

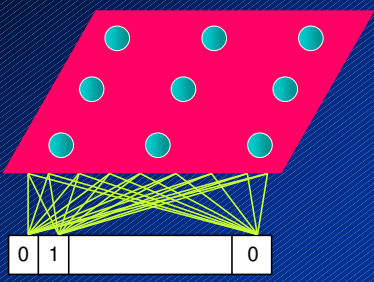
Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(1)

- Kohonen(SOM) - 1989
 - Baseadas no mapeamento realizado pelo Cérebro
 - Pode ter várias camadas, onde o processo de auto-organização segue de camada em camada
 - Cada neurônio
 - ↳ Recebe todas as entradas e gera as saídas
 - ↳ Funciona como classificador

1

Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(2)

- Kohonen(SOM) - Arquitetura



2

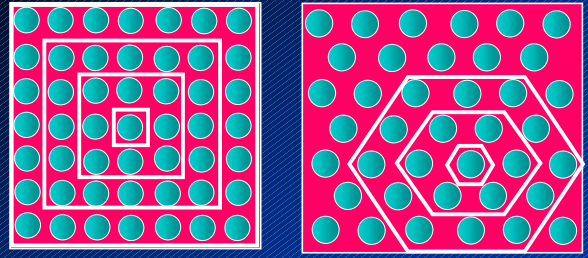
Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(3)

- Treinamento
 - Não supervisionado
 - Neurônios competem entre si
 - ⇒ O neurônio vencedor é calculado pela **Distância Euclidiana**
 - ⇒ Apenas neurônio vencedor e seus vizinhos atualizam seus pesos
 - Organiza neurônios em vizinhanças locais

3

Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(4)

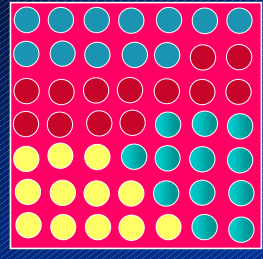
- Kohonen(SOM) – atualização do vencedor e da vizinhança



4

Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(5)

- Kohonen(SOM) – Um exemplo de saída da rede após n-ciclos



5

Aplicações

- Diagnóstico de Voz
- Análise de Textura
- Controle de Braço de Robôs
- Análise de Imagens (codificação e compressão, segmentação, imagens médicas)
- OCRs

6

Aplicações

- Análise de Voz e reconhecimento
- Estudos de Acustica e Musica
- Processamento de Sinais de Radars
- Navegação de robôs
- Química (extr. Caract. De cromossomos)
- Física (mapeamento de espectro de infravermelho)

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 7

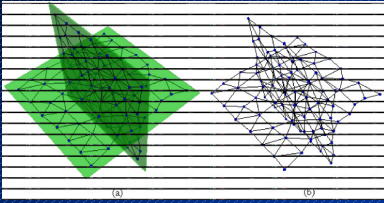
Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(6)

- GNG(*Growing Neural Gas*)
 - Proposta por Fretzke, em 1995
 - Suprir as deficiências do modelo de Kohonen
 - ⚡ Arquitetura **Construtiva**
 - ⚡ Gera topologia diferente para cada tipo de problema
 - ⚡ Inicia com dois neurônios
 - ⚡ Cada nova unidade deverá ser inserida próxima a de maior erro
 - ⚡ Aprendizado Não-Supervisionado: Competitivo

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 8

Redes Auto-Organizáveis (Self-Organizing) Modelos(6)

- GNG(*Growing Neural Gas*) : Saída



José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 9

REDES ART(*Adaptive Resonance Theory*) Características Gerais (1)

- Família ART(*Adaptive Resonance Theory*)
 - Criada por Grossberg e Carpenter em 1982
 - Utiliza modelo de McCulloch-Pitts como neurônio
- Uma das principais preocupações de Grossberg foi obter estabilidade em sistemas *self-organizing*
 - Sistemas complexos, como o cérebro, com arquitetura paralela deve ter algum meio de manter a estabilidade em todos os níveis
 - Investigou dilema Plasticidade-Estabilidade

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 10

REDES ART(*Adaptive Resonance Theory*) Características Gerais (2)

