

PROJETO DE SISTEMAS DE CÉLULAS DE MANUFATURA

Geraldo Ribeiro Filho

Orientador: Prof. Dr. Luiz Antonio Nogueira Lorena
LAC/INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
1998

RESUMO

Este trabalho faz uma abordagem da literatura disponíveis sobre o problema de formação de grupos de máquinas e partes nos sistemas de manufatura. Técnicas são agregadas em categorias metodológicas incluindo agrupamento baseado em matrizes, agrupamento hierarquico e não-hierarquico, abordagens com teoria dos grafos e técnicas de inteligência artificial, programação matemática e outras heurísticas. Medidas de avaliação de agrupamento são comentadas e nossa contribuição pessoal para o assunto com o uso de algoritmo genético construtivo também é citada. Finalmente, conclusões e considerações finais são estabelecidas.

SUMÁRIO

- 1 Introdução
- 2 Agrupamento Baseado em Matrizes (*Array-Based Clustering*)
 - 2.1 Algoritmo de Energia de Vinculação (*Bond Energy Algorithm - BEA*)
 - 2.2 Rank Order Clustering -ROC
 - 2.3 Algoritmo de Agrupamento Direto (*Direct Clustering Algorithm - DCA*)
 - 2.4 Comparação de Métodos Baseados em Matrizes
- 3 Agrupamento Hierárquico
 - 3.1 Escolha da Medida de Similaridade
 - 3.2 Algoritmos de Agrupamento Hierárquico
 - 3.3 Comparação de Métodos Hierárquicos
- 4 Agrupamento Não-hierárquico
 - 4.1 Agrupamento Não-Hierárquico de Semente Ideal
 - 4.2 Dados Zero-Um: ISNC (ZODIAC)
 - 4.3 Agrupamento Usando Métodos de Designação p/ Seleção de Semente Inicial
- 5 Comparação de Métodos Não-hierarquicos
- 6 Abordagens de Teoria dos Grafos
 - 6.1 Abordagem de Fluxo de Redes
 - 6.2 Grafos Bipartite
- 7 Métodos Baseados em Técnicas de Inteligência Artificial
 - 7.1 Redes Neurais Artificiais
 - 7.2 Lógica *Fuzzy*
 - 7.3 Reconhecimento de Padrões Sintáticos
 - 7.4 Algoritmos Genéticos e *Simulated Annealing*
- 8 Programação Matemática
- 9 Abordagens Heurísticas Efetivas
 - 9.1 Algoritmos baseados em *Branch and Bound*
 - 9.2 Procedimentos Multi-Objectivos

	9.3	Outras Heurísticas
10		Avaliação de Agrupamento
11		Algoritmo Genético Construtivo
12		Conclusões

1 - Introdução

A competitividade internacional e a demanda do mercado por respostas rápidas têm levado muitas empresas a considerar abordagens não tradicionais para o projeto e controle de sistemas de manufatura. Uma abordagem é a aplicação de “tecnologia de grupo”, descrita como “reconhecer e explorar similaridades de três maneiras diferentes: (1) executando atividades semelhantes simultaneamente, (2) padronizando tarefas semelhantes, e (3) eficientemente armazenando e recuperando informações sobre problemas repetitivos. Em essência, a tecnologia de grupo tenta decompor os sistemas de manufatura em vários subsistemas, ou grupos, controláveis.

Uma importante faceta da tecnologia de grupo é o desenvolvimento de uma sistema de manufatura celular em que partes similares são agrupadas em famílias e máquinas são agrupadas em células. A célula ideal (1) é independente, isto é, famílias de partes são completamente produzidas dentro da célula; (2) tem tempos de preparação balanceados; e (3) requer retrocesso mínimo na produção. O resultado é simplificação de sequenciamento e controle, e de implementação de automação. Sistemas de células de manufatura proporcionam benefícios como redução dos tempos de preparação, do tempo entre entrada de material e saída de produto (*throughput*), manejo de material, bem como contribui para o aumento da qualidade do produto final. Os benefícios para os trabalhadores incluem flexibilidade no trabalho, importância de grupos sociais, redução de frustração e aumento da segurança no trabalho.

Métodos para formação células nesses sistemas podem ser classificados como orientados pelo projeto (*design oriented*) ou pela produção (*production oriented*). Enquanto os métodos orientados por projeto agrupam partes baseando-se em características de seu projeto, os métodos orientados por produção o fazem baseando-se nos processos requeridos para sua produção.

Este trabalho tem foco em técnicas de formação de células orientadas pela produção. Os primeiros trabalhos nesta área foram feitos por Mitrofanov [1, 2] e Burbidge[3]. A análise do fluxo de produção, de Burbidge [3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17] é uma das primeiras e mais reconhecidas metodologias associadas com tecnologia de grupo. Análise de fluxo de componentes por El-Essawy e Torrance [18] é considerada por muitos autores como equivalente aos trabalhos de Burbidge. O objetivo destas técnicas é obter células de máquinas independentes, minimizando o movimento entre as células.

Uma classificação metodológica das técnicas é adotada (Figura 1) por Joines et al. [117] para facilitar a compreensão das vantagens e limites das abordagens genéricas. Algumas medidas de avaliação de formação de células são apresentadas e, finalmente, técnicas promissoras para continuação de pesquisa são discutidas.

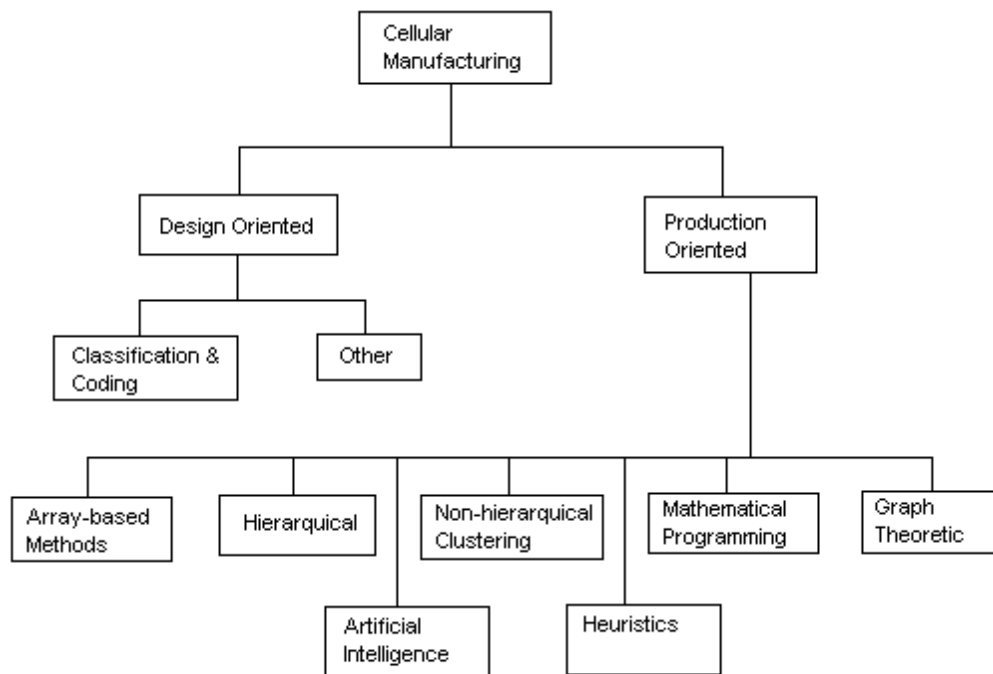


Figura 1: Categorias de Abordagens de Agrupamento

2 – Agrupamento Baseado em Matrizes (*Array-Based Clustering*)

Agrupamento baseado em matrizes é uma das mais simples classes de métodos de formação de células do tipo orientado pela produção. Os métodos operam sobre uma matriz partes/máquinas cujos elementos são zeros e uns, indicando quais máquinas são usadas na produção de cada parte. Sendo A a matriz 0-1 assim descrita, as linhas correspondem às partes e as colunas às máquinas (ou vice-versa) e se $a_{ij} = 1$ então a parte i necessita da máquina j para sua produção. Os algoritmos manipulam linhas e colunas da matriz tentando produzir pequenos blocos de uns agrupados ao longo da diagonal da matriz (Figura 2). Chandrasekharan e Rajagopalan [19] e Venugopal e Narendran [20] têm feito análises na matriz 0-1 de modo a extrair propriedades para criação de algoritmos de formação de células.

