

ALGORITMO DE ANINHAMENTO OTIMIZADO DE EMBALAGENS ATRAVÉS DE REDES NEURAIS

ROBERTO SELOW, L.V.R.A. ARRUDA, F. LÁVIO NEVES JR.

CPGEI, CEFET - PR

Av. Sete de Setembro, 3165, 80230 - 901, Curitiba, PR, BRASIL

E-mails: selow@bol.com.br, {arruda, neves}@cpgei.cefetpr.br

Resumo— O problema de aninhamento otimizado de embalagens pode ser equacionado utilizando diferentes técnicas heurísticas de matemáticas. No artigo foi utilizado Redes Neurais (RN), mais especificamente os mapas auto-organizados de Kohonen. Com a utilização de modelos reduzidos o número variável de peças em cada folha de papel pode ser observado o decaimento do índice de custo (FC) com a introdução de pares de treinamento na rede. O artigo apresenta as equações que compõem a FC incluindo os detalhes de implementação e resultados obtidos.

Abstract— The problem of nesting parts in plane areas can be equated using different heuristic and mathematical techniques. The technique used in this paper was Neural Network (NN), more specifically the auto-organized map of Kohonen. With the use of reduced models and a variable number of parts in each sheet of paper can be observed the decline of the index that composes the cost function (CF) with the introduction of the training pairs in the network. The article presents the equation that composes the CF including the details of implementation and results.

Keywords— Nesting problem, cutting stock, genetic algorithms, packing industry, optimization

1 Introdução

A diminuição dos custos de produção é um objetivo continuamente presente e almejado em todos os tipos de indústrias. Existem várias abordagens que buscam diminuir tais custos. Estas vão desde técnicas administrativas até técnicas de automação para diminuição de perdas, diminuição de tempo de ciclo de produção e melhoria do nível de qualidade do produto final. Cada um destes aspectos pode ter um nível de importância diferenciado dependendo do tipo de indústria, suas características e tipo de produto.

Na Kingraf, uma indústria do setor de embalagens de cartão, o custo mais elevado refere-se ao custo das matérias primas utilizadas na confecção das embalagens. Dentro deste grupo, o item cartão representa o maior custo dentre as matérias primas. Portanto, a quantidade de cartão empregada na confecção das embalagens determina a viabilidade ou não de um projeto de uma determinada embalagem. Com a otimização do emprego de cartão utilizado, haverá uma considerável diminuição de custos de produção, e conseqüentemente, do custo do produto final. A distribuição média dos custos das embalagens expressa em valores percentuais é apresentada na Tabela 1.

Um estudo preliminar sobre a seqüência de passos seguidos por cada embalagem que vai da sua concepção até a embalagem pronta, demonstrou que o arranjo das embalagens em uma folha de cartão é a atividade mais complexa e também mais importante para a obtenção de bons resultados de custos e desempenho do produto (Figura 1). Esta atividade hoje é totalmente baseada na heurística do projetista que pode gerar resultados muito diferentes para embalagens com características semelhantes. Por isso, o processo de otimização das embalagens que

compõem o arranjo em uma folha de cartão além de ser muito sujeito ao erro é muito demorado tornando seus resultados imprevisíveis. Baseadas nas características acima expostas, o presente projeto visa automatizar o processo de aninhamento de todas as embalagens que compõem o arranjo em uma folha de cartão de maneira otimizada. Os objetivos do trabalho, portanto, são:

- Propor um modelo simplificado para o aninhamento otimizado de embalagens.
- Baseado no modelo simplificado especificar o projeto de um sistema de otimização do processo de aninhamento de áreas planas utilizando Redes Neurais (RN) e mais especificamente Mapas de Kohonen (MK). Esta técnica foi selecionada por ser uma técnica heurística apropriada para problemas de grande tamanho do espaço de busca que proporcionará uma solução adequada em um tempo razoável (alguns minutos).

