad y_i^s(r, c, d) = 0 \text{ ou } 1 \quad (6)$$

onde: a variável binária  $x_{ijv}^s(r, c, d)$  assume o valor 1 se no cenário  $s$  existir um contêiner no compartimento  $(r, c, d)$  que foi ocupado no porto  $i$  e tem como destino final o porto  $j$  e que foi movido no porto  $v$ ; caso contrário, essa variável assume valor zero. Por compartimento  $(r, c, d)$  entende-se a linha  $r$ , a coluna  $c$  e a baía  $d$  no compartimento de carga do navio. É necessário salientar que a numeração das linhas  $r$  é feita de baixo para cima, assim a linha de número 5 está acima da linha de número 4; a numeração das colunas  $c$  é feita da esquerda para a direita e a profundidade  $d$  é iniciada da popa até a proa. Similarmente, a variável  $y_i^s(r, c, d)$  possui valor 1 se no cenário  $s$  saindo do porto  $i$  o compartimento  $(r, c, d)$  for ocupado por um contêiner; caso contrário assume valor 0.

A restrição (2) é a restrição de conservação de fluxo, onde  $T_{ij}^s$  é o elemento da matriz de transporte que representa o número de contêineres que embarcam no porto  $i$  com destino ao porto  $j$  no cenário  $s$ . A restrição (3) garante que cada compartimento  $(r, c, d)$  tem no máximo um único contêiner. A restrição (4) é necessária para garantir a existência de contêineres embaixo do contêiner que ocupa o compartimento  $(r, c, d)$ . A restrição (5) é responsável por definir a movimentação dos contêineres: se um contêiner que ocupa a posição  $(r, c, d)$  é descarregado no porto  $j$ , então, ou não existem contêineres acima dele, ou o índice  $v$  do contêiner que ocupa o compartimento  $(r+1, c, d)$  não é maior que  $j$ .

A função objetivo da Eq. (1) possui é uma composição de dois diferentes critérios em um cenário  $s$  ponderado pela probabilidade  $\theta_s$  de ocorrência do cenário: o primeiro critério depende da movimentação dos contêineres,  $\phi_1^s(x)$ , e o segundo depende posição ocupada pelos contêineres em cada porto,  $\phi_2^s(y)$ . Os dois critérios podem ser combinados através de valores escalares fornecidos para os pesos  $\alpha$  e  $\beta$  dentro de um modelo de otimização bi-objetivo.

O termo  $\phi_1^s(x)$  relativo ao custo total de movimentação dos contêineres (assumindo que a movimentação de um contêiner possui um custo unitário e igual para todos os portos) em todos os portos para um cenário  $s$  e é dado pela Eq. (7).

$$\phi_1^s(x) = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \sum_{r=1}^{j-1} \sum_{c=1}^R \sum_{d=1}^C x_{ijv}^s(r, c, d) \quad (7)$$

O termo  $\phi_2^s(y)$  é relativo à estabilidade do navio de acordo com a posição dos contêineres (assumindo que cada contêiner possui um peso unitário e igual para todos os portos) em todos os portos no cenário  $s$  e é dado pela Eq. (8).

$$\phi_2^s(y) = \sum_{i=1}^N \sum_{d=1}^D (\Delta xcm_{di}^s)^2 + \sum_{d=1}^D (\Delta zcm_{di}^s)^2 \quad (8)$$

onde:  $\Delta zcm_{di}^s = zcm_{di}^s - R/2$ ,  $\Delta xcm_{di}^s = xcm_{di}^s - C/2$  e

$$zcm_{di}^s = \left( \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C (y_i^s(r, c, d) \times (r - 0.5)) \right) / \left( \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C y_i^s(r, c, d) \right)$$

$$xcm_{di}^s = \left( \sum_{c=1}^C \sum_{r=1}^R (y_i^s(r, c, d) \times (c - 0.5)) \right) / \left( \sum_{r=1}^R \sum_{c=1}^C y_i^s(r, c, d) \right)$$

Observe na Eq. (8), que em cada cenário  $s$  para se calcular a soma dos desvios  $\Delta xcm_{di}^s$  e  $\Delta zcm_{di}^s$  entre as coordenadas do centro de massa ( $xcm_d^s, zcm_d^s$ ) e as coordenadas do centro geométrico ( $R/2, C/2$ ) de cada baía  $d$ , é necessário calcular as coordenadas do centro de massa  $xcm_{di}^s$  e  $zcm_{di}^s$ , relativas respectivamente ao eixo das colunas  $c$  e linhas  $r$  de cada baía  $d$ .