	1	2	3	4	5	6	7
1		1			1		
2	1						1
3			1	1	1		
4			1	1	1		
5	1						1
6			1	1	1		
7		1			1		

	1	7	3	4	6	2	5
2	1	1					
5	1	1					
3			1	1	1		
4			1	1	1		
6			1	1	1		
1						1	1
7						1	1

Figura 2. (a) Matriz parte/máquina (b) Agrupamento ótimo

2.1 Algoritmo de Energia de Vinculação (*Bond Energy Algorithm - BEA*)

BEA é um algoritmo de agrupamento de propósito geral que pode ser aplicado em qualquer matriz de números não-negativos. Explora a interconexão (ou vínculos) entre um elemento na matriz e seus quatro elementos vizinhos. Tais vínculos criam uma

“energia” que é definida como a soma dos produtos dos elementos adjacentes. Para uma específica permutação de linhas (π) e de colunas (ρ), a energia de vinculação total é dada pela seguinte fórmula:

$$TBE(\mathbf{p}, \mathbf{r}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot [a_{i,j-1} + a_{i,j+1} + a_{i-1,j} + a_{i+1,j}]$$

onde : $a_{0,j} = a_{m+1,j} = a_{i,0} = a_{i,n+1} = 0$

m = o número de máquinas

n = o número de partes

O algoritmo BEA procura maximizar a energia de vinculação total (TBE) sobre todas as permutações possíveis. McCormick et al. [21] observou que desde que os vínculos verticais não são afetados pela reorganização de colunas e igualmente para os vínculos horizontais em relação às linhas, o problema é decomposto em dois problemas de otimização separados. Embora BEA produza agrupamentos compactos, eles às vezes assemelham-se mais a um tabuleiro de xadrez do que uma diagonal de blocos na matriz.

2.2 Rank Order Clustering -ROC

ROC, como proposto por King, [22, 23] reorganiza colunas e linhas usando uma representação binária para reduzir o esforço computacional do BEA. Com os procedimentos iterativos de King,[24] Chan e Milner,[25] e Chu e Tsai,[26] elementos excepcionais (operações fora das células) são primeiro identificadas e temporariamente removidas. Então o algoritmo é aplicado à matriz reduzida em uma tentativa de produzir a forma diagonal apropriada. Máquinas com gargalo de produção são duplicadas e o algoritmo é aplicado novamente à nova matriz. Se qualquer das máquinas duplicadas ficarem dentro da mesma célula, elas são recompostas em uma máquina.

Muitas limitações têm sido identificadas e explicadas tanto por outros pesquisadores quanto pelo próprio King . A qualidade do resultado depende da matriz inicial de incidência partes/máquinas. [25, 26, 27]. A identificação de elementos excepcionais e máquinas com gargalo é de algum modo arbitrária.[28] Também, uma representação binária restringe o tamanho da matriz ao tamanho de palavra interna do computador.[26, 27] Uma versão revisada, *Modified Rank Order Clustering - MODROC*, foi desenvolvida para superar a limitação de tamanho e aumentar a eficiência computacional. O MODROC [28] ajuda a superar algumas limitações de ROC. ROC tende a produzir um grupo no canto noroeste, deixando o resto da matriz relativamente desorganizada. MODROC, identifica esse bloco, remove as colunas associadas a ele, e então reaplica o ROC à sub-matriz. Esta técnica geralmente produz um grande número de grupos com um número pequeno de partes/máquinas. Em um estágio subsequente, alguns dos grupos são combinados usando um método de agrupamento hierárquico.

2.3 Algoritmo de Agrupamento Direto (*Direct Clustering Algorithm - DCA*)

O DCA foi proposto por Chan e Milner [25] para formar grupos compactos junto à diagonal da matriz partes/máquinas. O algoritmo reorganiza a matriz movendo as linhas com células positivas mais à esquerda para o topo e colunas com células positivas mais ao topo para a esquerda, onde uma célula positiva significa $a_{ij}=1$. Efeitos idênticos resultam partindo-se de qualquer matriz inicial, ao contrário de ROC. DCA não tem qualquer limitação de tamanho devido ao tamanho da palavra e converge em relativamente poucas iterações.

Há falhas com a relação ao algoritmo. De acordo com Wemmerlov, [27, 29] o algoritmo proposto não pode produzir soluções viáveis ou aceitáveis porque ele redireciona a diagonal a cada iteração. Uma versão modificada , DCA2, de Wemmerlov, [29] remove esta falha, mas tem se mostrado fraco quando é executado em grandes conjuntos de

dados de problemas reais, pois tende a formar um pequeno grupo no canto noroeste e um grupo muito grande e esparsos contendo o resto das máquinas e partes. [27, 29]

2.4 Comparação de Métodos Baseados em Matrizes

Comparando cada uma das três técnicas de agrupamento baseado em matriz, BEA, ROC e DCA, Chu concluiu que BEA supera as outras duas em problemas com ou sem elementos excepcionais e máquinas com gargalo. [26] As técnicas de agrupamento baseadas em matriz usadas em projeto de células de manufatura são eficientes e simples de se aplicar à matriz partes/máquinas. Entretanto, esses algoritmos geralmente não levam em conta outros tipos de dados de manufatura, tais como custo de máquinas e tamanho máximo de célula, e eles geralmente requerem inspeção visual da saída para determinar a composição da células de manufatura.

3 - Agrupamento Hierárquico

Técnicas de agrupamento hierárquico operam sobre um conjunto de dados de entrada descritos em termos de similaridade ou função de distância e produzem uma hierarquia de grupos ou partições. Em cada nível de similaridade na hierarquia, pode haver um número diferente de grupos com diferentes números de membros. Ao contrário das técnicas baseadas em matriz, os métodos de agrupamento hierárquico não formam células de máquinas e famílias de partes simultaneamente. Estes métodos podem ser descritos também como divisivos e aglomerativos. Algoritmos divisivos iniciam com todos os dados (máquinas ou partes) em um único grupo e cria uma série de partições até cada máquina (parte) estar em um grupo. Stanfel [30] é o único pesquisador a aplicar o método divisivo para manufatura celular. Normalmente a atenção é focalizada sobre algoritmos de agrupamento aglomerativos que iniciam com grupos e procede para fundi-los em partições maiores até uma partição contendo todo conjunto obtida.

Métodos de agrupamento hierárquico envolvem um processo de dois estágios que primeiro calcula coeficientes de similaridade entre cada par de indivíduos (máquinas ou partes). Isso pode ser representado como uma matriz triangular, já que o coeficiente de similaridade entre indivíduos é comutativo. O segundo estágio do processo determina como os pares com níveis de similaridade aproximadamente equivalentes devem ser fundidos.

3.1 – Escolha da Medida de Similaridade

Devido ao fato de que os coeficientes de similaridade poderem incorporar outros dados de manufatura a mais que somente os dados binários da matriz de incidência partes/máquinas, [31, 32, 33] uma variedade de medidas de similaridade têm sido definidas. McAuley [34] usou o coeficiente genérico de Jaccard para formar células de máquinas. O coeficiente de similaridade de Jaccard entre sequências binárias é definido como o número de posições com valor 1 em ambas as sequências, dividido pelo número de posições com valor 1 em ambas ou apenas em uma das sequências. Esse coeficiente pode ser convertido em medida de distância subtraindo-o de um.

Carrie, [35] aplicou o trabalho de McAuley em vários problemas reais e definiu um coeficiente de similaridade entre pares de partes para formar primeiro as famílias de partes. Nesse ponto, não apresentou nenhuma vantagem inerente formando primeiro famílias de partes ou células de máquina. [27].

O coeficiente de similaridade de Gupta e Seifoddini [31] incorpora requisitos de produção, matriz de incidência partes/máquinas, a sequência de operações, o volume médio de produção para cada parte, e tempo de processamento para cada uma das operações das partes. Seifoddini e Djassemi [36] modificaram a similaridade de Jaccard para considerar o volume de produção. Quando comparado com a similaridade de Jaccard, a similaridade baseada no volume de produção reduz a soma de movimentos intercelulares e intracelulares além de melhorar o processo de sequenciamento. Moiser [37, 38] propôs o coeficiente de similaridade aditiva (ASC), uma adaptação do

coeficiente de Jaccard que incorpora a importância relativa de cada parte, e o coeficiente de similaridade multiplicativa (MSC), o que é aproximadamente um coeficiente de correlação. De Witte [39] e Taboun et al. [40] compararam uma variedade de diferentes medidas e coeficientes de similaridade.

3.2 Algoritmos de Agrupamento Hierárquico

O primeiro passo em agrupamento hierárquico é agrupar dois indivíduos, i e j , com o maior nível de similaridade dentro de um grupo, ij . O grupo combinado age como se fosse um único indivíduo. A similaridade entre esse grupo e o indivíduo k , como definido pelo algoritmo SLC (*Single Linkage Clustering*) [34], é o máximo das similaridades entre k e os componentes do grupo ij . Iterações continuam a fundir os grupos com o maior coeficiente de similaridade até um único grupo existir.