Tabela 1 – Distribuição Média de Custos de Embalagens em Cartão

Grupo de Custo	Sub-Grupo
Custos de Materiais 45%	Cartão 41%
	Diversos 4%
Custos de Transformação 28%	Mão de Obra 18%
	Equipamentos 10%
Impostos e Comissões 27%	Impostos 17%
	Diversos 10%

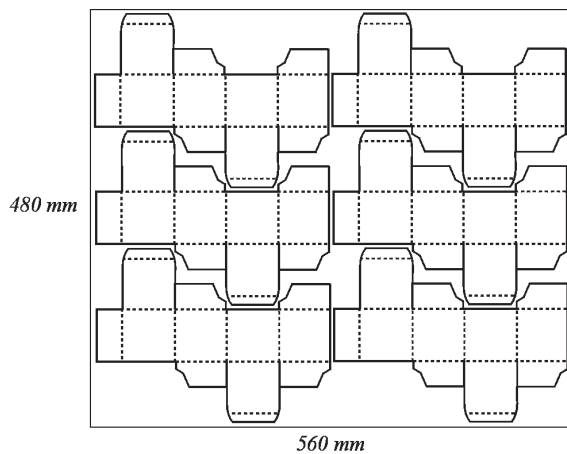


Figura 1 – Casoreal de um arranjo de 6 embalagens em uma folha de papel.

2 Revisão da literatura

O problema de aninhamento de peças em áreas planas tem sido amplamente estudado e discutido na literatura. De acordo com Han & Na (1996) tais problemas podem ser divididos em dois grupos principais, o primeiro constituído por peças retangulares ou módulos retangulares e o segundo por peças irregulares.

Os estudos iniciais realizados por Gilmore & Gomory (1965 e 1966) foram feitos utilizando-se peças retangulares e a partir de técnicas de programação linear com funções de 'knapsack' foram resolvidos problemas envolvendo uma, duas e três dimensões.

Haim & Freeman (1970) estudaram o problema de aninhamento sem restrição de número de peças cortadas de uma folha de material. O método proposto consistia em obter um retângulo que cercasse uma ou mais peças irregulares utilizando-se a menor área possível, tal retângulo foi chamado de módulo. Os módulos eram então agrupados em uma folha de material através de um algoritmo de programação dinâmica. O algoritmo necessitava que o módulo retangular fosse posicionado em um dos cantos da folha. Adamowicz & Albano (1976) propuseram um método neste algoritmo que eliminava o limite de ação; o algoritmo foi utilizado na indústria de construção naval.

Christofides & Whitlock (1977) apresentaram um algoritmo de busca em árvore baseado em programação dinâmica para o corte retangular de material.

Quanto ao aninhamento de peças irregulares, o trabalho de Albano & Sapuppo (1980) apresenta uma técnica utilizando o método de busca heurística, e

Nee (1984) propôs a resolução do problema de aninhamento de peças no processo de estampagem de metal usando algoritmos heurísticos.

O artigo publicado por Fujita et al. (1993) propõe uma aproximação híbrida envolvendo algoritmos genéticos (AG) e algoritmo de minimização local. Ándras Péter et al. (1996) apresentaram um método baseado em AG, onde a combinação das peças é representada em uma árvore.

Mais recentemente a pesquisa de Vassilios Petridis et al. (1998) utilizando polígonos. Neste trabalho utilizou-se o AG e apresentou-se uma técnica específica de variação da função de fitness, visando facilitar a busca do AG.

Ainda segundo Han & Na (1996), os avanços recentes de pesquisas das RNs artificiais proveram novas técnicas para o conhecimento de figuras, para problemas de otimização e outras aplicações. Resultados expressivos foram obtidos com a aplicação de RNs em projetos envolvendo circuitos com altíssima escala de integração (VLSI) e projetos de placas de circuito impresso (PCB). Sriram & Kang (1990) introduziram uma rede de Hopfield modificada para o problema de posicionamento bidimensional de módulos. Zhang & Mlynski (1990) propuseram um algoritmo de posicionamento usando as propriedades topológicas de mapeamento do modelo neural sugerido por Kohonen (1990). Kime Kyung (1992) apresentou um algoritmo chamado "Assistente de posicionamento alto organizável (SOAP)" para o posicionamento de circuitos numa região comum contorno arbitrário, o qual também é baseado no algoritmo de aprendizagem proposto por Kohonen.