Infelizmente, o tamanho que o problema assume com a formulação dada pelas Eqs. (1)-(8) é proibitivo para problemas reais e só pode ser resolvido para problemas pequenos. Além disso, em (AVRIEL E PENN, 1993) é demonstrado que o PCCTP 2D é um problema NP-Completo. Como o PCCTP 3D consiste em uma extensão da função objetivo do PCCTP 2D, o PCCTP 3D com múltiplos cenários também é NP-Completo, o que justifica o uso de heurísticas para encontrar boas soluções em um tempo computacional factível.

Outro problema é relacionado com a questão da representação da solução por meio de variáveis binárias. A formulação (1)-(8) é tal que para se representar uma solução de uma instância com  $S = 10$ ,  $D = 5$ ,  $R=6$ ,  $C = 50$  e  $N = 30$  serão necessárias  $S \times D \times R \times C \times N^3$  variáveis  $x_{ijv}(r, c)$ , ou seja, 405.000.000 de variáveis  $x$ , e  $S \times D \times R \times C \times N$  variáveis  $y_i(r, c)$ , ou seja, 450.000 variáveis  $y$ . Ou seja, essa formulação requer a definição do valor de 405.450.000 variáveis binárias para fornecer uma única solução que pode ou não ser factível.

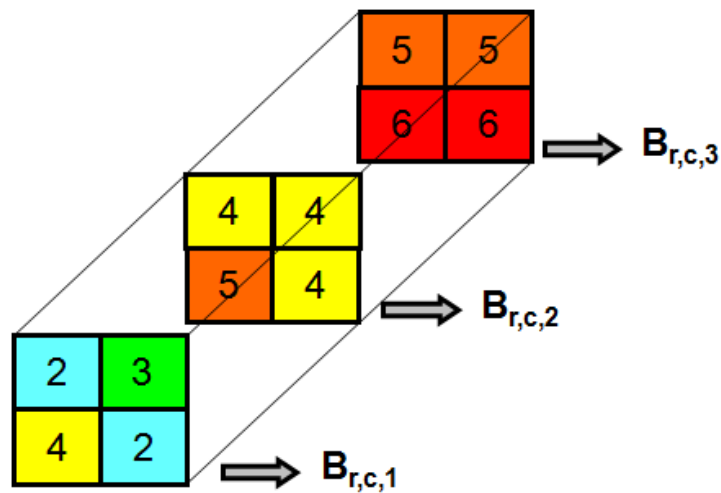
### 3. Representação por Regras

Apresenta-se nesta seção uma alternativa à formulação binária (1)-(8). Tal alternativa é capaz de representar o problema com um número menor de variáveis e pode ser aplicada tanto no caso com um único cenário como para múltiplos cenários que é objeto do presente trabalho.

#### 3.1 Representação por Regras para um Cenário

Observa-se pela Figura 1 que os navios possuem uma estrutura celular. Desse modo, os locais onde os contêineres serão alocados são pré-determinados, fazendo com que os contêineres sejam empilhados verticalmente. Este empilhamento sugere uma representação por meio de um vetor de matrizes dos contêineres no navio. Desse modo pode-se definir um vetor de matrizes de ocupação  $B$ , que fornece a quantidade de espaços disponíveis e a localização dos contêineres no navio em cada porto. Muitas vezes, para se fazer o descarregamento no porto  $j$ , de um contêiner cujo destino é o porto  $j$ , é necessário fazer operações de remanejamento dos contêineres cujo destino são os portos de  $j+1$  até  $N$ , porque a posição que eles ocupam na pilha está acima da posição do contêiner do porto  $j$ . Veja, por exemplo, que na matriz  $B$  da Figura 2, para se descarregar todos os contêineres cujo destino é o porto 2, será necessário descarregar os contêineres contidos nas células  $B(1,1,1) = 2$ ,