- Dilema: Plasticidade-Estabilidade
 - Plasticidade: aprender novas informações sem perder informações previamente aprendidas
 - Estabilidade: não há oscilações entre *clusters* durante os diferentes estágios de treinamento
 - Solução : Redes ART

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 11

REDES ART(*Adaptive Resonance Theory*) Características Gerais (3)

- Aprendizado Competitivo
- Baseado na Teoria da Ressonância Adaptativa
 - Desenvolvida para reconhecimento de padrões, baseada em dados biológicos e comportamentais
 - Ressonância adaptativa ocorre quando padrões nas camadas de entrada e de saída se reforçam mutuamente

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 12

REDES ART (Adaptive Resonance Theory) Características Gerais (4)

- Características das Redes ART
 - Arquitetura massivamente paralela
 - Capacidade de aprender novas informações sem perder informações aprendidas previamente
 - Sensível ao contexto: a rede distingue informações irrelevantes a partir informações apresentadas repetidamente

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 13

REDES ART (Adaptive Resonance Theory) Modelos (1)

- Família ART (modelos mais comuns)
 - ART-1: Entradas e saídas binárias
 - ART-2: entradas e saídas binárias/analógicas
 - ART-3: Inclui neuro-transmissores
 - Fuzzy ART: ART + Lógica Fuzzy
 - ARTMAP: supervisionado
 - Fuzzy-ARTMAP: combinação dos dois anteriores

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 14

REDES ART (Adaptive Resonance Theory) ART-1 (1)

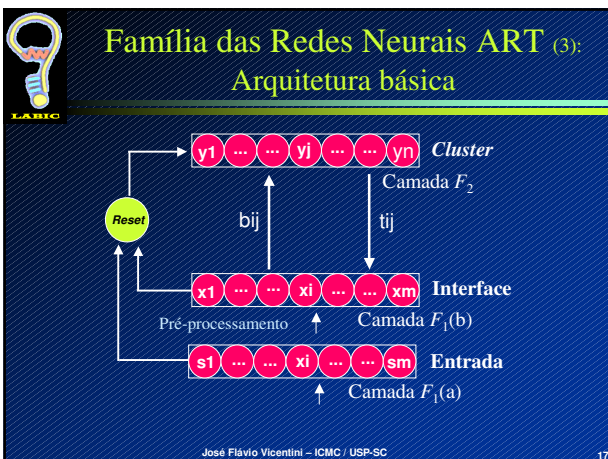
- Carpenter e Grossberg - 1987
- Clusterização de entradas binárias
- Aprendizado é incremental
- Apenas o neurônio ganhador é ativado ou inibido (atualização de seus pesos)

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 15

REDES ART (Adaptive Resonance Theory) ART-1 (2)

- Rede com duas camadas
 - Camadas têm funções diferentes
 - Camada de saída/reconhecimento (*cluster*)
 - Camada de entrada/comparação
- Mecanismos externos
 - Sinais de controle lógico para cada camada
 - Direcionam o fluxo de informações dentro da rede
 - Circuito de reset
 - Entre camada de entrada e camada de saída
 - Utiliza Parâmetro de vigilância


José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 16



Família das Redes Neurais ART (4)


- Treinamento: (*on-line*)
 - Rápido: convergência rápida (maior estabilidade)
 - Lento: convergência lenta (menor estabilidade)
 - Intermediário: *fast commitment and slow recode*

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 18



- Fast commitment: o padrão será copiado como primeiro protótipo para o conj. Pesos do neurônio escolhido no estágio de treinamento.
- Slow recode: o padrão será parcialmente copiado, como forma de incrementar o protótipo armazenado. Neste caso, o neurônio já foi escolhido num estágio anterior.