O projetista de células deve escolher um nível de similaridade, ou limiar, para definir o número de grupos. Quando o limiar aumenta, o número de células aumenta e o tamanho de cada célula diminui. Seifoddini e Wolfe [41] selecionaram um limiar que produz o custo mínimo de manipulação total de material (intercelular e intracelular). Algoritmos de agrupamento hierárquico não agrupam máquinas e partes simultaneamente, por isso, inicialmente somente células ou famílias são formadas. O último passo é aplicar o agrupamento hierárquico ou um procedimento secundário, tal como ROC, para alocar partes (máquinas) à famílias (células).

SLC tem um sério problema, dois grupos podem ser agrupados meramente por causa de um único vínculo entre uma máquina em cada grupo. Para ajudar a reduzir o problema, Seifoddini e Wolfe [42] aplicaram o algoritmo ALC (*Average Linkage Clustering*). A similaridade entre dois grupos é definida como a média dos coeficientes de similaridade para todos os membros dos dois grupos. Uma média ponderada também pode ser empregada. [31] CLC (*Complete Linkage Clustering*) procura reduzir o problema

selecionando o coeficiente mínimo de similaridade como a conexão no meio do grupo, em vez do máximo. [31, 43]

3.3 Comparação de Métodos Hierárquicos

Métodos de agrupamento hierárquico podem ser implementados facilmente e têm uma relativa vantagem sobre o agrupamento baseado em matriz, isto é, eles têm flexibilidade para incorporar outros dados de manufatura além da matriz de incidência binária partes/máquinas. Uma desvantagem é que o projetista deve decidir sobre um nível de similaridade apropriado para selecionar os grupos. Em pequenas aplicações isto não é problema desde que o projetista possa avaliar visualmente o resultado produzido. Entretanto, como aplicações tornam-se grandes demais, outros meios de avaliação da hierarquia devem ser empregados.[34] A duplicação de máquinas com gargalo não é usada na maioria dos algoritmos, apesar de que Seifoddini e Wolf [32] empregaram uma estratégia para este problema.

Moiser, [43] Shafer, [45, 46] e Vakharia e Wemmerlov [44] conduziram uma profunda comparação entre diferentes algoritmos de agrupamento hierárquico com diferentes coeficientes de similaridade e distância. Gupta comparou quatro algoritmos de agrupamento hierárquico, SLC, ALC, CLC e WALC (*weighted average linkage clustering*). Seifoddini e Hsu [47] mostraram que o coeficiente de similaridade ponderado produz soluções melhores baseadas no número de elementos excepcionais do que a similaridade de Jaccard comumente registra.

4 - Agrupamento Não-hierárquico

Técnicas de agrupamento não-hierárquico operam sobre um conjunto de dados de entrada especificando previamente o número de grupos a serem formados usando uma função similaridade ou função de distância. A vantagem do agrupamento não hierárquico sobre o hierárquico é que a matriz de similaridades ou de distâncias não precisa ser

computada ou armazenada. [48] A desvantagem óbvia é que o número de grupos deve ser especificado a priori. Entretanto, o número de grupos pode ser mudado e os dados reprocessados para avaliar os resultados.

4.1 Agrupamento Não-Hierárquico de Semente Ideal

Chandrasekharan e Rajagopalan [49] aplicaram uma técnica de agrupamento não hierárquico (*Ideal Seed Non-hierarchical Clustering - ISNC*) usando um critério de avaliação chamado “eficiência de agrupamento”, η , que mede o movimento intercelular e a utilização de máquinas dentro da célula. Para superar a limitação da especificação a priori do número de grupos, k , o problema é primeiro representado como um grafo bipartite. Então, um limite superior teórico para o número máximo de famílias de partes independentes ou células de máquina é desenvolvido. Um método k -médias de MacQueen modificado foi adotado. [50] O algoritmo original de MacQueen seleciona as primeiras k unidades de dados ou vetores como semente inicial. As unidades de dados restantes são associadas ao grupo com o centróide mais próximo. Depois de cada associação, o centróide é atualizado para incluir a nova unidade de dados. Após todas as unidades de dados terem sido associadas a um grupo, os centróides dos grupos existentes são tomados como sementes fixas e o algoritmo associa novamente todas as unidades de dados para os pontos de semente mais próximos sem qualquer atualização. [48] O algoritmo modificado seleciona as últimas k unidades de dados como os pontos de semente inicial.

4.2 Dados Zero-Um: ISNC (ZODIAC)

ZODIAC, desenvolvido por Chandrasekharan e Ragagopalan, [51] é uma versão mais expandida e melhorada de ISNC. A seleção da semente inicial no primeiro estágio pode ser arbitrária, artificial, representativa ou natural, e não são mais limitada a uma escolha arbitrária como na análise de grupo clássica.[48] O critério de avaliação, η , foi expandido pela introdução de um limite superior η_0 . A seleção de semente usa a

distribuição de distâncias entre pontos para garantir que todas sementes pertençam a diferentes grupos. Os autores sugeriram que o processo de seleção poderia ser baseado nas similaridades ao invés das distâncias.

4.3 Agrupamento Usando Métodos de Designação para Seleção da Semente Inicial

GRAFICS (*Grouping Using Assignment Method for Initial Seed Selection*) [52] supera estas limitações gerando sementes iniciais a partir de um problema de designação que maximiza a similaridade entre máquinas. Cada um dos sub-tours é identificado e usado como semente inicial em um algoritmo de agrupamento não-hierárquico.

5 – Comparação de Métodos Não-hierárquicos

Uma extensiva comparação usando 38 conjuntos de dados foi feita entre GRAFICS [52] e ZODIAC [51]. GRAFICS superou ZODIAC nas áreas de eficiência de agrupamento, eficácia de agrupamento [53], e requisitos computacionais. GRAFICS se desempenhou melhor para matrizes contendo elementos excepcionais. [52] Miltenburg e Zhang, [54] em uma comparação de nove algoritmos bem conhecidos, incluindo baseados em matriz e técnicas de agrupamento hierárquico, viram que o método de agrupamento não-hierárquico, ISNC, superou os outros oito.

6 – Abordagens de Teoria dos Grafos

Abordagens de teoria dos grafos estruturam o problema da formação de células na forma de redes, grafos bipartites, etc. Rajagopalan e Batra foram dos primeiros a aplicar uma abordagem de teoria dos grafos para o problema da formação de células, em que os nós representam as máquinas e os arcos representam a similaridade entre elas. [55] Eles empregaram uma abordagem de particionamento de grafos para formar células de máquinas montando as cliques determinadas a partir grafo e viram que o valor mínimo de movimento intercelular não reflete sempre o custo verdadeiro. Por exemplo, se o

movimento intercelular ocorre no meio da seqüência operacional, dois (e não um) movimentos intercelulares serão necessários. Após a alocação, o movimento entre as células juntamente com o carregamento das máquinas, podem ser usados para associar máquinas duplicadas às células individuais.

6.1 Abordagem de Fluxo de Redes

Vohra et al. [56] aplicaram uma abordagem de redes usando um algoritmo de Gomory-Hu [57] modificado para encontrar a interação intercelular mínima. Lee e Garcia-Diaz [58] representaram o problema de agrupamento como um problema capacitado de circulação em redes que mede a similaridade funcional entre máquinas. Eles empregaram o algoritmo primal-dual desenvolvido por Bertsekas e Tseng [59] para determinar um “loop” completo e vários “sub-loops” representando as células de máquinas. Uma vez que células de máquinas tenham sido determinadas, outros algoritmos são necessários para associar partes ou famílias de partes para as várias células de máquinas.

6.2 Grafos Bipartite

King e Nakornchai [24] sugeriram que a formação de célula poderia ser representada como um grafo bipartite fazendo as partes e máquinas representarem os dois conjuntos de vértices. Uma aresta entre os conjuntos representa o processamento de uma das partes sobre uma máquina. Chandrasekharan e Rajagopalan mostraram que a existência de células de máquinas independentes e famílias de partes poderiam ser representadas pelos componentes disjuntos do grafo bipartite. Os autores então determinaram o número máximo de componentes disjuntos que podem existir em qualquer grafo bipartite dado. [49, 51]

7 – Métodos Baseados em Técnicas de Inteligência Artificial

Pesquisadores têm crescentemente aplicado técnicas de inteligência artificial (IA) para o problema de manufatura celular. Muitos destes métodos usam metodologias de solução padronizadas, depois de métodos de agrupamento não-hierárquico, métodos de agrupamento baseados em matriz, etc. Entretanto, sua implementação em IA oferece vantagens sobre os métodos de formação celular tradicionais.

