

-
-
-
-
-

IF-705 – Automação Inteligente

Mapas Auto-Organizáveis

Aluizio Fausto Ribeiro Araújo
Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática - CIn
Departamento de Sistemas da Computação
aluizioa@cin.ufpe.br



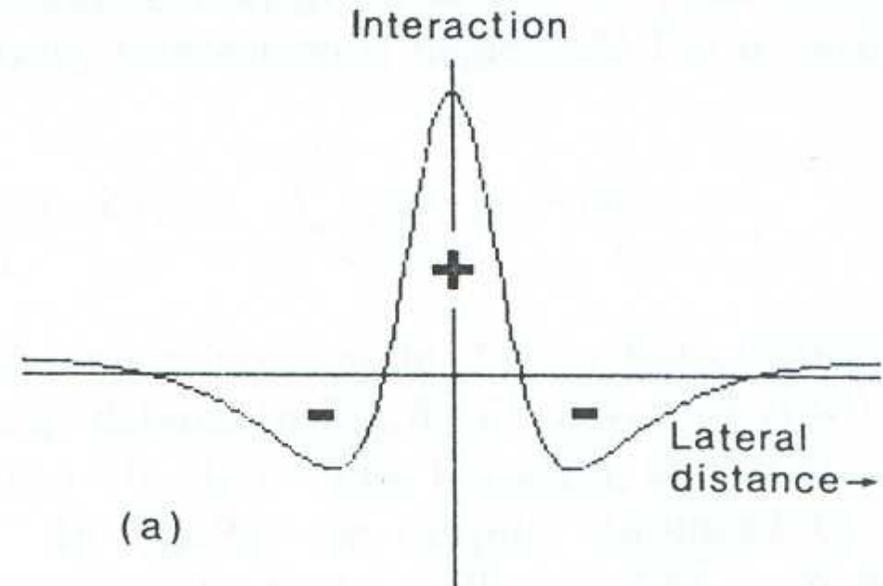
-
-
-
-
-

Conteúdo

- Introdução
- Mapas Auto-organizáveis (SOM)
- SOM: Estrutura e Processamento
- Ilustração do SOM
- Limitações do SOM

Introdução

- Inspiração neurofisiológica:
 - Um neurônio ativado que dispara um pulso causa a excitação de outros neurônios que distam dele entre 50 e 100 μm .
 - A propagação da excitação para áreas não relacionadas com o processo excitatório é impedida por inibição de região em torno da excitada.



Introdução

- A localização espacial de uma unidade de saída em um mapa topográfico corresponde para um domínio ou característica particular dos dados extraídas do espaço de entrada. (Kohonen 1990).
- Willshaw e von der Malsburg discutem a fundamentação neurobiológica.
- Kohonen trata mais do procedimento (modelagem para computadores) que pode realizar redução de dados.

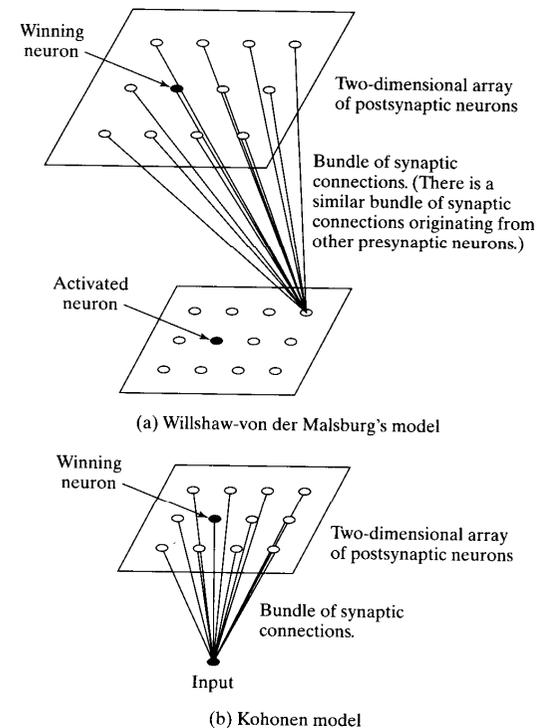


FIGURE 9.1 Two self-organized feature maps.

Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- Um Mapa Auto-organizável visa transformar um sinal de entrada de dimensão arbitrária em um mapa discreto de uma ou duas dimensões. Esta transformação é realizada adaptativamente de modo a conservar a ordenação topológica.
- Algumas características de SOM decorrem da observação de neurônios operando no cérebro:
 - O disparo de um neurônio influencia disparos de neurônios próximos.
 - Neurônios distantes entre si parecem se inibir mutuamente.
 - Neurônios parecem ter tarefas não redundantes.

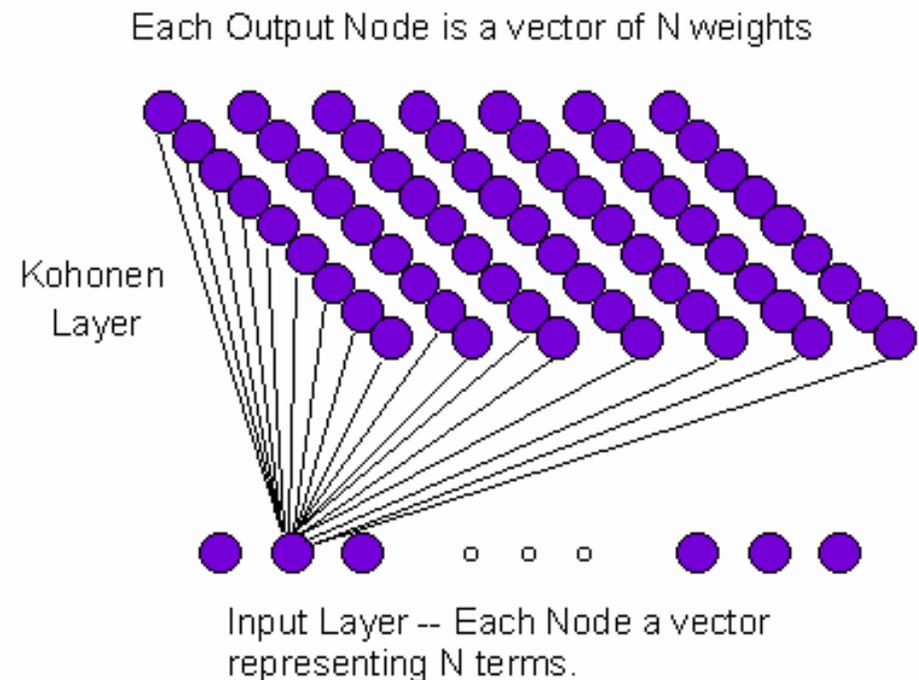
Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- Kohonen (1982) propôs SOM que
 - Mapeia espaços de sinais de altas dimensões em estruturas topológicas de dimensões mais baixas.
 - Preserva vizinhanças de sinais.
 - Representa regiões de alta densidade de sinais por regiões de alta densidade de nodos.
 - Provê similaridade explícita entre diferentes agrupamentos.
- Áreas de aplicação:
 - Reconhecimento de discurso (Kohonen, 1988)
 - Compressão de dados (Schweizer et al., 1991)
 - Otimização combinatória (Favat & Walker, 1991)

Mapas Auto-organizáveis (SOM)