José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 19



Família das Redes Neurais ART (5): ART2

- Família das RNAs ART (modelos estudados)
 - ART2
 - Características :
 - ⌚ Valores reais
 - ⌚ Camada para pré-processamento
 - Limitações:
 - ⌚ Sensibilidade à ordem de entrada aleatória
 - Treinamento no modo lento : menos sensível
 - ⌚ Sensibilidade ao parâmetro Θ

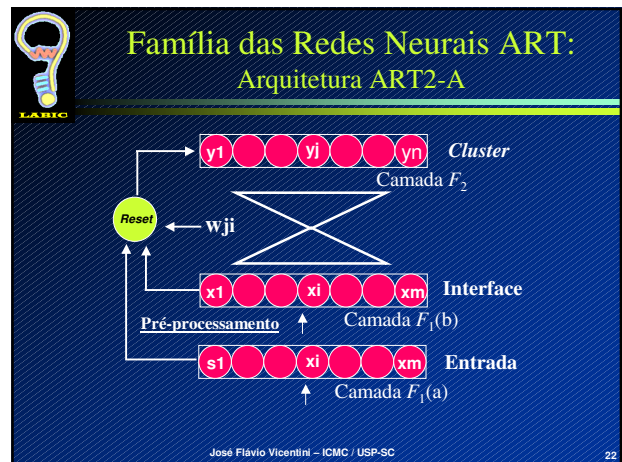

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 20



Família das Redes Neurais ART(6): ART2-A

- Família das RNAs ART (modelos estudados)
 - ART2-A
 - Características:
 - ⌚ Valores reais
 - ⌚ Treinamento: modo intermediário
 - ⌚ 2 ou 3 vezes + rápido que a ART2 (Carpenter, 1991b)
 - Deficiências:
 - ⌚ Sensível à ordem de entrada aleatória
 - ⌚ Sensibilidade ao parâmetro Θ (supressão de ruído)


José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 21

Família das Redes Neurais ART (Adaptive Resonance Theory) (6)

- Família das RNAs ART (modelos estudados)
 - Fuzzy-ART : ART1 + lógica fuzzy
 - Características :
 - ⌚ valores reais (fuzzy)
 - ⌚ Treinamento: modo Intermediário
 - Deficiências:
 - ⌚ Dependência da ordem de entrada
 - ⌚ Alta sensibilidade a ruído
 - ⌚ Representação dos dados é incoerente

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 23



Roteiro

- Introdução
- Redes Neurais Auto-Organizáveis
- Redes ART (Adaptive Resonance Theory)
- Recuperação de Informações (Slim-Tree)
- Proposta: RI utilizando um modelo de RNA da família ART
- Conclusão e trabalhos futuros

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 24

Recuperação de Informações (1)

Espaço métrico

- Espaço Métrico
 - Definição:

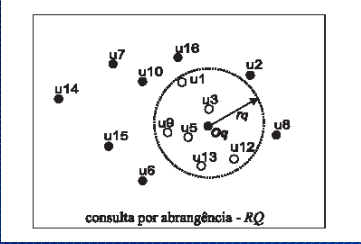
$$x, y \in X \Rightarrow d(x, y)$$
 - Métrica (função de distância)
 - Desigualdade triangular

$$x, y, z \in X, d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$$

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 25

Recuperação de Informações (1)

- Operações de busca por similaridade: consulta por abrangência



consulta por abrangência - RQ

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 26

Recuperação de Informações (1)

- Operações de busca por similaridade: consulta por k-vizinhos mais próximos



consulta por k-vizinhos mais próximos


José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 27

Recuperação de Informações (3)

Espaço métrico

- Desigualdade triangular

$$d(O_p, O_q) \leq r(O_q) + r(O_p)$$



José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 28

Recuperação de Informações (1)

- Características (*Slim-Tree*)
 - Dinâmica
 - Contribuições:
 - Árvore mais compacta (*MinOcup*)
 - Divisão dos nós e escolha dos representativos (*MST*)
 - Grau de sobreposições (*Fat-factor*)
 - Redução de sobreposições (*Slim down*)

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 29

Roteiro

- Introdução
- Redes Neurais Auto-Organizáveis
- Redes ART (*Adaptive Resonance Theory*)
- Recuperação de Informações (*Slim-Tree*)
- Proposta: RI utilizando um modelo de RNA da família ART
- Conclusão e trabalhos futuros