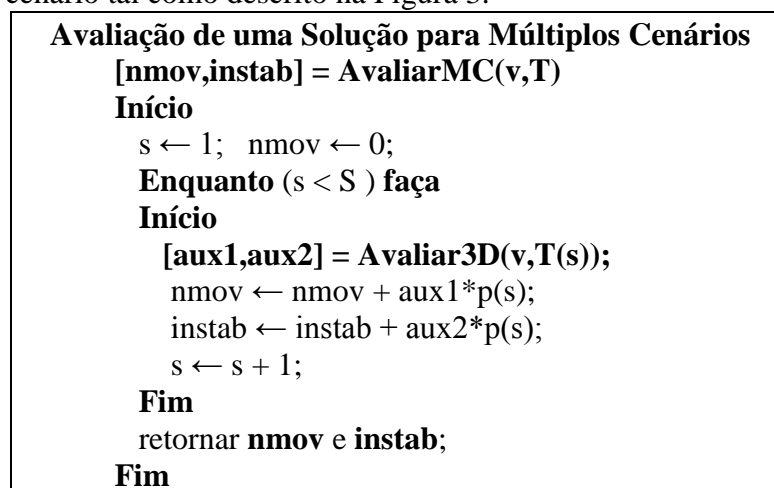
$B(1,2,1) = 3$  e  $B(1,2,2)=2$ . Assim, com intuito de reduzir o número de remanejamentos, ao se fazer o carregamento de contêineres num dado porto  $j$  deve-se levar em conta os contêineres que já estão no navio, porque foram embarcados nos portos anteriores (portos de 1 até  $j-1$ ) com destino aos portos  $j+1$  até  $N$ . Observe então que existe uma relação estrita entre as operações de carregamento e descarregamento, tendo em vista que, a forma como é realizado o carregamento num porto  $j$  vai influenciar no descarregamento a ser efetuado nos demais portos (portos de  $j+1$  até  $N$ ). Portanto, para reduzir as operações de remanejamento é necessário estabelecer regras para o carregamento e descarregamento de contêineres em cada porto que leve em conta esta relação. Para tanto foram criadas doze regras, sendo seis para o carregamento (Rc1, Rc2, Rc3, Rc4, Rc5, Rc6) e duas para o descarregamento (Rd1, Rd2). A combinação de uma regra de carregamento com uma de descarregamento fornece a regra  $k$  para o porto  $j$ .



**Figura 2:** Matriz de Ocupação para navio com capacidade de 16 contêineres e 6 portos.

### 3.2 Representação por Regras para Múltiplos Cenários

É importante observar que a consideração de múltiplos cenários na representação por regras pode ser obtida empregando-se o Algoritmo da Avaliação de uma Solução da Figura 4. Para tanto, é necessário observar que um vetor solução  $v$  contém  $N$  regras de carregamento e descarregamento, ou seja, uma regra para cada um dos  $N$  portos. O conjunto de  $N$  regras é avaliado para  $S$  cenários. Depois, o número de movimentos deverá ser multiplicado pela probabilidade de ocorrência  $p(s)$  de cada cenário  $s$ . Este procedimento, portanto, engloba a avaliação mono cenário tal como descrito na Figura 3.



**Figura 3:** Algoritmo para avaliação de uma solução por meio de regras.

Os símbolos e funções empregados no algoritmo da Figura 3 são descritos a seguir:

- s - variável contadora que indica o cenário atual de avaliação.
- S - número total de cenários.
- T - vetor de matrizes de transporte tal que o elemento  $T(s)$  contém a matriz de transporte para o cenário  $s$ .
- p - vetor cujo elemento  $p(s)$  contém a probabilidade de ocorrência do cenário  $s$  associado a matriz de transporte  $T(s)$ .
- nmov - número de movimentos realizados para carregar ou descarregar o navio ao longo dos  $N$  portos para o cenário  $s$  tal como dado pela Eq. (7).
- instab - medida de instabilidade para o cenário  $s$  com matriz de transporte  $T(s)$  calculada de acordo com a Eq. (8).

A vantagem da abordagem destacada na Figura 3 é que toda a codificação relativa a solução via representação por regras para um único cenário pode ser reaproveitada para a consideração e avaliação de múltiplos cenários.

A função **Avaliar3D** da Figura 3 fornece dois valores combinados em uma única função: número de movimentos e medida de instabilidade (vide Equações (1), (7) e (8)). Estes valores são obtidos via simulação tal como descrito em (AZEVEDO *et al.*, 2012).

Para se considerar múltiplos cenários e **3D** basta fazer a função **Avaliar3D** ser englobada na avaliação de múltiplos cenários, isto é, para o vetor solução  $v$  contendo regras são extraídos o número de movimentos e a medida de instabilidade para  $s$  cenários ( $s$  matrizes de transporte  $T$ ).