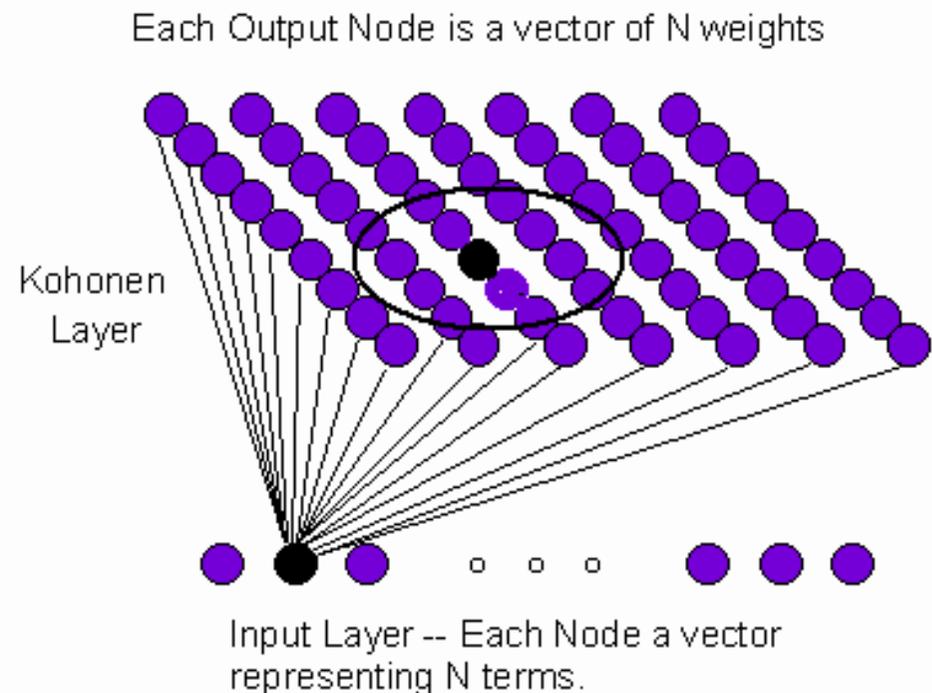
- Estrutura Básica

- Uma camada de entrada e outra de saída.
- O mapa resultante é codificado na camada de saída.
- A topologia da camada de saída é frequentemente um gradil bidimensional de nodos.
- Cada nó de entrada é conectado com todos nós de saída.
- Cada nó de saída é conectado com vizinhos.



Mapas Auto-organizáveis (SOM)

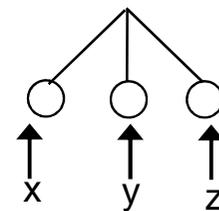
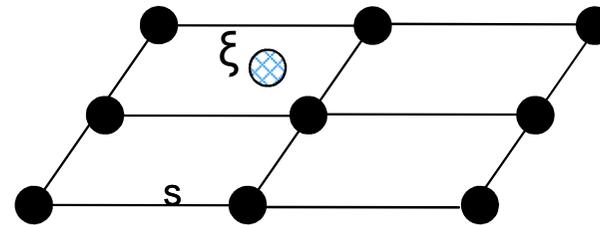
- Processamento:
 - Apresenta-se uma excitação (vetor de características) nos nodos de entrada.
 - Encontre o vencedor entre os vetores de pesos associados a cada unidade de processamento da camada de saída.
 - Atualize o vetor de pesos da unidade vencedora e de seus vizinhos com taxas de aprendizagem distintas.



Mapas Auto-organizáveis (SOM)

– Aprendizagem inclui três tipos de operações:

- Competição
- Adaptação
- Colaboração

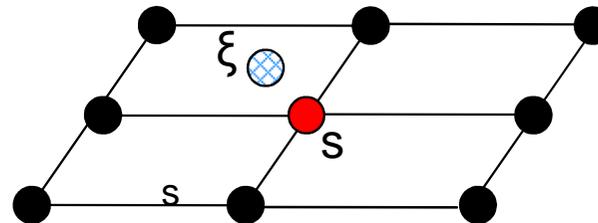


Coordenadas da amostra ξ

Mapas Auto-organizáveis (SOM)

– Aprendizagem inclui três tipos de operações:

- Competição
- Adaptação
- Cooperação



Mapas Auto-organizáveis (SOM)