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 30

Recuperação de informações utilizando um modelo de RNA da Família ART

- Escolha do modelo ART
 - Metodologia
 - Treinamento como classificador
 - Padronização dos dados
 - Treinamento
 - ❖ Modo lento
 - ❖ Dez execuções com no mínimo dez ciclos cada
 - Aumentando um ciclo a cada nova execução
 - ❖ 50% da base de dados

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 31

Recuperação de informações utilizando um modelo de RNA da Família ART

- Modelo escolhido: **ART2-A**
 - Resultados

Bases de Dados	Clusters	Modelos		
		ART2	ART2-A	Fuzzy ART
Iris	3	91%	94%	88%
Vinhos	3	89%	84%	60%
WDBC	2	89%	83%	61%
WBC	2	88%	82%	63%
Waveform	3	57%	72%	38%
PID	2	56%	66%	66%

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 32

Recuperação de informações utilizando um modelo de RNA da Família ART

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 33

Recuperação de informações utilizando um modelo de RNA da Família ART

- Característica principal do modelo híbrido (**ART2-A+Slim-Tree**)
 - Dinâmico
 - Criação dinâmica de *clusters*
 - Cada *cluster* possui sua própria *Slim-Tree*
 - No momento da consulta : os “neurônios” (protótipos) funcionam como representativos
 - ❖ Localizados na memória principal

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 34

Recuperação de informações utilizando um modelo de RNA da Família ART

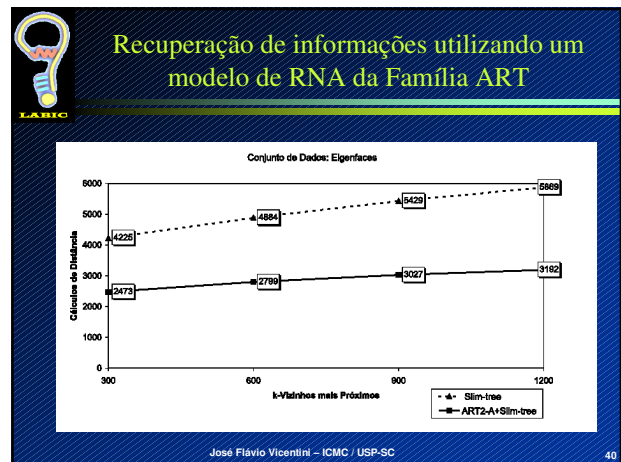
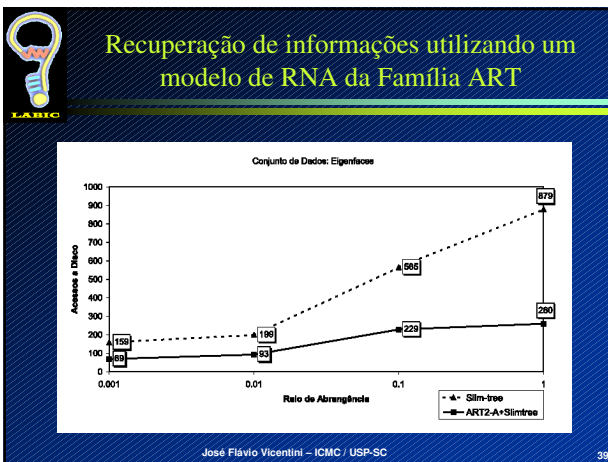
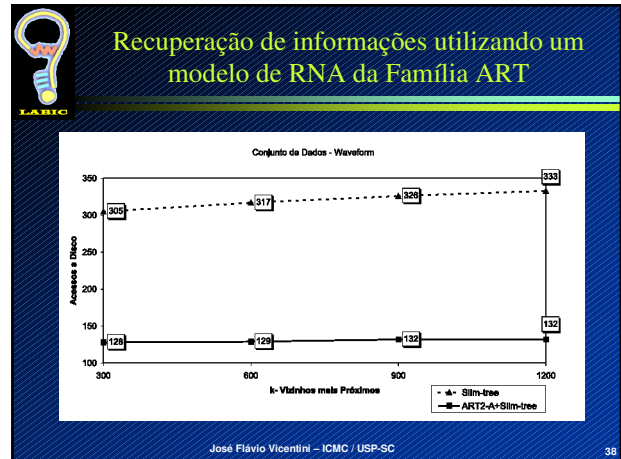
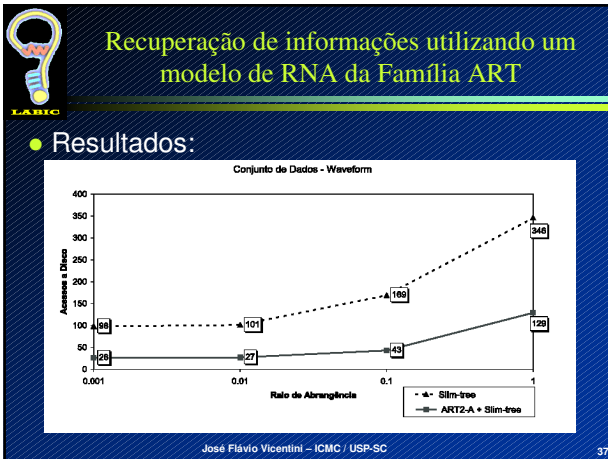
- Etapas do processo de Indexação e RI no modelo híbrido:
 - Treinamento
 - Indexação (formação dos grupos)
 - Recuperação (busca baseada em conteúdo):
 - ❖ Abrangência
 - ❖ k-vizinhos mais próximos