### 3.3 O sistema de Aprendizado Participativo

Em vários problemas, o sistema de aprendizado pode ser visto como um processo no qual conforme se obtém novas informações as crenças iniciais são modificadas. Se isto ocorrer, então, o conhecimento atual acerca do objeto de aprendizado depende do próprio processo de aprendizado. Este tipo de sistema é denominado de sistema de aprendizado participativo (**SAP**), pois o sistema de crenças e teorias afeta como a informação é aceita e processada, assim como as observações afetam o sistema de crenças. Este sistema é ilustrado na Figura 4 e é melhor detalhado em (YAGER., 1990).



**Figura 4:** Representação do Sistema de Aprendizado Participativo.

Informalmente o **SAP** usa informações aderentes às crenças para se modificar, enquanto as divergentes são desprezadas ou realizam uma pequena modificação nas crenças.

A formalização deste processo consiste em se considerar uma coleção de  $cc$  cenários conhecidos indexados com  $k = 1, \dots, cc$ . Seja  $V_k$  o valor associado à confiança no cenário  $k$ , e  $V_k \in [0,1]$ . Assumindo que o conhecimento é adquirido a partir de vetores de observações:  $D(1), D(2), \dots$  com  $cc$  dimensões cada um, então,  $D_k(j) \in [0,1]$  é a manifestação do  $k$ -ésimo

valor na  $j$ -ésima observação. Os  $D$  vetores são empregados para se aprender acerca dos valores  $V$ . Pode-se dizer que o processo de aprendizado é participativo se a utilidade de cada observação  $D(j)$  para contribuir no processo de aprendizado depende da aceitação da estimativa atual dos  $V$ 's como observações válidas. O que o aprendizado participativo faz é aprender por meio dos dados desde que os mesmos não sejam tão distantes do sistema atual de crenças. Um mecanismo formal para atualizar o sistema de crenças é dado por (9).

$$V(j+1) = V(j) + \lambda \rho_j (D(j) - V(j)) \quad (9)$$

Onde:  $V(j+1)$ ,  $V(j)$  e  $D(j)$  são vetores com  $c$  elementos correspondendo aos novos valores de confiabilidade das crenças, os antigos valores de confiabilidade das crenças e a observação atual, respectivamente. Além disso,  $\lambda \in [0,1]$  é a taxa de aprendizado e  $\rho_j$  corresponde ao nível de compatibilidade entre os dados ( $D(k)$ ) e as crenças ( $V_k$ ) tal que  $\rho_j \in [0,1]$ .

A compatibilidade  $\rho_j$  pode ser generalizada como uma função que depende da crença atual e das observações correntes como dado por (10).

$$\rho_j = F(D(j), V(j)) \quad (10)$$

Onde:  $\rho_j = 0$  indica completa incompatibilidade ( $V(j+1)=V(j)$ ) e  $\rho_j = 1$  indica completa compatibilidade ( $V(j)=D(j)$ ).

Uma possível função para  $\rho_j$  é dada por (11).

$$\rho_j = \frac{1}{c} \sum_{k=1}^c |D_k(j) - V_k(j)| \quad (11)$$

A compatibilidade pode ser generalizada para considerar uma medida de similaridade  $S_k \in [0,1]$  definida por  $S_k = G_k(V_k, D_k)$  e que indica o quão similar  $V_k$  e  $D_k$  são ( $S_k = 1$  indica que  $V_k$  e  $D_k$  são totalmente similares e 0 caso contrário):

$$\rho = F(S_1, S_2, \dots, S_q) \quad (12)$$

Uma segunda melhoria no SAP pode ser inserida considerando-se um índice de crítica  $a_j$ . A função deste índice é atualizar o parâmetro de compatibilidade  $\rho_j$  de modo que uma sequência de observações discrepantes em relação ao sistema de crenças não seja apenas descartada ou tenha pequena contribuição na atualização das crenças, mas também provoque uma mudança na confiança no sistema atual. Assim, espera-se que observações conflitantes mudem as crenças atuais.