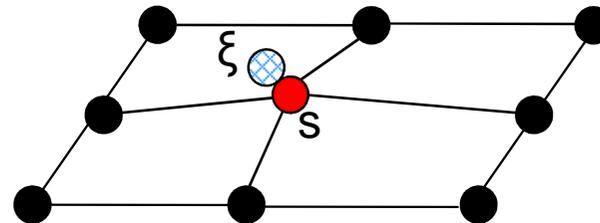
- **Competição:**

- Dado um vetor de entrada $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$
- Considere os vetores de pesos: $\mathbf{w}_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}]^T$, onde $j = 1, 2, \dots, N_{un}$ (número total de unidades de processamento na camada de saída).
- Selecione a unidade com o maior valor para $\mathbf{w}_v^T \mathbf{x}$, isto é, $v(\mathbf{x}) = \arg \min_j \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_j\|$.
- Um espaço contínuo de padrões de entrada é mapeado para um espaço de saída discreto por este processo de competição entre as unidades de processamento na camada de saída.

Mapas Auto-organizáveis (SOM)

– Aprendizagem inclui três tipos de operações:

- Competição
- Adaptação
- Cooperação



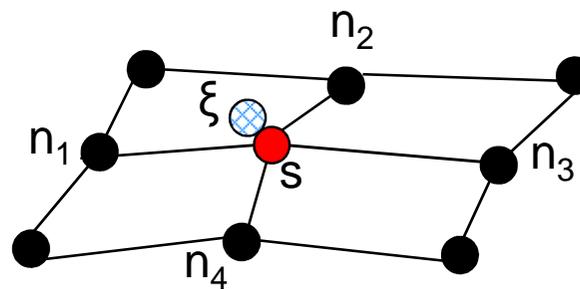
Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- **Adaptação:**

- Etapa que compreende a modificação dos pesos sinápticos da unidade vencedora por uma regra de aprendizagem Hebbiana: $\mathbf{w}_v(n+1) = \mathbf{w}_v(n) + \eta(n) h_{j,v(\mathbf{x})}(n)[\mathbf{x} - \mathbf{w}_j(n)]$.
- O vetor de pesos sinápticos da unidade vencedora, \mathbf{w}_v , se move na direção do vetor de entrada \mathbf{x} . Com a repetição de apresentações dos dados de treinamento, cada um dos vetores de pesos sinápticos tende a reproduzir a distribuição do espaço de entrada devido à atualização da vizinhança que leva ao ordenamento topológico.
- A taxa de aprendizagem, $\eta(n)$, deve variar no tempo para que ajustes iniciais grandes se transformem em ajustes pequenos mais tarde: $\eta(n) = \eta_0 \exp(-n/\tau_2)$, $n = 0, 1, 2, \dots$

Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- Aprendizagem inclui três tipos de operações:
 - Competição
 - Adaptação
 - **Cooperação**



Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- **Cooperação**

- Envolve a determinação de uma vizinhança topológica que seja "neurologicamente correta".
- Seja $h_{j,v(\mathbf{x})}(n)$ a vizinhança topológica centrada no vencedor, v , e relativa a um grupo de unidades denotadas por j .
- A vizinhança topológica é simétrica com respeito ao ponto de máximo e a sua amplitude decresce monotonicamente com o crescimento da distância lateral, por exemplo, $h_{j,v(\mathbf{x})}(n) = \exp(-d_{j,v}^2/2\sigma^2(n))$.
para $\sigma(n) = \sigma_0 \exp(-n/\tau_1)$, $n = 0, 1, 2, \dots$

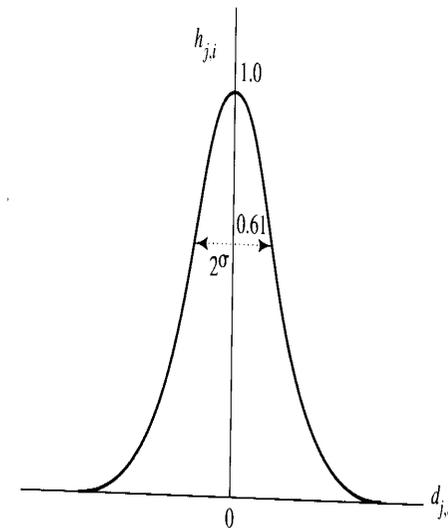


FIGURE 9.3 Gaussian neighborhood function.

Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- **Ordenamento**

- Tipicamente, a fase de auto-organização ou ordenamento leva, no máximo, 1000 iterações.
- Valores para os parâmetros: $\eta(n) = [0.1, 0.01]$, $\tau_2 = 1000$.
- A função $h_{j,v}(n)$ expressa um raio, a partir do vencedor, com respeito a um conjunto de unidades, os vizinhos, onde
 $\tau_1 = 1000 / \log \sigma_0$.

- **Convergência**

- A fase de convergência envolve a sintonia fina do mapa e usualmente leva 500 vezes o número de unidades de saída da rede.
- Pode-se empregar $\eta(n) = 0.01$, e a vizinhança, $h_{j,v}(n)$, passa a ter tamanho de uma ou nenhuma unidade vizinha.

Exemplo de SOM

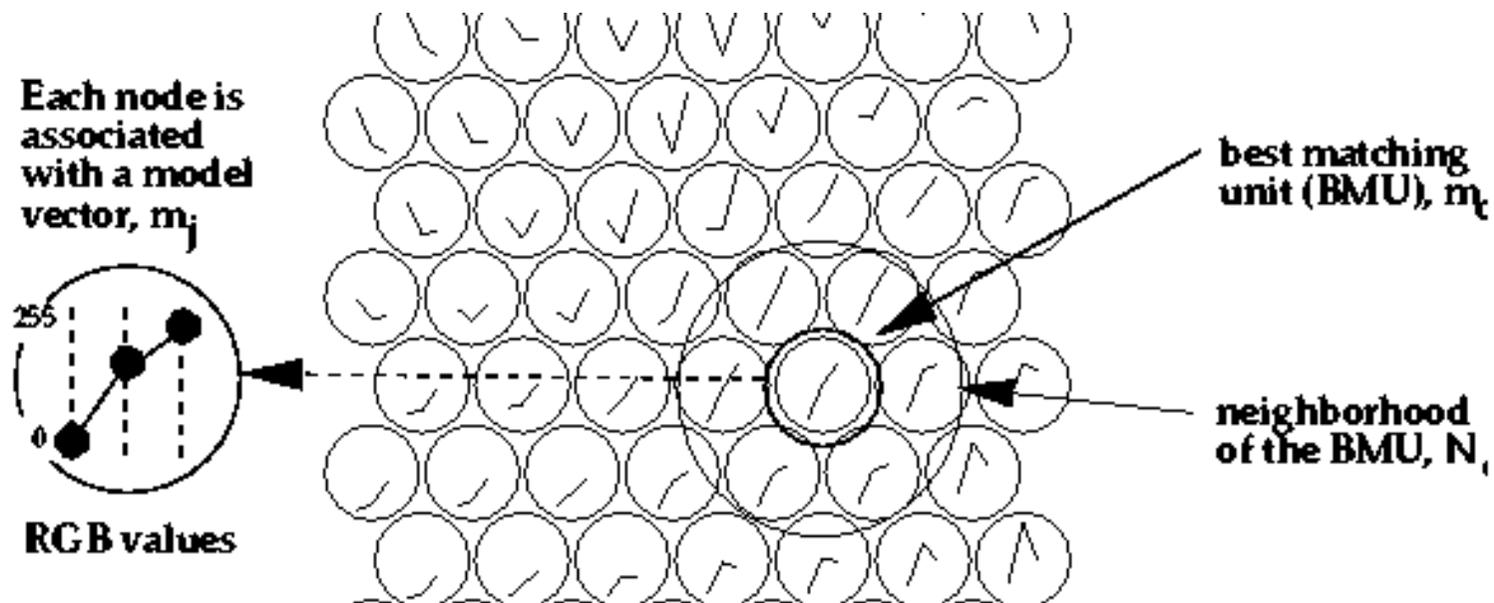
- **Dados de entrada**

- Um conjunto de vetores tri-dimensionais de valores RGB para descrever cores.