3 Implementação

3.1 Representação das peças

As duas formas utilizadas para a representação das peças em problemas de aninhamento são o formato de polígonos ou o formato de pequenos quadrados formando um quadriculado. Como este trabalho restringe o estudo de modelos reduzidos, a representação em formato de quadriculado será a apropriada pois proporcionar uma representação simples do problema, não gerará uma carga computacional excessiva quando do cálculo da sobreposição entre as peças.

Chamou-se de elemento de área (EA) cada um dos quadrados que compõe a peça. O conjunto de coordenadas que compõe a peça será dado pelos vetores descritos por X, Y (Figura 2). Cada uma das peças terá 4 graus de liberdade de rotação representadas por ϕ , podendo ser estes $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ e 270° (Figura 3).

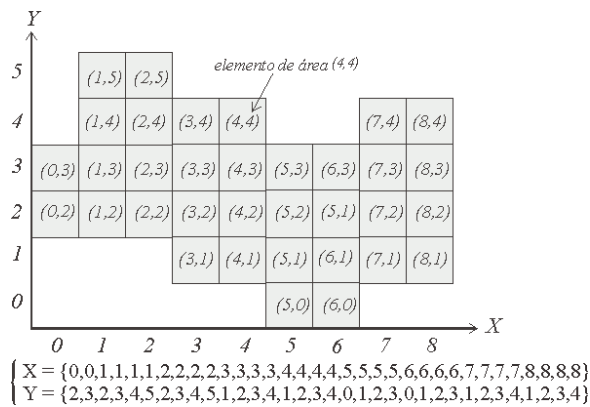


Figura 2 – Representação e codificação da peça através de elementos de área.

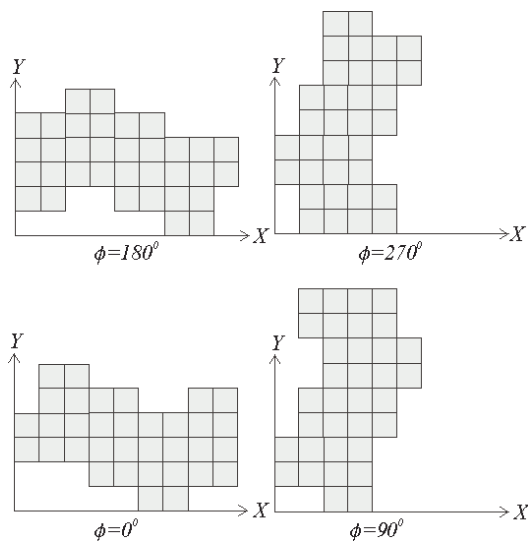


Figura 3 – Ângulos de rotação possíveis para cada peça.

Utilizou-se um número variável de peças em cada simulação e verificou-se o comportamento do índice da função de custo (FC) após a introdução dos pares de treinamento na rede. Este procedimento gerou conjuntos de resultados que foram utilizados na implementação de gráficos.

Com um número relativamente pequeno de simulações pode-se verificar a performance da RN e seu comportamento para diferentes números de peças.

3.2 Função de custo

A eficiência e os resultados do algoritmo heurístico estudado dependerão fortemente da função de custo escolhida. O objetivo do algoritmo é reduzir o valor da função de custo (FC) para o mais próximo de zero conforme a equação 1. A FC é constituída basicamente pelos termos $IO_{(E1,E2)}$ que representa o

índice de ocupação e $IS_{(E1,E2)}$ que representa o índice de sobreposição. A função de custo será, portanto, representada por:

$$FC(E1,E2) = \left\{ \frac{IO_{(E1,E2)} + IS_{(E1,E2)}}{2} \right\} \quad [1]$$

Os parâmetros $(E1,E2)$ representam o par de treinamento que será introduzido na rede neural em cada avaliação. Devido ao espaço bidimensional tem-se duas variáveis de entrada.