Seja  $a_j \in [0,1]$ , então, quanto maior  $a_j$ , maior a crítica ao sistema. Matematicamente:

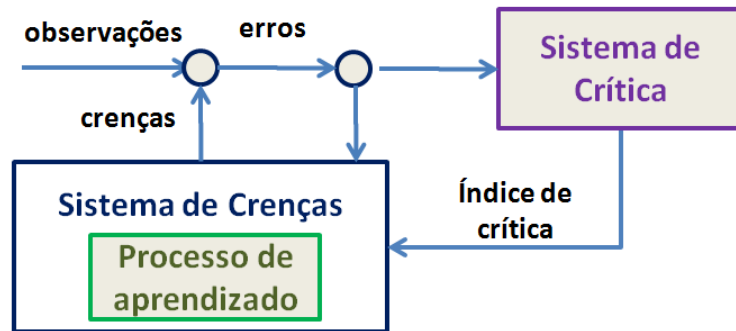
$$a_{j+1} = a_j + \gamma(\rho_{j+1} - a_j) \quad (13)$$

O índice de críticas está relacionado ao sistema de aprendizado participativo através da Eq. (14):

$$V(j+1) = V(j) + \lambda(\rho_j)^{1-a_j} (D(j) - V(j)) \quad (14)$$

As equações (13) e (14) podem ser combinadas de modo que o sistema de aprendizado participativo seja composto de dois módulos: um relativo ao aprendizado e outro relativo à crítica tal como ilustrado na Figura 5.





**Figura 5:** Aprendizado Participativo: módulo de aprendizado combinado com o módulo de crítica.

## 4. Resultados obtidos

Para testar o algoritmo, foram geradas automática e aleatoriamente 15 instâncias. As instâncias são classificadas de acordo com o número de portos e o tipo da matriz de transporte. Para cada instância é gerado um certo número de matrizes de transporte  $T$ , e cada matriz  $T$  corresponde a um cenário conhecido e tal que a capacidade do navio não será excedida em nenhum porto, isto é, o valor de  $\theta_p$  dado pela equação (9) deve ser menor ou igual a  $D \times R \times C$  para todo porto  $p$ , isto porque a matriz de transporte é factível se:

$$\sum_{i=1}^p \sum_{j=p+1}^N T_{ij} \leq D \times R \times C \text{ para todo } p = 1, \dots, N \quad (15)$$

De acordo com AVRIEL *et al.* (1998) podem ser gerados três tipos de matriz de transporte: 1-Mista, 2-Longa distância e 3-Curta distância. Uma matriz do tipo 3 se refere ao transporte de contêineres que vão percorrer poucos portos antes de serem desembarcados. Já uma matriz do tipo 2 se refere a contêineres que vão percorrer muitos portos antes de serem desembarcados. Uma matriz do tipo mista combina os dois tipos anteriores. As instâncias foram classificadas de acordo com a quantidade de portos a serem percorridos, o tipo da matriz de transporte e a capacidade do navio. Neste trabalho foi suposto um navio com as seguintes dimensões ( $D \times R \times C$ ):  $5 \times 6 \times 50$ , resultando na seguinte capacidade máxima: 1500 contêineres. As instâncias utilizadas nos testes encontram-se disponíveis em: <https://sites.google.com/site/projetonavio/home>.

Para verificar se o modelo matemático dado pelas equações (1)-(8) é eficiente na geração de soluções “imunes” à estocasticidade presente na matriz  $T$  foram criados dois conjuntos: um conjunto de treinamento e outro de validação. O conjunto de treinamento é tal que para cada uma das 15 instâncias existem 10 cenários diferentes e equiprováveis. O conjunto de validação é composto de 15 instâncias e cada instância possui 50 cenários diferentes e equiprováveis. O programa foi implementado em Matlab 7.1 em um computador com processador intel i3, 2,27GHz e 4 GB de RAM, 64 bits. A metodologia de avaliação foi:

- (i) Obter uma solução para o modelo (1)-(8) para os dados do conjunto de treinamento considerando cada um dos cenários (usar apenas uma matriz  $T$  para cada instância) e todos os cenários do conjunto de treinamento (usar todas as dez matrizes  $T$  para cada instância);
- (ii) Avaliar as soluções obtidas em (i) com os dados do conjunto de validação, isto é, verificar o desempenho das soluções que consideram: apenas um cenário, a solução que considera todos os dez cenários e a combinação das soluções de um e dez cenários através do aprendizado participativo;
- (iii) Calcular o desempenho médio de cada uma das soluções no conjunto de validação.