250	235	215	antique white
165	042	042	brown
222	184	135	burlywood
210	105	30	chocolate
255	127	80	coral
184	134	11	dark goldenrod
189	183	107	dark khaki
255	140		dark orange
233	150	122	dark salmon
...

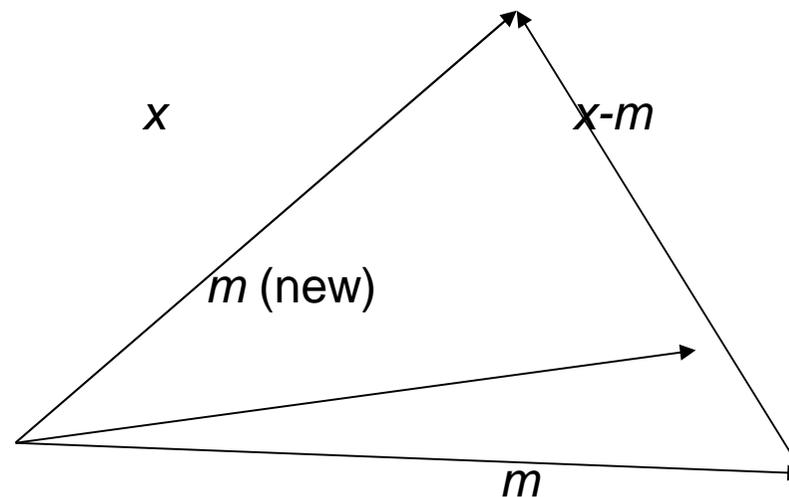
Exemplo de SOM

- **Encontre o vencedor e seus vizinhos:**



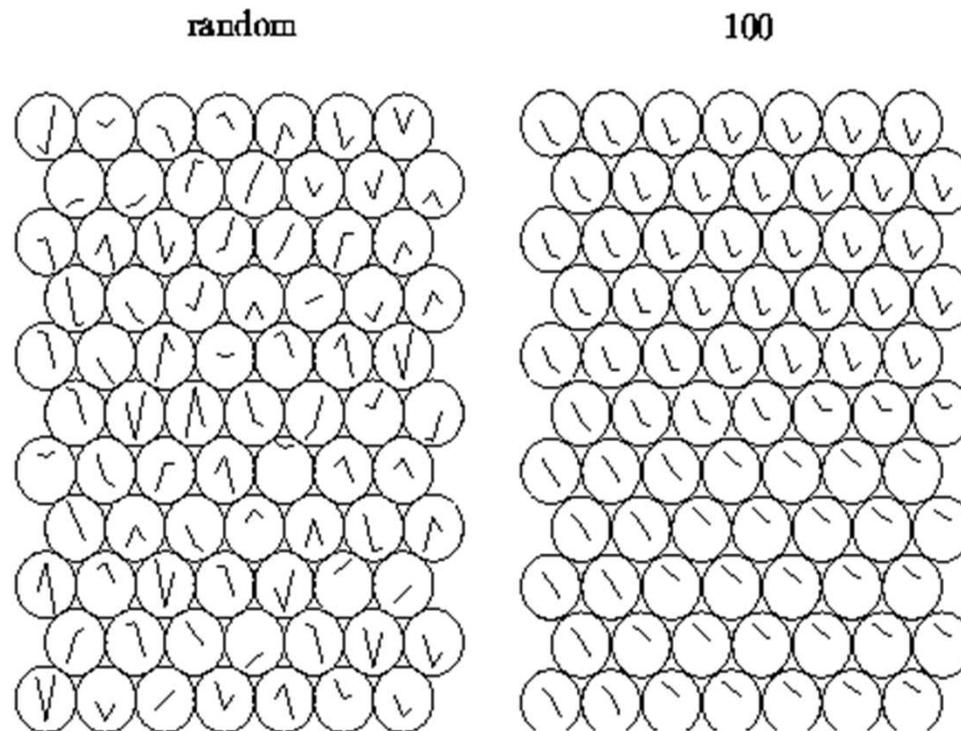
Exemplo de SOM

- **Atualize o vetor de pesos do vencedor e de seus vizinhos:**
 - O vetor de pesos do vencedor e de seus vizinhos se aproxima do vetor de entrada.



