SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito: 25.11.2002

Assinatura:

Indexação e Recuperação de Informações Utilizando Redes Neurais da Família ART

José Flávio Vicentini

Orientadora: *Profa. Dra. Roseli Aparecida Francelin Romero*

Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC-USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre Ciências de Computação e Matemática Computacional.

USP – São Carlos
Novembro de 2002

A Comissão Julgadora:

Profª. Dra. Roseli Aparecida Francelin Romero

Roseli Cap. Francelin Romero

Prof. Dr. Fernando José Von Zuben

Fernando José Von Zuben

Profª. Dra. Agma Juci Machado Traina

Agma Juci Machado Traina

Esta dissertação foi preparada utilizando formatador de textos $\text{\LaTeX}$ e o sistema de citações de referências bibliográficas utiliza o padrão *Apalike* no sistema $\text{BIB}\text{\LaTeX}$.

"Que Deus me dê serenidade para aceitar as coisas que não posso mudar, coragem para mudar as coisas que posso e sabedoria para conhecer a diferença."
[Provérbio Chinês]

*"De tudo, ficaram três coisas:
a certeza de que estamos sempre começando...
a certeza de que é preciso continuar...
a certeza de que seremos
interrompidos antes de terminar...
Portanto, DEVEMOS
fazer da interrupção um caminho novo...
da queda um passo de dança...
do medo, uma escada...
do sonho, uma ponte...
da procura... um encontro"*
[Fernando Sabino]

Dedicatória

...À MINHA FAMÍLIA.

Agradecimentos

À Profa. Dra. Roseli A. Francelin Romero pelo grande incentivo, paciência, amizade e pela oportunidade por ter desenvolvido um trabalho mediante a sua orientação segura e dedicada, que contribuiu muito para meu crescimento profissional, intelectual e moral.

À Profa. Dra. Agma Juci Machado Traina e pelos valiosos comentários e sugestões, quando da realização do meu exame de qualificação, pelos constantes esclarecimentos a respeito da estrutura *Slim-Tree* e paciência dedicada.

Ao Prof. Dr. Zhao Liang pelos valiosos comentários, sugestões, quando da realização do meu exame de qualificação, também pelos esclarecimentos a respeito das redes neurais ART e paciência dedicada.

À Patrícia Rufino Oliveira pela amizade, profissionalismo e incentivo durante várias etapas do desenvolvimento deste trabalho. Especialmente, pela grande ajuda prestada na revisão final desta dissertação.

Aos meus pais, pelo amor a admiração que tenho por eles, que nunca mediram esforços para incentivar minha formação, e que, apesar de distantes, sempre estiveram presentes em minha vida.

Aos prof. Drs. Pedro Paulo Ayrosa, Robinson Hoto e Silvio T. Canola pelo grande incentivo na época da graduação

Aos amigos do LABIC pelos momentos vários momento de descontração. Embora o trabalho seja individual, de alguma forma há sempre a colaboração de todos, em especial Ernesto, Guillermo, Adriano, Ronaldo, Valmir, Jaque, Daniel, Claudinha e Débora.

Às amiga Carolina T. Ferraz (Carol), Cillene Souza Nunes (Cilla), e aos amigos Ricardo Siquieri e Marco Antônio (Marcão) pelo incentivo e amizade.

Aos colegas do GBDI-ICMC-USP pelos esclarecimento a respeito da estrutura *Slim-Tree* e paciência dedicada, em especial ao Fábio, Enzo, Marcos, Josiel, Adriano e a Josiane (Jô).

Ao CNPq pelo apoio financeiro.