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 35

Recuperação de informações utilizando um modelo de RNA da Família ART

- Metodologia usada nos testes para RI no modelo híbrido:
 - Bases de dados: *Iris*, *Waveform* e *Eigenfaces*
 - Treinamento (*Iris* e *Waveform*):
 - ❖ 50% da base
 - ❖ 3 clusters
 - Treinamento (*Eigenfaces*):
 - ❖ 100% da base
 - ❖ 10 clusters

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 36



Conclusão

- Indexação e Recuperação de informações: dados multi-dimensionais
 - Consultas por similaridade
- O desempenho foi melhor devido a redução do espaço de busca
- Aprendizado incremental pode otimizar o processo treinamento

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 41

Contribuições

- *Redes Neurais*: modelo de RNA capaz de realizar consultas por similaridade
- *Data mining*: custo computacional da consultas foi menor que o MAEM *Slim-Tree*

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 42

Trabalhos Futuros

- Testar para outras bases de dados, e outros tipos de dados
- Avaliar a possibilidade de se combinar a *Slim-Tree* com outros modelos de RNA
- Incorporar uma ferramenta para visualização dos *clusters*
- Criar uma aplicação utilizando o modelo híbrido, com bases de dados conectadas a um SGBDM

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 43

Trabalhos Futuros

- Dissertação de Mestrado / dez/2002
JOSÉ FLÁVIO VICENTINI
Indexação e Recuperação de Informações Utilizando Redes Neurais da Família ART
- Vicentini, J.F., Romero, R.A.F., " Utilização de redes neurais ART para indexação e recuperação de Informações", Anais do LAPTEC'2003, realizado em nov/2003, em Marília-SP.

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 44

FIM

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 45

Redes Auto-Organizáveis (*Self-Organizing*) Aplicações (1)

- Classificação de sinais de radar
- Segmentação de textura
- Modelamento do cérebro
- Tratamento de água
- Reconhecimento de padrões
 - Reconhecimento de caracteres
 - Reconhecimento automático de alvos

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 46

Datilógrafo fonético

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 47

Aplicações

- Agrupamento de padrões
- Controle de braço de robô
- Análise de dados de questionário
- Controle de processos químicos

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 48



Referências Bibliográficas

- Braga, A. de Carvalho, A. and Ludemir T. (2000). *Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações*. LTC-Livros Técnicos e Científicos Editora S.A..
- Laurene, F. (1994). "*Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*". Prentice Hall.
- Cuadros, E. Vargas (2000). "*Estudo de Redes Neurais para Indexação e Recuperação de Informações*". Notas Didáticas -ICMC/USP

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 49



FIM

José Flávio Vicentini – ICMC / USP-SC 50