**Tabela 1: Resultados do Algoritmo Genético para  $\alpha=1$ ,  $\beta=0$  no conjunto de validação.**

<b>N</b>	<b>M</b>	<b>CC1</b>	<b>CC2</b>	<b>CC3</b>	<b>CC4</b>	<b>CC5</b>	<b>CC6</b>	<b>CC7</b>	<b>CC8</b>	<b>CC9</b>	<b>CC10</b>	<b>M1-10</b>
<b>10</b>	<b>1</b>	12,40	0,00	24,92	0,00	4,29	1,20	0,01	5,61	14,23	0,25	1,02
	<b>2</b>	47,08	5,75	8,72	25,13	0,00	6,85	23,14	3,76	17,38	6,64	1,07
	<b>3</b>	2,07	3,69	2,86	1,80	4,20	1,50	0,00	2,90	1,72	2,90	0,05
<b>15</b>	<b>1</b>	6,35	0,00	28,51	13,19	13,97	12,58	16,00	7,84	10,66	17,25	2,35
	<b>2</b>	13,23	0,79	4,29	0,00	13,02	10,78	12,52	17,67	19,11	15,36	2,16
	<b>3</b>	1,50	1,98	1,40	2,04	1,83	2,73	1,87	3,07	1,13	0,00	0,83
<b>20</b>	<b>1</b>	6,47	10,66	14,09	9,45	3,24	9,12	17,46	11,07	15,78	0,00	1,80
	<b>2</b>	13,98	12,08	15,28	10,00	4,26	15,67	6,16	19,64	25,25	0,91	0,00
	<b>3</b>	0,95	1,85	2,21	6,03	1,07	2,44	2,51	3,66	2,98	1,51	0,00
<b>25</b>	<b>1</b>	13,24	2,39	10,19	12,75	6,85	0,00	9,91	3,78	11,29	10,02	4,82
	<b>2</b>	20,42	22,71	26,61	28,59	0,00	26,72	35,85	1,35	26,74	4,67	3,21
	<b>3</b>	0,67	1,00	0,00	0,60	0,83	0,54	1,34	1,11	0,95	1,39	0,74
<b>30</b>	<b>1</b>	7,30	12,40	16,95	9,87	16,76	10,81	16,06	8,76	0,00	13,58	7,54
	<b>2</b>	0,00	15,00	2,41	14,30	10,61	9,34	8,18	14,27	18,47	5,44	19,43
	<b>3</b>	0,00	1,35	0,21	2,15	1,06	1,42	2,17	1,93	1,22	1,01	0,63
<b>Média</b>		<b>9,71</b>	<b>6,11</b>	<b>10,58</b>	<b>9,06</b>	<b>5,47</b>	<b>7,45</b>	<b>10,21</b>	<b>7,09</b>	<b>11,13</b>	<b>5,40</b>	<b>3,04</b>

**Tabela 2: Resultados do Algoritmo Genético para  $\alpha=0$ ,  $\beta=1$  no conjunto de validação.**

<b>N</b>	<b>M</b>	<b>CC1</b>	<b>CC2</b>	<b>CC3</b>	<b>CC4</b>	<b>CC5</b>	<b>CC6</b>	<b>CC7</b>	<b>CC8</b>	<b>CC9</b>	<b>CC10</b>	<b>M1-10</b>
<b>10</b>	<b>1</b>	104,1	16,40	23,72	149,9	21,82	338,5	15,63	5,88	52,45	0,00	4,80
	<b>2</b>	8,86	120,1	0,00	3,03	6,78	3,00	0,29	0,70	0,99	3,17	2,21
	<b>3</b>	815,5	328,7	0,00	224,2	655,9	379,3	129,7	46,80	509,7	361,0	47,26
<b>15</b>	<b>1</b>	0,00	36,6	23,89	54,06	18,63	12,59	5,90	502,1	12,69	30,48	54,51
	<b>2</b>	88,47	1,28	8,98	0,00	33,92	32,41	24,14	2,57	2,21	41,20	2,28
	<b>3</b>	168,0	184,0	0,00	84,17	83,87	161,3	93,07	40,26	66,17	96,06	24,47
<b>20</b>	<b>1</b>	41,47	66,50	34,02	0,00	152,3	185,6	82,12	78,93	30,88	89,77	44,14
	<b>2</b>	15,77	41,13	98,31	14,97	12,89	7,77	137,4	9,45	38,13	6,08	0,00
	<b>3</b>	55,23	111,8	77,65	74,70	118,8	106,4	0,00	100,4	90,83	130,1	79,24
<b>25</b>	<b>1</b>	135,7	65,0	97,68	0,00	38,62	25,66	118,5	85,35	48,55	60,27	9,22
	<b>2</b>	6,65	3,36	66,36	0,00	50,73	105,1	67,84	31,99	40,38	5,45	0,80
	<b>3</b>	149,7	66,74	54,66	0,00	132,0	93,60	87,58	103,3	76,23	93,85	19,74
<b>30</b>	<b>1</b>	49,78	30,14	54,79	65,23	0,00	98,64	69,26	109,9	75,95	111,2	30,25
	<b>2</b>	3,69	13,91	65,31	20,10	21,32	21,20	90,52	17,36	5,82	2,04	0,00
	<b>3</b>	81,66	35,56	96,57	98,12	98,50	55,56	61,76	14,73	77,34	24,03	0,00
<b>Média</b>		<b>114,9</b>	<b>74,77</b>	<b>46,80</b>	<b>52,58</b>	<b>96,41</b>	<b>108,4</b>	<b>65,59</b>	<b>76,66</b>	<b>75,23</b>	<b>70,32</b>	<b>21,26</b>