7.1 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais artificiais têm sido aplicadas com sucesso em muitas áreas de manufatura. [116] Muitos pesquisadores têm aplicado uma abordagem de aprendizagem supervisionada para o problema de classificação e codificação baseado no algoritmo *back-propagation*. [60,61,62,63] Este método também pode ser aplicado em um método orientado pela produção para determinar as células de máquinas e famílias de partes. Técnicas de aprendizado não supervisionado são mais apropriadas para problemas de agrupamento gerais. Não é necessário especificar a priori o número de grupos nem os membros representativos destes grupos. Uma vez que famílias de partes e células de máquina são determinadas, um modelo supervisionado pode ser treinado para indicar novas partes para as células existentes.

Malave e Ramchandran [64] aplicaram uma versão modificada da regra de aprendizado de Hebbian para o problema da formação de célula, enquanto outros têm aplicado outros algoritmos de aprendizado neural não supervisionado tais como aprendizagem competitiva [65,66,67] e redes Kohonen. [67] Muitos pesquisadores usaram o classificador de rede neural baseado num método de aprendizado não supervisionado de Carpenter-Grossberg [68] chamado “teoria da ressonância adaptativa” (adaptive resonance theory - ART1) e suas variantes. Técnicas com aprendizado não supervisionado tais como ART1 agrupam os vetores de entrada dentro de grupos separados pelas similaridades. [69,70,71] Kaparthi e Suresh aplicaram esta técnica para

três conjuntos de dados da literatura e para muitos conjuntos grandes de dados. As técnicas de redes neurais executam rapidamente e obtêm bons resultados. [70] A vantagem real é a habilidade de resolver grandes conjuntos de dados (10.000 partes e 100 máquinas).

7.2 Lógica Fuzzy

Muitos métodos de agrupamento assumem que famílias de partes são mutuamente exclusivas e coletivamente exaustivas. [72, 73] Enquanto algumas partes definitivamente pertencem a certas famílias de partes , não está sempre claro qual é a família apropriada. [73, 74, 75] Li e Ding [74] e Xu e Wang [75] aplicaram matemática *fuzzy* a este problema. Chu e Hayya [73] aplicaram um algoritmo fuzzy de agrupamento c-médias para dados de produção. O agrupamento *fuzzy* c-médias pode ser classificado como um método não-hierárquico e sofre dos mesmos problemas associados àqueles métodos. O número de famílias de partes, c , deve ser especificado a priori. Os autores declararam que se c é subestimado, o resultado está longe de ser ótimo. Também, um critério de parada fraco, induz a grupos ruins. Chu e Hayya compararam a abordagem fuzzy ao modelo de programação inteira e a abordagens heurísticas. [76] A abordagem *fuzzy* foi claramente melhor do que a abordagem de programação inteira tanto em tempo de execução quanto na qualidade da solução.

7.3 Reconhecimento de Padrões Sintáticos

Wu et al. [77] aplicaram uma abordagem de reconhecimento de padrões sintáticos para formar o sistema de manufatura celular. Utilizando métodos analíticos da teoria da linguagem formal, padrões complexos (seqüências de roteamento) são representados como *strings* de caracteres primitivos (identificadores de máquinas). A gramática da linguagem fornece um conjunto de regras para construção de sub-padrões complexos e padrões a partir dos primitivos (primitivos simples ou sub-padrões primitivos) e relações de identificação entre estes padrões. Dado um conjunto de regras e padrões

complexos, o processo de reconhecimento, isto é, a indicação de novas partes para as células, envolve o “*parsing*” dos primitivos. Os autores notam que “a similaridade entre células de manufatura e gramática é imediatamente observada reconhecendo que cada célula pode falar uma língua (que a família de componentes possa produzir)”. Vantagens do reconhecimento de padrões sintáticos incluem formação de célula considerando padrões de fluxo de material , relações de precedência de operações e a importância não-uniforme das máquinas. [78]

7.4 Algoritmos Genéticos e *Simulated Annealing*

Algoritmos genéticos e “*Simulated Annealing*” são algoritmos de busca muito eficientes que tentam simular fenômenos naturais e processos industriais. Esses algoritmos têm sido usados com muito sucesso para resolver uma grande variedade de problemas de otimização, especialmente problemas combinatórios. Pelo fato de que muitos problemas de agrupamento são NP-Completo, e pelo fato da existência de mínimo local, esses algoritmos de busca são promissoras técnicas de solução para problemas de larga escala. *Simulated Annealing* imita o processo de resfriar lentamente um sistema físico, de modo a atingir um estado de energia potencial minimizada. [44,79,80,81,82,83,84] . O algoritmo permite escapar de mínimos locais, explorar o espaço de estados e encontrar soluções ótimas ou próximas do ótimo. Boctor [81] e Venugopal et al. [83] usaram *Simulated Annealing* para solucionar o problema de formação de células descrito como problema de programação inteira.

Algoritmos genéticos (AGs) imitam o processo evolucionário implementando uma estratégia “sobrevivência do mais adaptado”. AGs solucionam problemas lineares e não lineares explorando todas regiões do espaço de estados e explorando áreas promissoras através de mutação, cruzamento , e operações de seleção. [85] Eles têm provado ser uma efetiva e flexível ferramenta de otimização que pode produzir soluções ótimas ou próximas do ótimo. Joines et al. [86] desenvolveram uma abordagem de algoritmo genético para solucionar o problema de projeto da células como problema de

programação inteira, permitindo funções objetivas com múltiplos critérios e restrições sobre o número de células permissível. O algoritmo foi testado sobre conjuntos de dados da literatura e foi capaz de encontrar soluções ao menos tão boas quanto aquelas da literatura.

Estas técnicas de busca oferecem capacidades (ausentes em muitos dos métodos mais tradicionais) que podem servir como base para mais proveitosos algoritmos de formação de célula. AGs não fazem suposições fortes sobre a forma da função objetiva, como fazem muitas outras técnicas de otimização. [66] Também, a função objetiva é independente do algoritmo e seu único requisito é que ela mapeie as soluções dentro de um conjunto parcialmente ordenado. Isso oferece a flexibilidade para permutar várias funções objetivas e utilizar funções objetivas de múltiplos critérios. Substituição conveniente de várias funções de avaliação permitem ao projetista do sistema gerar e revisar células alternativas criadas rapidamente. Funções objetivas de critério simples limitam a utilidade do método. Para chegar a um melhor resultado, funções objetivas de múltiplos critérios que incluem tais coisas como tempo de preparação de máquinas, de ferramentas e de pessoal, roteamentos alternativos, custo de máquinas, transferências intercelular, e utilização reduzida das máquinas são necessárias.

Conjuntos de dados industriais são freqüentemente muito grandes para associação visual de famílias de partes às células de máquinas. AGs podem formar células de máquinas e famílias de partes simultaneamente, evitando inspeção visual dos dados. Além disso, o algoritmo genético produz boas soluções práticas para problemas de escala industrial mais realísticos.

8 - Programação Matemática

Purcheck [87, 88] foi um dos primeiros a aplicar técnicas de programação linear em problemas de teoria de agrupamento. Como uma técnica de otimização, o objetivo em análise de grupo é maximizar a soma total das similaridades entre cada par de indivíduos

(máquinas ou partes) ou minimizar as distâncias entre cada par. Como declarado por Kusiak, [89] a distância entre qualquer par pode ser qualquer função simétrica tal que $d_{ij} = 0$, $d_{ij} = d_{ji}$, e $d_{iq} = d_{ip} + d_{pq}$. A medida de distância de Minkowski, Minkowski ponderada, e a distância de Hamming são algumas das medidas mais usadas em formação de células. [89,90] Modelos desenvolvidos com funções objetivas baseadas em distância podem facilmente ser estendidos às similaridades.

Abordagens de programação matemática para problemas de agrupamento são problemas de programação não-linear ou programação linear inteira. [81,89,90] Estas abordagens oferecem as vantagens de serem capazes de incorporar seqüências ordenadas de operações, planos alternativos de processos, operações não-consecutivas de partes na mesma máquina, tempos de preparação e de processo. Estas formulações também sofrem de três limitações críticas. Primeiro, por causa da forma de resultado não-linear da função objetiva, a maioria das abordagens não fazem ao mesmo tempo grupos de máquinas dentro das células e partes dentro das famílias. [81] Segundo, o número de células de máquinas deve ser especificado a priori. Terceiro, desde que as variáveis sejam restritas para valores inteiros, a maioria destes modelos são computacionalmente intratáveis para problemas de tamanho real. [58, 81] Problemas em grande escala, tipicamente requerem métodos heurísticos e aproximados com relaxamento lagrangeano e otimização sub-gradiente.