O índice $IO_{(E1,E2)}$ é o índice normalizado dentro de um intervalo de zero a um, sendo sua equação 2:

$$IO_{(E1,E2)} = E \left\{ \left| \frac{-\max X_{(E1,E2)} \cdot \max Y_{(E1,E2)}}{-AI} \right| \right\} \quad [2]$$

O termo E é a área total expressa pelas medidas máximas que os origens dos pares de treinamento poderão assumir, e está definido na equação 3 (no algoritmo proposto tem-se $x=40$ e $y=40$).

$$E = x \cdot y \quad [3]$$

A área retangular que envolve as peças será dada pela expressão " $\max X_{(E1,E2)}, \max Y_{(E1,E2)}$ ". Para o caso hipotético em que as peças tenham um encaixe perfeito, ou seja, não haja nenhum espaço perdido no arranjo, o índice que representa a área será expresso por AI e será útil para indicar quão afastado o resultado obtido está de uma situação de ocupação ideal, mesmo que na prática tal situação nunca venha a ocorrer. Na equação 4 encontra-se o termo referente à área ideal AI .

$$AI = N \cdot EA \quad [4]$$

Sendo:

$$\begin{cases} N = \text{número de peças} \\ EA = \text{número de elementos de área de cada peça} \end{cases}$$

Deste modo, a maneira como IO , o índice de sobreposição IS é normalizado podendo assumir valores de zero a um. IS será expressa pela equação 5 dada por:

$$IS_{(E1,E2)} = S \left\{ \frac{(E1,E2)}{EA} \right\} \quad [5]$$

O índice $S_{(E1,E2)}$ representa a sobreposição entre as peças para um par de treinamento $(E1,E2)$ e

SM a sobreposição máxima possível entre as peças e será definida pela equação 6.

$$SM = \left\{ \frac{EA \cdot N \cdot (N - 1)}{2} \right\} \quad [6]$$

Sendo:

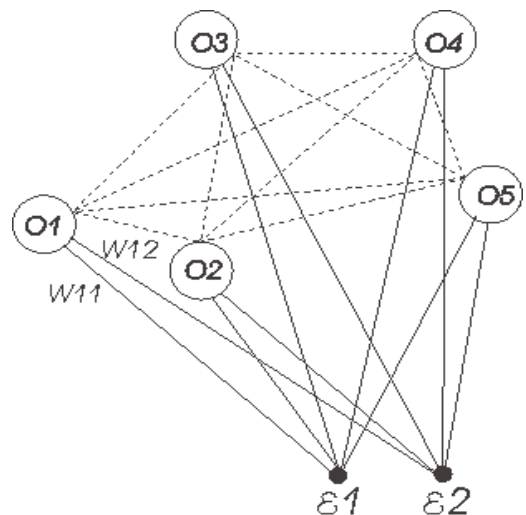
N = número de peças
 EA = número de elementos de área de cada peça