Exemplo de SOM

- **Resultados:**
 - Exemplo de 100 primeiros passos de um processo de ordenamento no qual cada círculo corresponde a um nodo com o ângulo de seu vetor de pesos.

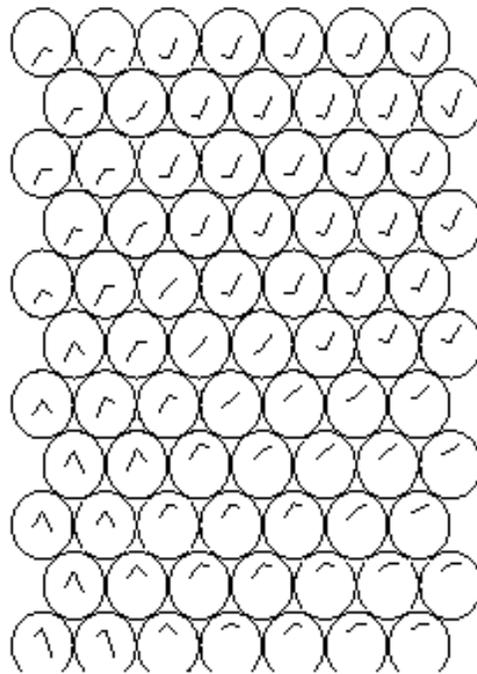


Exemplo de SOM

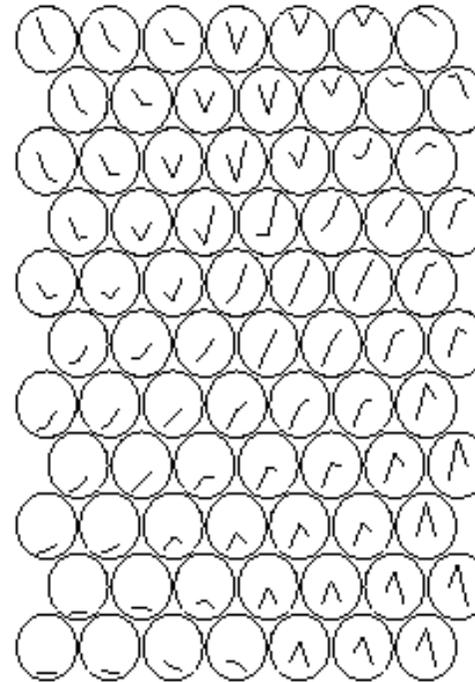
- **Resultados:**

- Exemplo de 1000 primeiros passos de um processo de ordenamento no qual cada círculo corresponde a um nodo com o ângulo de seu vetor de pesos.