Um modelo de agrupamento clássico, o modelo de p -medianas, é usado para agrupar n partes dentro de p famílias de partes (ou vice-versa). Restrições especificam que cada parte pode pertencer a somente uma família de parte e o número requerido de famílias de partes é p . Uma parte pode ser somente associada a uma família de partes que tenha sido formada. Soluções obtidas são ótimas para um p específico, requerendo que todos valores de p sejam avaliados para encontrar o valor mínimo da função objetivo.[91]

McCormick et al. [21] formularam o problema de agrupamento como um problema de designação quadrático (*Quadratic Assignment Problem*). Srinivasan e Narendran [52]

resolveram um problema de designação como parte da técnica de agrupamento não-hierárquico, GRAFICS.

Srinivasan et al. [91] mostrou que o modelo de designação pode superar algumas das limitações do modelo de p -medianas, isto é, o número de família de partes, p , não é especificado a priori. Sua abordagem determina as células de máquinas por um modelo de designação. O algoritmo pára se as partes podem ser associadas a estas células de máquinas tal que elas sejam disjuntas. Senão, outro problema de designação é resolvido para determinar as famílias de partes, as quais são associadas às células de máquinas.

Steudel e Ballakur [92] desenvolveram uma heurística de dois estágios para solucionar o problema de formação de células. O primeiro estágio usa uma abordagem de programação dinâmica para determinar uma seqüência de máquinas que maximiza a similaridade entre as máquinas. O segundo estágio particiona a seqüência em células individuais. Uma nova medida de similaridade, (*Cell Bond Strenght - CBS*) foi desenvolvida para superar os problemas inerentes ao coeficiente de Jaccard. CBS incorpora o tempo de processamento das partes.

Gunasingh e Lashkari executaram uma extensa pesquisa na área de otimização matemática aplicada para formação de células. [93, 94, 95] Eles desenvolveram muitos modelos que eliminam a suposição que cada operação de parte é restringida a uma máquina, permitindo mais flexibilidade em formar células e famílias. Eles também desenvolveram dois modelos 0-1 não-lineares que simultaneamente agrupam partes e máquinas dentro das famílias e células. O primeiro modelo agrupa as partes e máquinas maximizando a compatibilidade entre as partes e máquinas, e o segundo modelo agrupa as partes e máquinas dentro das células minimizando o custo de duplicação das máquinas e o custo dos movimentos intercelulares.

9 – Abordagens Heurísticas Efetivas

Além das técnicas de programação matemática, a maioria dos métodos de formação de célula são heurísticas. Entretanto, aquelas discutidas têm sido colocadas em categorias tais como agrupamento baseado em matrizes, técnicas de inteligência artificial etc, de acordo com sua abordagem geral. Esta seção mostra um outro conjunto de heurísticas.

9.1 – Algoritmos baseados em *Branch and Bound*

Métodos tipo *branch and bound* têm sido usados para solucionar os modelos de programação inteira descritos antes. O Algoritmo de Identificação de Agrupamentos (*Cluster Identification Algorithm - CIA*), é uma eficiente heurística de formação de células que trabalha somente com conjuntos de dados perfeitos, isto é, conjuntos de dados sem nenhum elemento excepcional ou partes/máquinas com gargalo. Para superar esta limitação, Kusiak [96] desenvolveu três esquemas *tipo branch and bound* a serem usados em conjunto com CIA. [98] Kusiak [97] comparou seu procedimento com outros nove algoritmos de formação de células e concluiu que a abordagem com *branch and bound* gera soluções de melhor qualidade.

9.2 – Procedimentos Multi-Objectivos

Objetivos práticos de formação de células, tais como minimização da duplicação de máquina e pessoal e requisitos de ferramentas, devem ser balanceados contra objetivos conflitantes tais como minimização de transferência intercelular e maximização da utilização das máquinas. Almejando esta meta, Wei e Gaither [99] estenderam a heurística de objetivo único de Kumar e Vanelli [100] para uma de múltiplos objetivos. A heurística proporcionou em média 96% da solução ótima minimizando custos com gargalo e desequilíbrios de carga intra/intercelular enquanto maximizava a utilização média da célula. Frazier et al. [101] desenvolveu uma heurística interativa multi-objetivo de formação de células.

9.3 Outras Heurísticas

Uma grande variedade de heurísticas têm sido criadas para tratar o problema de formação de células de manufatura. MACHine-component CELL formation (MACE), de Waghodekar e Sahu [102], agrupa máquinas dentro de células baseadas em medida de similaridade de produto. Uma heurística de duas partes, que minimiza o movimento intercelular para problemas realisticamente dimensionados, foi desenvolvida por Harhalakis et al. [103] Kusiak e Chow [98] desenvolveram algoritmos para solucionar formulações padrão e formulações aumentadas. A formulação padrão usa a matriz de incidência de máquinas, enquanto a formulação aumentada associa cada parte com um custo e restringe o tamanho da célula. Vanelli e Kummar [104] desenvolveram uma metodologia para minimizar o número de célula com gargalo (células contendo gargalo com uma parte ou máquina). Okogbaa et al. [105] desenvolveram uma heurística de redução de fluxo intercelular. Selvam e Balasubramanian [106] desenvolveram uma heurística baseada no coeficiente de similaridade para formação de células, que minimiza o custo de manipulação de material e o custo extra de perda de tempo da máquina. Longedran [107] desenvolveu uma heurística que minimiza uma soma ponderada de ambos os movimentos, intercelular e intracelular. Minis et al. [108] desenvolveram uma técnica que agrupa máquinas e partes minimizando o tráfego intercelular sujeito a restrições de capacidade. Vakharia e Wemmerlov [109] desenvolveram uma heurística baseada em similaridade considerando o fluxo de material dentro da célula.

10- Avaliação de Agrupamento

O projetista de sistemas de manufatura celular defronta-se com várias decisões à respeito de uma metodologia de formação de células. Estas incluem : o algoritmo a ser empregado, o critério para usar como base para agrupamento; e ações para manipular elementos excepcionais e máquinas com gargalo. É possível utilizar várias técnicas, comparar soluções e determinar qual é uma das mais apropriadas. Entretanto para

problemas até mesmo de tamanho moderado, a determinação do desempenho de um algoritmo se torna muito difícil. Uma variedade de medidas de desempenho têm sido propostas. Chu, [110, 111] diz que o desempenho de algoritmos de formação de células pode ser baseado em sua eficiência computacional ou efetividade de seu agrupamento. De acordo com Chu, [110, 111] Kusiak, [98] e Wei [112] a eficiência computacional de um método pode ser medida pela complexidade computacional, tempo de execução ou requisitos de memória.

Além de aspectos computacionais, a determinação da medida de efetividade de agrupamento é em si mesma uma tarefa desafiadora. É necessário algum critério de medição para comparar a solução do agrupamento aos dados originais, um resultado padrão ou soluções de outros algoritmos. [110, 111] Duas das medidas mais comumente usadas são o número de elementos excepcionais produzidos e a energia de vinculação total (McCormick et al. [21]).

Chandrasekharan e Rajagopalan [49, 51] desenvolveram a “eficiência de agrupamento” para medir a efetividade de formação de submatrizes disjuntas. Eficiência de agrupamento, η , é uma soma ponderada de movimentos intercelulares e utilização dentro do grupo. Uma solução perfeita com nenhuma lacuna nos blocos nem elementos excepcionais tem uma eficiência de 100%.

$$\mathbf{h} = q\mathbf{h}_1 + (1 - q)\mathbf{h}_2$$

Onde

$$0 \leq q \leq 1$$

$$\mathbf{h}_1 = \frac{\mathbf{e}_d}{D}$$

$$h_2 = 1 - \frac{e_0}{mn - D}$$

ϵ_d = número de elementos nos blocos

ϵ_0 = número de elementos fora dos blocos

D = soma da área coberta pelos blocos

Grouping efficiency tem sido extensamente usado para determinar o desempenho do grupo, mas Chandrasekharan e Rajagopalan [51] mostraram que certos conjuntos de dados poderiam impor restrições tais como 100% de eficiência ser impossível.