3.2 Implementação da rede de Kohonen

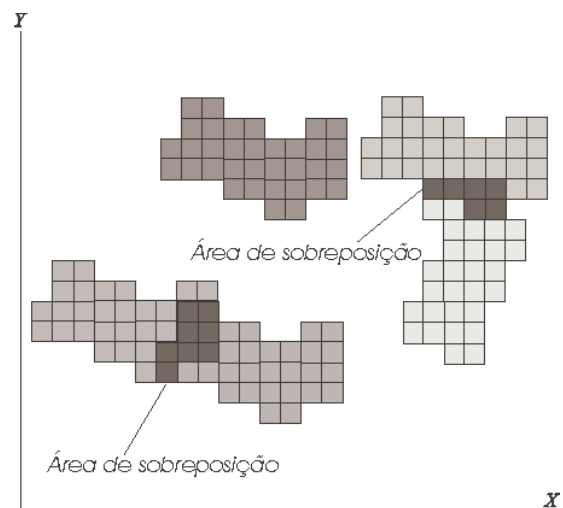
ARN proposta neste artigo é um rede não supervisionada de um único nível, que proporciona uma velocidade de aprendizagem muito rápida. Os neurônios (Figura 4.A) de saída representam as peças distribuídas sobre a área válida para o arranjo, enquanto as ligações entre os neurônios representam a sobreposição entre as peças (Figura 4.B). O número de nós de entrada ($E1, E2$), referentes a par de treinamento introduzido a rede, corresponde a dimensionalidade do problema. No instante inicial as peças são aleatoriamente distribuídas próximas à origem e ao iniciar o treinamento da rede os pares de treinamentos distribuídos aleatoriamente sobre toda a área válida do arranjo são introduzidos na entrada ($E1, E2$). A notação Wij representa a posição de cada peça, sendo i o índice da peça e j o índice que representa o nó. O conjunto de posições para as N peças são representadas pelo vetor $Wi = (wi1, wi2)$, onde $wi1, wi2$ representam o conjunto de coordenadas x e y da peça.

O algoritmo de treinamento pode ser resumido pelo seguinte conjunto de passos:

1. As peças são distribuídas próximas à origem dos eixos X e Y .
2. É feita uma peça aleatoriamente e feita a rotação para os ângulos $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ e 270° para minimizar o índice IO , o ângulo com o menor FC correspondente é utilizado para a peça.
3. É feita a troca de posição de duas peças, se o índice IS diminuir a troca é efetivada, caso contrário, as peças permanecem em suas posições originais.
4. Um novo par de treinamento é introduzido na rede ($E1, E2$).
5. A distância euclidiana das origens das peças em relação ao par de treinamento é calculada e a peça com a menor distância euclidiana é selecionada.
6. A posição da peça vencedora assume a nova posição do par de treinamento se houver melhora no índice FC .
7. Os passos 2 até 7 são repetidos até que o último par de treinamento ($E1, E2$) tenha sido introduzido na rede.



(A)



(B)

Figura 4 – Correspondência entre o modelo de Kohonen e o layout das peças.

4 Resultados

Foram avaliados arranjos contendo 6 peças num espaço de busca de 40x40 posições, com 4 possibilidades de rotação por peça. Utilizou-se 1000 pares de treinamento em 10 simulações distintas com sementes aleatórias diferentes. Os resultados geraram diferentes arranjos, sendo os resultados obtidos vistos na Figura 5. A média dos resultados gerados pelo par de treinamento forneceu valores

cujográfico mostra o rápido decaimento do valor da FC (Figura 6). Pode-se perceber que após a introdução de poucos mais de um aceno de pares de treinamento não existiu diminuição representativa do valor da FC, isto indica que há muitos atributos dificultando a busca de um resultado melhor pela RN.



Figura 5 – Exemplo de arranjo de 6 peças após 1000 pares de treinamento.

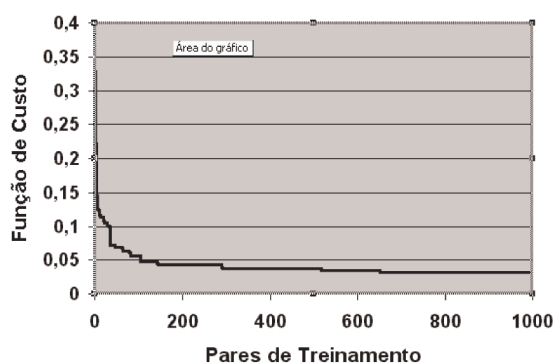


Figura 6 – Gráfico do decaimento da FC ao longo do treinamento da rede.