As Tabelas 1 e 2 apresentam o desempenho das soluções obtidas a partir do conjunto de treinamento para cada um dos 10 cenários (CC1, ..., CC10) e o modelo (1)-(8) com os 10 cenários (M1-10) nos 50 cenários das instâncias do conjunto de validação. Por exemplo, a coluna CC1 apresenta o desempenho da melhor solução obtida para o cenário conhecido 1 do conjunto de treinamento para todas as instâncias desconhecidas do conjunto de validação. As duas Tabelas estão em termos de desvio percentual da melhor solução encontrada. Por exemplo, na Tabela 1, para se obter o valor do desempenho do cenário conhecido CC2 nos 50 cenários desconhecidos da instância N = 10 e M = 1 usa-se os seguintes passos:

- (i) É obtida a média do desempenho da solução obtida para o cenário conhecido CC2 nos 50 cenários desconhecidos;

- (ii) É calculado o desvio percentual em relação aos outros valores médios obtidos pelas outras soluções geradas em cenários conhecidos, tal que a melhor solução possui desvio com valor zero.

O procedimento empregado para os dados da Tabela 1 considera que a função objetivo é a minimização do número de movimentos tal que  $(\alpha, \beta)=(1, 0)$ . O mesmo pode ser realizado para se obter a Tabela 2, mas com  $(\alpha, \beta)=(0, 1)$ . Observe que na média e para os dois pares de  $(\alpha, \beta)$ , o melhor desempenho médio é dado por M1-10 (última linha das tabelas).

**Tabela 3:** Resultados do SAP para  $\alpha=1, \beta=0$  no conjunto de validação.

N	M	M1-10	SAP $\lambda\rho_j=0,1$	SAP $\rho$ $\lambda=0,1$	SAP $\rho$ $\lambda=0,1$ $\gamma=0,1$	SAP $\rho$ $\lambda=0,9$ $\gamma=0,1$
10	1	1,02	0,17	0,08	0,08	0,08
	2	1,07	1,62	1,61	1,61	1,61
	3	0,05	0,07	0,07	0,07	0,07
15	1	2,35	0,08	0,08	0,08	0,08
	2	2,16	1,14	0,61	0,61	0,61
	3	0,83	0,19	0,31	0,31	0,31
20	1	1,80	0,08	0,41	0,41	0,34
	2	0,00	0,64	0,11	0,11	0,11
	3	0,00	0,17	0,15	0,15	0,15
25	1	4,82	0,56	0,56	0,56	0,56
	2	3,21	0,29	0,58	0,58	0,58
	3	0,74	0,41	0,26	0,26	0,26
30	1	7,54	0,22	0,22	0,21	0,21
	2	19,43	0,38	0,38	0,38	0,16
	3	0,63	0,29	0,24	0,25	0,24
<b>Média</b>		<b>9,71</b>	<b>0,42</b>	<b>0,37</b>	<b>0,37</b>	<b>0,35</b>