Há evidência que grandes matrizes de dados produzem valores de eficiência próximos de um. Kumar e Chandrasekharan verificaram isto usando o algoritmo ZODIAC, solucionando 100 conjuntos de dados. Mesmo nos piores casos onde havia uma grande percentagem de elementos excepcionais, a eficiência de agrupamento nunca chegou a 75%. “Eficácia de agrupamento”, Γ , que não é afetada pelo tamanho dos conjuntos de dados, foi desenvolvida para superar esta limitação. [53]

$$\Gamma = \frac{1 - \frac{e_0}{e}}{1 + \frac{e_v}{e}} = \frac{e - e_0}{e + e_v}$$

onde

e = número de operações na matriz

e_v = número de zeros nos blocos

e_d = número de elementos nos blocos

e_0 = número de elementos fora dos blocos

Em muitas situações, o projetista gostaria que o efeito dos elementos fora dos blocos na media η seja muito maior que o efeito dos elementos nos blocos nesta mesma mediada. Para isto, Ng [113, 114, 115] desenvolveu uma medida de eficácia de agrupamento ponderada.

$$g = 1 - \frac{qe_v + (1-q)e_0}{qD + (1-q)e_0}$$

onde

$$0 \leq q \leq 1$$

q = peso associado com zeros nos blocos

$(1-q)$ = peso associado com elementos fora dos blocos

Comparando 11 conjuntos de dados da literatura e 10 problemas gerados randomicamente, soluções obtidas usando o pesado grouping efficacy tiveram uma percentagem menor de elementos excepcionais do que grouping efficacy e grouping efficiency. Enquanto as diferenças entre as duas eficácias são menores para matrizes bem estruturadas, as diferenças são significativas quando elas não são bem estruturadas. [115]

Miltenburg e Zhang [54] declaram que os objetivos de que qualquer algoritmo de formação de célula deveria ser maximizar a utilização das máquinas enquanto minimiza o número de elementos excepcionais. Eles escolheram usar uma medida primária e duas medidas secundárias para avaliar a efetividade de nove diferentes algoritmos. A medida primária era:

$$h_g = h_u - h_m$$

onde

$$0 \leq \eta_g \leq 1$$

$$h_u = \frac{e_d}{D} = \text{medida de utilização de máquina}$$

$$h_m = \frac{e_0}{e} = \text{medida de movimento entre grupos}$$

Eles também usaram duas medidas secundárias para auxiliar na comparação dos algoritmos: a habilidade de produzir grupos firmes ao redor da diagonal e a energia total vinculada.

11 – Algoritmo Genético Construtivo

Recentemente fizemos algumas experiências com aplicação do Algoritmo Genético Construtivo (*Constructive Genetic Algorithm – CGA*) aplicado ao problema de geração de células de manufatura, na sua forma mais simples, baseado em uma representação matricial de partes e máquinas. CGA, mesmo antes de ter esta denominação, foi inicialmente estudado por Lorena e Lopes [118], foi aplicado em vários problemas de otimização combinatória e, mais recentemente, foi apresentado como uma heurística geral para problemas de otimização. Com base na representação utilizada por Furtado e Lorena [119] em sua aplicação ao problema das p -medianas, que pode ser generalizada para problemas de agrupamento em geral, foi feita uma adaptação ao problema de formação de células de manufatura. Com a especificação a priori do número de células de máquinas idêntico ao número de células de máquinas, a idéia é formar agrupamentos de máquinas e partes simultaneamente na matriz 0-1 que representa o problema alterando a posição das linhas e das colunas na matriz.

Como schema foi utilizada uma seqüência de $n+m$ símbolos, onde n é o número de partes (ou linhas da matriz) e m é o número de máquinas (ou colunas da matriz). Cada uma das duas partes do schema evolui independente da outra. Os símbolos usados foram: 1 para indicar uma máquina ou parte mediana, 2 para indicar uma parte ou máquina não mediana e associada a uma mediana, e 0 para indicar partes ou máquinas ainda não associadas a nenhuma mediana, uma vez que o algoritmo é construtivo, visando o tratamento de partes de soluções e não apenas soluções completas. Desta forma, ambas as partes do schema possuem exatamente o mesmo número de uns, equivalente ao número de grupos que se deseja formar.

Uma população inicial com apenas 20% das linhas e das colunas compondo os schemata com símbolos 2 ou 1 foi gerada aleatoriamente. Foi usado como método de seleção para combinação uma estratégia em que selecionamos um schema entre os melhores da população e outro em toda a população. Se o primeiro selecionado já for uma solução completa, sem zeros, aplica-se apenas uma busca local que pode ser vista como um tipo de mutação. Escolhe-se aleatoriamente uma das medianas e a trocamos de lugar, deixando-a na posição em que houver maior melhoria na solução. Se selecionarmos dois schemata, uma forma de combinação entre ambos é usada como uma espécie de cruzamento, gerando um novo indivíduo na população, sempre mantendo o número de uns (medianas) em cada uma das duas porções dos schema (partes/máquinas). A cada iteração do processo várias novas soluções foram inseridas na população e a eliminação dos piores indivíduos era feita com base nos princípios do algoritmo. O processo iterativo continuava até que um limite de iterações era atingido, ou a população ficasse vazia, sem nenhum indivíduo.

Tanto para avaliação da solução, quanto para a associação de partes e máquinas com sua mediana mais “próxima”, é necessária uma medida de similaridade, ou distância, entre as linhas e entre as colunas da matriz. Foi utilizada uma medida que leva em conta não só o número de uns coincidentes em duas linhas ou colunas, mas também o número de zeros. No entanto, observações posteriores mostraram que tal medida não é muito eficiente e

provoca medidas erradas e empates. Ainda assim, bons resultados foram obtidos com os poucos problemas de teste que puderam ser montados manualmente a partir da literatura. Infelizmente a obtenção de problemas de teste não é nada fácil.

A Figura 3 mostra o resultado da aplicação do método em uma matriz de teste da literatura.

	0	1	3	20	26	27	32	33	4	7	11	15	17	24	25	34	2	8	9	10	14	16	22	23	5	6	12	13	18	19	21	28				
29	0	1	3	20	26	27	32	33	4	7	11	15	17	24	25	34	2	8	9	10	14	16	22	23	5	6	12	13	18	19	21	28				
30	0																																			
31	0																																			
0									1	1	1	1	1	1	1	1																				
2									1	1	1	1	1	1																						
3									1	1	1	1	1	1		1																				
9								1		1	1	1	1	1	1																					
13									1			1	1		1																					
1																	1	1	1	1	1	1	1	1												
4																		1	1	1	1	1	1	1												
6																			1		1			1												
11																				1	1	1	1	1	1	1										
14																				1	1	1	1		1	1										
5																										1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1																																		
7			1																								1	1	1	1	1					
1		1																																		
8																											1	1	1		1	1	1			
1	1	1																																		
10								1																			1	1	1	1	1					
1	1	1																																		
15																																				

Figura 3 – Matriz Processada com CGA

12 - Conclusões

Uma visão geral da literatura sobre formação de células orientadas pela produção foi apresentada. Apesar de muitas coincidirem naturalmente, as maiores categorias metodológicas foram identificadas, dividindo o trabalho em discussões de métodos baseados em matriz, técnicas de agrupamento hierárquico, agrupamento não-hierárquico, abordagens de teoria dos grafos, métodos baseados em inteligência artificial, modelos de programação matemática e várias heurísticas. Os resultados de muitos estudos comparativos de técnicas de formação de células foram citados para reforçar os pontos fortes e fracos de vários métodos. Algumas medidas de avaliação empregadas nos

problemas de formação de célula foram discutidos e, finalmente, foram citados experimentos feitos recentemente com Algoritmo Genético Construtivo.

Claramente, a literatura é rica com um grande e diverso conjunto de metodologias de agrupamento para projeto de células e identificação de famílias de partes. Parece claro também, que nenhuma metodologia aborda todos os aspectos necessários para solucionar aplicações industriais de larga escala.

Tem sido dada atenção para algumas das mais novas técnicas classificadas aqui como de inteligência artificial, tais como redes neurais artificiais, *simulated annealing* e algoritmos genéticos. Vantagens inerentes destas técnicas de busca incluem habilidade para empregar funções objetivas de multi-critérios, utilizar convenientemente várias medidas de avaliação, incluir ou excluir seletivamente restrições sobre o número de famílias de partes/células de máquina, e formar simultaneamente famílias de partes e células de máquina sem inspeção visual da saída.

REFERÊNCIAS

- [1] S. P. Mitrofanov. Scientific principles of group technology. Technical report, Leningrad, 1959.
- [2] S. P. Mitrofanov Scientific principles of group technology. Technical report, London: National Lending Library, 1966.
- [3] J.L.Burbidge. Production flow analysis. *Production Engineer*, 42:742-752, 1963.
- [4] J.L.Burbidge. An intriduction of group tchnology. In, seminar on group Technology, Turin, 1969.
- [5] J.L.Burbidge. Production flow analysis. *Production Engineer*, 50(4-5):139-152, 1971.
- [6] J.L.Burbidge. Production flow analysis on the computer. In Third Annual Conference of the Institute of Production Engineers, 1973.
- [7] J.L.Burbidge. The Introduction of Group Technology. Halster Press and John Wiley, New York, 1975.
- [8] J.L.Burbidge. Manual Method of Production flow analysis. *Production Engineer*, 56(10):34-43, 1977.
- [9] J.L.Burbidge. Group Technology in the Engineering Industry. Mechanical Engineering Publications Ltd., London, 1979.
- [10] J.L.Burbidge. The simplification of material flow systems. *IJPR*, 20:339, 1982.
- [11] J.L.Burbidge. Gt in yugoslavia. *Production Engineer*, 66:11-19, 1987.
- [12] J.L.Burbidge. Group Technology the state of the art. In 4th NCPR Sheffield City Poly, pages 412-424, 1988.
- [13] J.L.Burbidge. Group Technology. In IMC6 Trinity College, pages 450-471, Dublin, 1989.
- [14] J.L.Burbidge. Production flow analysis for planning group technology. Oxford University Press, Oxford, 1989.
- [15] J.L.Burbidge. Production flow analysis for planning group technology. *Journal of Operations Management*, 10(1):5-27, 1991.