5 Discussão e conclusões

Nas simulações feitas observou-se que o arranjo final com peças sobrepostas que na prática é uma situação inaceitável, uma vez que duas peças não poderão ocupar o mesmo espaço de papel. Este é um ponto que possivelmente será resolvido com a variação do peso do índice de sobreposição (IS) ao longo do treinamento da rede neural.

Um aspecto importante a ser explorado em futuras pesquisas é a forma de geração dos pares de treinamento, que juntamente com o equacionamento da função de custo determinarão o desempenho do algoritmo de otimização.

Conclui-se que os resultados da implementação mostraram o potencial de RN baseados nos mapas auto-organizáveis como sendo uma ferramenta muito interessante de otimização. Buscando-se uma melhor solução obtida, acredita-se que a aplicação de técnicas baseadas em Algoritmos Genéticos (AG) ou Simulated Annealing (AS) em complemento à técnica aqui utilizada possa ajudar grandemente em tal melhora.

A técnica assim desenvolvida pode ser aplicada em qualquer problema de posicionamento cuja função de custo seja monótona e decrescente. Um exemplo seria a otimização de placas de circuito impresso, nas indústrias de confecção de calçadista, etc.

Referências bibliográficas

- ADAMOWICZ, M. & ALBANO, A. (1976) A solution of the rectangular cutting stock problem. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v.6, n.4, p.202 -210.
- ALBANO, A. & SAPUPPO, G. (1980) Optimal allocation of two-dimensional irregular shapes using heuristic search methods. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, v.10, n.5, p.242 -248.
- ANDRÁS, P. ET AL (1996) A genetic solution for the cutting stock problem. *Proceedings of the first on-line workshop on soft computing*, Nagoya University, p.87 -92.
- CHRISTOFIDES, N. & WITLOCK, C. (1977) An algorithm for two-dimensional cutting problems. *Operations Research*, v.25, n.1, p.30 -44.
- FUJITA, K. & GAKKAL, S. (1993) Approach for optimal nesting algorithm using genetic algorithm and local minimization algorithm. *Transactions of the Japanese Society of Mechanical Engineers*, Part C, v.59, n.564, p.2576-2583.
- GILMORE, P. C. & GOMORY, R. E. (1965) Multistage cutting stock problems of two and more dimensions. *Operations Research*, v.13, p.94 -120.

- GILMORE, P.C. & GILMORE, R.E. (1966) The theory and computation of knapsack functions. *Operations Research*, v.14, n.61, p.1045 -1074.
- G-CHAN & S-JUNA (1996) Two-stage approach for nesting in two-dimensional cutting problems using neural network and simulated annealing. *Journal of Engineering Manufacture*, v.210, p.509-519.
- HAIMS, M.J., & FREEMAN, H. (1970) A multistage solution of the template layout problem. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, v.6, n.2, p.145 -151.
- KOHONEN, T. (1990) The self-organization map. *Proc. IEEE*, v.78, n.9, p.1464 -1480.
- KIM, S.S. AND KYUNG, C.M. (1992) Circuit placement on arbitrarily shaped regions using the self-organization principle. *IEEE Trans. on Computer Aided Des.*, v.11, n.7, p.844 -854.
- NEE, A.Y.C. (1984) A heuristic algorithm for optimum layout of metal stamping blanks. *Annals of CIRP*, v.33, n.1, p.317 -320.
- PETRIDIS, V.; KAZARLIS, S.; BAKIRTZIS, A. (1998) Varying fitness functions in genetic algorithm constrained optimization: the cutting stock and unit commitment problems. *Cybernetics*, v.28, n.5, p.629-640.
- SRIRAM, M. AND KANG, S.M. (1990) A modified hopfield network for two-dimensional module placement. *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuit Systems*, p.1664 -1667.
- ZHANG, C. AND MLYNSKI, D.A. (1990) VLSI placement with a neural network model. *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuit Systems*, p.475 -478.