1000

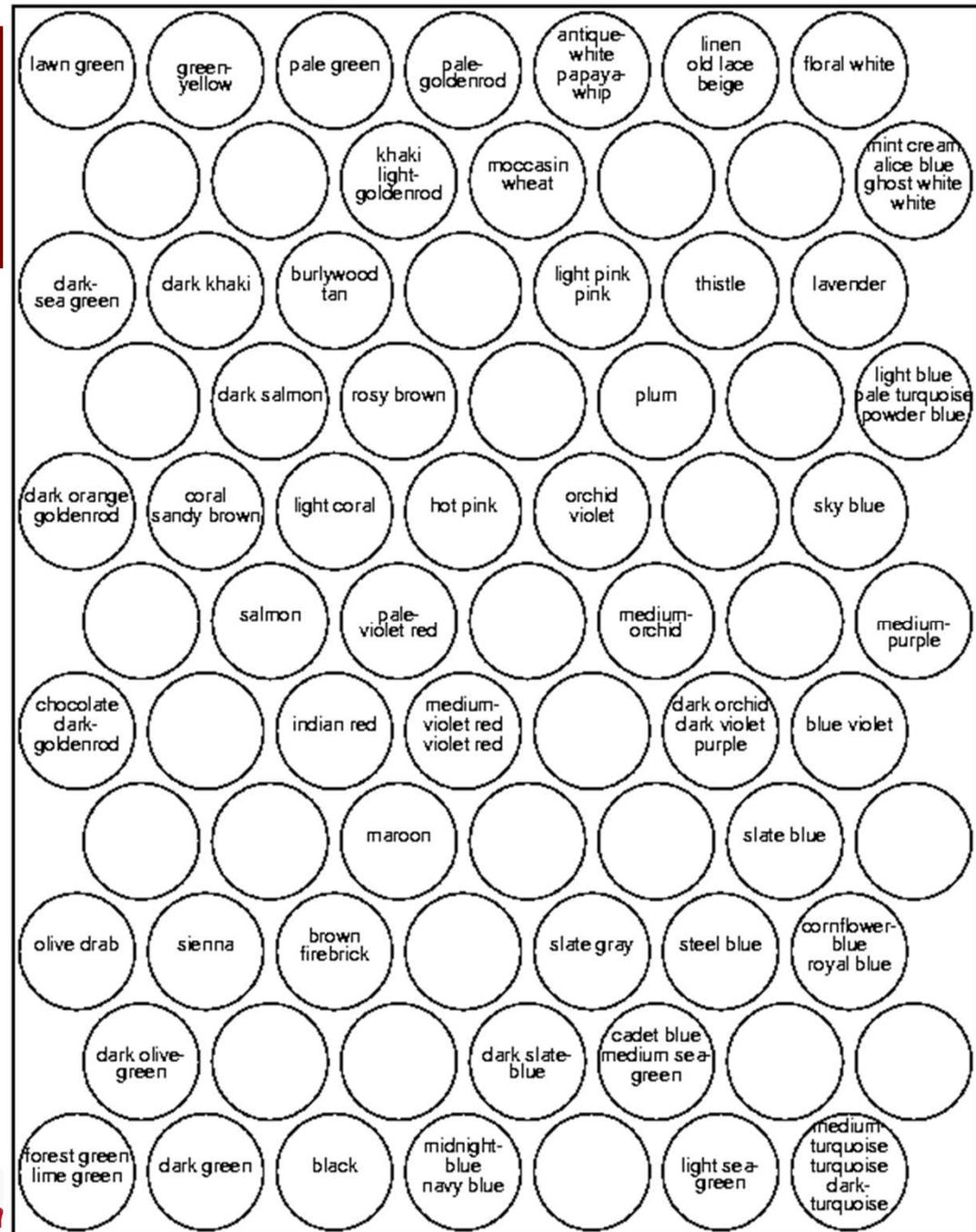


10000



Exemplo de SOM

- **Mapa de cores:**
 - Mapa gerado pelo SOM a partir dos valores RGB de entrada.
 - A BMU é rotulada de acordo com o que a rede encontrou e o rótulo é o nome das cores.
 - Existência de unidades mortas.



Mapas Auto-organizáveis (SOM)

- Limitações:
 - A pré-definição da estrutura limita o mapeamento resultantes.
 - Número fixo de nodos.
 - Conexões entre nodos pré-definidas.