- [16] J.L.Burbidge. Change to group technology: process organization is obsolete. *IJPR*, 30(5):1209-1219, 1992.
- [17] J.L.Burbidge. Comment on Clustering methods for finding gt groups and families. *JMS*, 12(5):428-429, 1993.
- [18] I. El-Essay and J. Torrance. Component flow analysis-an effective approach to productions systems design. *Production Engineer*, 51(5):165-170, 1972.
- [19] M.P. Chandrasekharan and R. Rajagopalan. Groupability: Analysis of the properties of binary data matrices for group technology. *IJPR*, 27(6):1035-1052, 1989.
- [20] V. Venugopal and T. T. Narendran. Design of cellular manufacturing systems based on asymptotic forms of a boolean matrix. *EJOR*, 67:405-417, 1993.
- [21] W.T.McCormick, Jr., P.J. Schweitzer, and T.W.White. Problem decomposition and data reorganization by a cluster technique. *Operations Research*, 20(5):993-1009, 1972.
- [22] J.R.King. Machine-component grouping formation in group technology. *International Journal of management Science*, 8(2):193-199, 1980.
- [23] J.R.King. Machine-component grouping in production flow analysis: An approach using rank order clusteringalgorithm. *IJPR*, 18(2):213-232, 1980.
- [24] J.R.King and V. Nakornchai. Machine-component group formation in group technology: Review and extension. *IJPR*, 20(2):117-133, 1982.
- [25] H.M. Chan and D.A. Milner. Direct clustering algorithm for group formation in cellular manufacture. *JMS*, 1(1):65-74, 1982.
- [26] C.H. Chu and M. Tsai. A comparison of three array-based clustering techniques for manufacturing cell formation. *IJPR*, 28(8):1417-1433, 1990.
- [27] U. Wemmerlov, and N.L. Hyer. Procedures for the part family/machine group identification problem in cellular manufacturing. *Journal of Operations Management*, 6(2):125-147, 1986.
- [28] M.P. Chandrasekharan and R. Rajagopalan. Modroc: an extension of rank order clustering for group technology. *IJPR*, 24(5):1221-1233, 1986.
- [29] U. Wemmerlov. Comments on direct clustering algorithm for group formation in cellular manufacture. *JMS*, 3:vii-ix, 1984.

- [30] L. E. Stanfel. Machine clustering for economic production. *Engineering Costs and Production Economics*, 9:73-81, 1985.
- [31] T. Gupta and H. Seifoddini. Production data based similarity coefficient for machine-component grouping decisions in the design of cellular manufacturing system. *IJPR*, 28(7):1247-1269, 1990.
- [32] H. Seifoddini and P.M. Wolfe. Application of the similarity coefficient method in group technology. *IIE transactions*, 18(3):271-277, 1986.
- [33] H. Seifoddini. A note on the similarity coefficient method and the problem of improper machine assignment in group technology applications. *IJPR*, 27(7):1161-1165, 1989.
- [34] J. McAuley. Machine grouping for efficient production. *Production Engineer*, 51(2):53-57, 1972.
- [35] A.S. Carrie. Numerical taxonomy applied to group technology and plant layout. *IJPR*, 11(4):399-416, 1973.
- [36] H. Seifoddini and M. Djassemi. Merits of the production volume based similarity coefficient in machine cell formation. *JMS*, 14(1):35-44, 1995.
- [37] C. T. Mosier and L. Taube. Weighted similarity measure heuristics for the group technology machine clustering problem. *International Journal of management Science*, 13(6):577-583, 1985.
- [38] C. T. Mosier and L. Taube. A weighted similarity coefficient for use in addressing the group technology part-machine clustering problem. In *American Institute of Decision Sciences Annual Meeting*, pages 812-815, Las Vegas, 1985.
- [39] J. De Witte. The use of similarity coefficients in production flow analysis. *IJPR*, 18(4):502-514, 1980.
- [40] S. M. Taboun, S. Sankaran, and S. Bhole. Comparison and evaluation of similarity measures in group technology. *Computers Industrial Engineering*, 20(3):343-353, 1991.
- [41] H. Seifoddini and P.M. Wolfe. Selection of a threshold values based on material handling cost in machine-component grouping, *IIE transactions*, 19(3):266-270, 1987.
- [42] H. Seifoddini. Improper Machine assignment in machine component grouping in group technology. *IIE Transactions*, 21(4):382-388, 1989.

- [43] C.T.Mosier. An experiment investigating the application of clustering procedures and similarity coefficients to the machine cell formation problem. *IJPR*, 27(10):1811-1835, 1989.
- [44] A. J. Vakharia, Y. Chang, and H.M. Selim. Cell formation in group technology: a combinatorial search approach. Technical Report working paper, University of Arizona, Tucson, 1994.
- [45] S. M. Shafer and D.F. Rogers. Similarity and distance measures for cellular manufacturing - part i. A survey. *IJPR*, 31(5):1133-1142, 1993.
- [46] S. M. Shafer and D.F. Rogers. Similarity and distance measures for cellular manufacturing - part ii. An extension and comparison. *IJPR*, 31(6):1315-1326, 1993.
- [47] N. C. Suresh. Partitioning work centers for group technology: Insights from an analytical model. *Decision Sciences*, 22(4):772-291, 1991.
- [48] M.R. Anderberg. *Cluster Analysis for Applications*. Academic Press, New York, 1973.
- [49] M.P. Chandrasekharan and R. Rajagopalan. An ideal seed non-hierarchical clustering algorithm for cellular manufacturing. *IJPR*, 24(2):451-464, 1986.
- [50] J.B. MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In 5th Symposium on Mathematical Statistics and Probability, page 281, University of California, Berkeley, 1967.
- [51] M.P. Chandrasekharan and R. Rajagopalan. Zodiac – an algorithm for concurrent formation of part families and machine cells. *IJPR*, 25(6):835-850, 1987.
- [52] G. Srinivasan, T. Narendran, and B. Mahadevan. Graphics – a non hierarchical clustering algorithm for group technology. *IJPR*, 29(3):463-478, 1991.
- [53] K.R. Kumar and M.P. Chandrasekharan. Grouping efficacy: a quantitative criterion for goodness of block diagonal forms of binary matrices in group technology. *IJPR*, 28(2):233-243, 1990.
- [54] J. Miltenburg and W. Zhang. A comparative evaluation of nine well-known algorithms for solving the cell formation in group technology. *Journal of Operations Management*, 10(1):44-72, 1991.
- [55] R. Rajagopalan and J.L.Batra. Design of cellular production systems: A graph theoretic approach. *IJPR*, 13(6):567-579, 1975.

- [56] T. Vohra, D. Chen, J. Chang, and H. Chen. A network approach to cell formation in cellular manufacturing. *IJPR*, 28(11):2075-2084, 1990.
- [57] R.E. Gomory and T.C. Hu. Multi-terminal networks flows. *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 9:551-571, 1971.
- [58] H. Lee and A. Garcia-Diaz. A network flow approach to solve clustering problems in group technology. *IJPR*, 31(3):606-612, 1993.
- [59] D. Bertsekas and P. Tseng. Relaxation methods for minimum cost ordinary and generalized network flow problems. *Operational Research*, 36(1):93-114, 1988.
- [60] Y. Chung and A. Kusiak. Grouping parts with neural network. *JMS*, 13(4):262-275, 1994.
- [61] Y. Kao and Y.B. Moon. A unified group technology implementation using the back propagation learning rule of neural networks. *Computers Industrial Engineering*, 20(4):425-437, 1991.
- [62] V. S. Kamarthi, S.R.T. Kumara, F.T.S. Yu, and I. Ham. Neural networks and Their application in component design data retrieval. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1(2):125-140, 1990.
- [63] Y.B.Moon. Forming part families for cellular manufacturing: a neural network approach. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 5:278-291, 1990.
- [64] C. O. Malave and S. Ramachandran. A neural network based design of cellular manufacturing system. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2:305-314, 1991.
- [65] C.H. Chu. Manufacturing cell formation by competitive learning. *IJPR*, 31(4):829-843, 1993.
- [66] Y. B. Moon. An interactive and competition model for machine-part family formation in group technology. In *International Joint Conference on Neural Networks*, pages 667-670, Washington, D.C., 1990.
- [67] V. Venugopal and T. T. Narendran. A neural network approach for designing cellular manufacturing systems. *Advances in Modeling and Analysis*, 32(2):13-26, 1992.
- [68] G.A. Carpenter and S. Grossberg. A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 37:54-115, 1987.