**Tabela 4:** Resultados do SAP para  $\alpha=0, \beta=1$  no conjunto de validação.

N	M	M1-10	SAP $\lambda\rho_j=0,1$	SAP $\rho$ $\lambda=0,1$	SAP $\rho$ $\lambda=0,1$ $\gamma=0,1$	SAP $\rho$ $\lambda=0,9$ $\gamma=0,1$
10	1	4,8	21,1	18,4	18,4	18,4
	2	2,2	3,0	3,0	2,8	2,8
	3	47,2	15,1	15,1	17,8	17,8
15	1	54,5	13,4	12,7	5,4	5,4
	2	2,2	3,3	3,3	3,0	3,0
	3	24,4	5,1	5,1	13,4	13,4
20	1	44,1	13,7	14,5	37,0	37,0
	2	0,0	8,0	12,0	11,5	11,5
	3	79,2	1,2	3,1	6,1	6,1
25	1	9,2	7,7	3,1	4,2	4,2
	2	0,8	7,1	6,2	6,2	6,2
	3	19,7	16,4	22,1	33,7	33,7
30	1	30,2	9,9	8,8	14,0	14,0
	2	0,0	8,6	15,6	17,6	17,6
	3	0,0	6,6	6,8	5,6	5,6
<b>Média</b>		<b>21,2</b>	<b>9,3</b>	<b>9,9</b>	<b>13,1</b>	<b>13,1</b>

As Tabelas 3 e 4 apresentam o desempenho do sistema de aprendizado participativo para alguns valores dos parâmetros. O desempenho de todas as versões de **SAP** é significativamente superior à solução obtida para o modelo que obém as soluções considerando dez cenários conhecidos (**M1-10**). Os resultados do **SAP** sugerem que uma variação nos seus parâmetros não provoca uma oscilação significativa no seu desempenho, atestando sua robustez. Para  $(\alpha, \beta)=(1, 0)$  o valor da solução do **SAP** é 5% da fornecida pelo **M1-10**. Para  $(\alpha, \beta)=(0, 1)$  o valor da solução do **SAP** é cerca de 10% da **M1-10**. É importante frisar que o **SAP** define dinamicamente quais soluções empregar dentre as onze possíveis (**CC1**, ..., **CC10** e **M1-10**), ou seja, as soluções de cada cenário conhecido mais a solução que contempla os dez cenários conhecidos (**CC1**, ..., **CC10**) ou a solução que compromisso médio entre eles (**M1-10**).

## 5. Conclusões e trabalhos futuros

Este artigo apresentou pela primeira vez a resolução do problema de carregamento de contêineres 3D em terminais portuários (PCCTP 3D) considerando múltiplos cenários. O PCCTP 3D é um problema com variáveis binárias, multi-objetivo e de grande porte para instâncias reais. Para a resolução do mesmo foi empregada uma representação alternativa, denominada representação por regras, que pode ser combinada com a otimização considerando múltiplos cenários. Uma alternativa, que foi empregada neste trabalho, é combinar a representação por regras com uma metodologia denominada de sistema de aprendizado participativo. O sistema de aprendizado participativo permite empregar soluções obtidas para cenários conhecidos e obter uma redução de até vinte vezes no número de movimentos e em 50% a medida de instabilidade em relação a uma solução obtida do modelo matemático para múltiplos cenários. Futuramente pretende-se testar outros métodos de aprendizado de máquina tal como o Q-Learning.

## Referências

- AMBROSINO, D.; SCIOMACHEN A.; TANFANI, E. A decomposition heuristics for the container ship stowage problem, *J. Heuristics*, v.12, p. 211–233, 2006.
- AVRIEL, M.; PENN, M. Container ship stowage problem, *Computers and Industrial Engineering*, v. 25, p. 271-274, 1993.
- AVRIEL, M.; PENN, M.; SHPIRER, N.; WITTENBOON, S. Stowage planning for container ships to reduce the number of shifts, *Annals of Operations Research*, v. 76, p. 55-71, 1998.
- AVRIEL, M.; PENN, M.; SHPIRER, N. Container ship stowage problem: complexity and connection to the coloring of circle graphs, *Discrete Applied Mathematics*, v. 103, p. 271-279, 2000.
- AZEVEDO, A. T. ; RIBEIRO, C. M. ; CHAVES, A. A., SENA, G. J., SALLES NETO, L. L., MORETTI, A. C.; Solving the 3D Containership Stowage Loading Planning Problem by Representation by Rules and Beam Search. First International Conference on Operations Research and Enterprise Systems – ICORES 2012, p. 132-141, 2012.
- YAGER, R.R.; A model of Participatory Learning, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 20, no. 5, p. 1229-1234, 1990.
- WILSON, I.; ROACH, P. Container stowage planning: a methodology for generating computerised solutions, *Journal of the Operational Research Society*, v. 51, p. 1248-1255, 2000.