- [69] S. Kaparathi and N.C. Suresh. Machine-Component cell formation in group technology: A neural network approach. *IJPR*, 25(6):1353-1367, 1992.
- [70] T.W. Liao and L.J.Chen. An evaluation of art1 neural models for gt part family and machine cell forming. *JMS*, 12(4):282-290, 1993.
- [71] H. A. Rao and P. Gu. Design of a cellular manufacturing system: A neural net approach. *International Journal of Systems Automation: Research and Applications*, 2:407-424, 1992.
- [72] C. Zhang and H. Wang. Concurrent formation of part families and machine cells based on fuzzy set theory. *JMS*, 11(1):61-67, 1992.
- [73] C.H. Chu and J.C. Hayya. A fuzzy clustering approach to manufacturing cell formation. *IJPR*, 29(7):1475-1487, 1991.
- [74] J. Li and Z. Ding. Fuzzy cluster analysis and fuzzy pattern recognition methods for formation of part families. In 16th North American Manufacturing Research Conference (NAMRC), pages 588-563, 1988.
- [75] H.Xu and H. P. Wang. Part family formation for gt applications based on fuzzy mathematics. *IJPR*, 27(9):1637-1651, 1989.
- [76] C.H. Chu and W. Lee. An efficient heuristic for grouping part families. In *Midwest Decision Sciences Conference*, pages 62-64, Georgia, 1990.
- [77] H. Wu, M. Venugopal, and M. Barash. Design of a cellular manufacturing system: a syntactic pattern recognition approach. *IJPR*, 31(6):1409-1421, 1993.
- [78] K. Y. Tam. Linguistic modeling of flexible manufacturing systems. *JMS*, 8(2):127-137, 1989.
- [79] S. Lee and H.P.Wang. Manufacturing cell formation: A dual-objective simulated annealing approach. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 7:314-320, 1992.
- [80] A. Alfa, M. Chen and S. Heragu. Integrating the grouping and layout problems in cellular manufacturing systems. *Computers Industrial Engineering*, 23(1-4):55-58, 1992.
- [81] F. Boctor. A linear formulation of the machine-part cell formation problem. *IJPR*, 29(2):343-356, 1991.
- [82] C. Liu and J. Wu. Machine cell formation: using the simulated annealing algorithm. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 6(6):335-349, 1993.

- [83] V. Venugopal and T. T. Narendran. Cell formation in manufacturing systems through simulated annealing: an experimental evaluation. *EJOR*, 63(3):409-422, 1992.
- [84] G. Harhalakis, J.M.Proth and X.L. Xie. Manufacturing cell design using simulated annealing: an industrial application. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1:18-, 1990.
- [85] Z. Michalewicz. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. AI series. Springer-Verlag, New York, 3rd edition, 1996.
- [86] J.A. Joines. Manufacturing cell design using genetic algorithms. Ms thesis, North Carolina State University, Raleigh, NC, 1993.
- [87] G.F.K. Purcheck. A mathematical classification as a basis for the design of group technology production cells. *Production Engineer*, 54(1):35-48, 1974.
- [88] G.F.K. Purcheck. A linear programming method for the combinatorial grouping of an incomplete power set. *Journal of Cybernetics*, 5:51-76, 1975.
- [89] A. Kusiak and W. Chow. Decomposition of manufacturing systems. *RA*, 4(5):457-471, 1988.
- [90] A. Kusiak. The generalizd group technology concept. *IJPR*, 25(4):561-569, 1987.
- [91] G. Srinivasan, T. Narendarn, and B. Mahadevan. An assignment model for the part families problem in group technology. *IJPR*, 28(1):145-152, 1990.
- [92] H. Steudal and A. Ballakur. A dynamic programming based heuristic for machine grouping in manufacturing cell formation. *Computers Industrial Engineering*, 12(4):215-222, 1987.
- [93] K. Gunasingh and R. Lashkari. The cell formation problem in cellular manufacturing systems – a sequential modeling approach. *Computers Industrial Engineering*, 16(4):469-476, 1989.
- [94] K. Gunasingh and R. Lashkari. Machine grouping problem in cellular manufacturing systems – an integer programming approach. *IJPR*, 27(9):1465-1473, 1989.
- [95] K. Gunasingh and R. Lashkari. Simultaneous grouping of parts and machines in cellular manufacturing systems – an integer programming approach. *Computers Industrial Engineering*, 20(1):111-117, 1990.

- [96] A. Kusiak. Branching algorithms for solving the group technology problem. *JMS*, 10(4):332-343, 1991.
- [97] A. Kusiak. Group Technology: Models and solution approaches. In *First Industrial Engineering Research Conference*, pages 349-352, 1992.
- [98] A. Kusiak and W. Chow. Efficient solving of the group technology problem. *JMS*, 6(2):117-124, 1987.
- [99] J. C. Wei and N. Gaither. A capacity constrained multi-objective cell formation method. *JMS*, 9:222-232, 1990.
- [100] K.R. Kumar and A. Vannelli. Strategic subcontracting for efficient disaggregated manufacturing. *IJPR*, 25(12):1715-1728, 1987.
- [101] G. V. Frazier, N. Gaither, and D. Olson. A procedure for dealing with multiple objectives in cell formation decisions. *Journal of Operations Management*, 9(4):465-480, 1990.
- [102] P. H. Waghodekar and S. Sahu. Machine-component cell formation in group technology: Mace. *IJPR*, 22(6):937-948, 1984.
- [103] G. Harhalakis, R. Nagi, and J.M.Proth. An efficient heuristic in manufacturing cell formation for group technology applications. *IJPR*, 28(1):185-198, 1990.
- [104] A. Vannelli and K. R.. Kumar. A method for minimal bottle-neck cells for grouping part-machine families. *IJPR*, 24(2):387-400, 1986.
- [105] O.O. Geoffrey, M. Chen, C. Chanagchit, and L.S. Richard. Manufacturing system cell formation and evaluation using a new inter-call reduction heuristic. *IJPR*, 30(5):1101-1118, 1992.
- [106] H.P.Selvan and K. N. Balasubramanian. Algorithmic grouping of operation sequences. *Engineering Costs and Productions Economics*, 9:125-134, 1985.
- [107] R. Logendran. A workload based model for minimizing total intercell and intracell moves in cellular manufacturing. *IJPR*, 28(5):913-925, 1990.
- [108] I. Minis, G. Harhalkis, and S. Jajodia. Manufacturing cell formation with multiple, functionally identical machines. *Manufacturing Review*, 3(4):252-261, 1990.
- [109] A. J. Vakharia and U. Wemmerlov. Designing a cellular manufacturing system: a material flow approach based on operation sequences. *IIE Transactions*, 22(1):84-97, 1990.

- [110] C.H. Chu and P. Pan The use of clustering techniques in manufacturing cellular formation. In International Industrial Engineering Conference, pages 495-500, Orlando, 1988.
- [111] C.H. Chu Cluster analysis in manufacturing cellular formation. International Journal of management Science, 17(3):289-295, 1989.
- [112] J. C. Wei and G. M. Kern. Commonality analysis: a linear cell clustering algorithm for group technology. IJPR, 27(12):2052-2062, 1989.
- [113] S. Ng. Characterizing the independent cell in group technology. Technical report working paper, 1992.
- [114] S. Ng. On the measures of cell formation in group technology. In Proceedings of the First Industrial Engineering Research Conference, pages 353-356, 1992.
- [115] S. Ng. Worst-case analysis of an algorithm for cellular manufacturing. EJOR, 69(3):384-398, 1993.
- [116] C. Zhang and S. H. Huang. Applications of neural networks in manufacturing: a state-of-tge-art survey. International Journal of Production Research, 33(3):705-728, 1995.
- [117] J.A. Joines, R.E King and C. T. Culbreth. A comprehensive review of production-oriented manufacturing cell formation techniques. North Carolina State University, Raleigh, NC, 1993.
- [118] L.A.N. Lorena and F.B. Lopes. A dynamic list heuristic for 2D-cutting. In System Modelling and Organization, ed. Chapman-Hill, 1996, p.481-488.
- [119] J. C. Furtado and L.A.N. Lorena. Otimização do problema das p-mediana usando algoritmo genético construtivo. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, 1997.