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Contexto	12
1.2	Motivação e Objetivos	14
1.3	Organização do Trabalho	15
2	As Redes Neurais Auto-Organizáveis	17
2.1	Considerações iniciais	17
2.2	Mapas Auto-Organizáveis (<i>Self-Organizing Maps</i>)	19
2.2.1	Arquitetura básica e funcionamento de uma rede SOM	20
2.2.2	Aplicações da Rede SOM	22
3	Redes Neurais da Família ART	24
3.1	Considerações iniciais	24
3.2	Modelos ART	26
3.2.1	Arquitetura básica dos modelos ART	27
3.2.2	Aprendizado nos modelos ART	27
3.3	ART1	29
3.3.1	Arquitetura da rede ART1	29
3.3.2	Algoritmo de treinamento da rede ART1	31
3.3.2.1	Parâmetros usados no algoritmo de treinamento da rede ART1	31
3.3.2.2	Resumo do algoritmo da rede ART1	31
3.4	ART2	32
3.4.1	Arquitetura da rede ART2	33
3.4.2	Algoritmo de treinamento da rede ART2	34
3.4.2.1	Descrição do algoritmo de treinamento da rede ART2	35
3.4.2.2	Notação e escolha dos parâmetros	36
3.4.2.3	Resumo do Algoritmo	37

3.4.2.4	Descrição do algoritmo de treinamento da rede ART2 (mo- do rápido)	38
3.4.2.5	Algoritmo	38
3.5	ART2-A	39
3.5.1	Arquitetura da rede ART2-A	39
3.5.2	Resumo do algoritmo da rede ART2-A	40
3.6	Fuzzy ART	42
3.6.1	Arquitetura da rede Fuzzy ART	42
3.6.2	Algoritmo de treinamento da rede Fuzzy ART	43
3.6.2.1	Descrição do treinamento da rede Fuzzy ART	43
3.6.2.2	Resumo do algoritmo da rede Fuzzy ART	43
3.6.3	Considerações sobre os modelos ART estudados	46
3.6.4	Aplicações das redes ART	47
3.7	Considerações finais	48
4	Recuperação de Informações	49
4.1	Introdução	49
4.2	Espaço métrico	50
4.2.1	Consultas por similaridade	52
4.3	Métodos de acesso a dados multi-dimensionais	53
4.3.1	Métodos de acesso a dados espaciais	55
4.3.2	Métodos de Acessos a dados no Espaço Métricos	59
4.3.2.1	Os MAEMs dinâmicos	62
4.3.2.1.1	<i>M-Tree</i>	62
4.3.2.1.2	<i>Slim-tree</i>	63
4.4	Considerações finais	69
5	Recuperação de Informações Utilizando um Modelo da família ART	71
5.1	Introdução	71
5.2	Os experimentos com os modelos da família ART estudados	71
5.3	Construção de um modelo híbrido	75
5.4	Resultados dos experimentos	76
	Referências	86

Lista de Figuras

2.1	Arquitetura básica de uma rede SOM.	20
2.2	Atualização da vizinhança de um neurônio ganhador em uma rede SOM.	21
2.3	<i>Clusters</i> gerados por uma rede de SOM.	22
3.1	Estrutura básica da Rede ART	27
3.2	Arquitetura da rede ART1	30
3.3	Arquitetura básica da rede ART2.	34
3.4	Unidades suplementares da rede ART2.	35
3.5	Arquitetura da rede ART2-A	40
3.6	Arquitetura da rede Fuzzy ART.	43
4.1	Regiões de cobertura de (3) três métricas família L_s	51
4.2	Exemplo de consulta por abrangência.	52
4.3	Exemplo de consulta por k -vizinhos mais próximos.	53
4.4	Critério de inserção em uma árvore binária de busca.	54
4.5	Exemplo de uma árvore B (<i>B-Tree</i>)	55
4.6	Exemplo de uma estrutura K-d-B-Tree.	56
4.7	Representação de uma estrutura <i>R-Tree</i> através de MBRs.	58
4.8	Representação uma estrutura <i>R-Tree</i> em forma árvore segundo a Figura 4.7.	58
4.9	Exemplo de representação das estruturas BKT, FQT, FHQT e FQA.	60
4.10	Estrutura do nó-índice da <i>Slim-Tree</i>	64
4.11	Estrutura de um nó-folha da <i>Slim-Tree</i>	65
4.12	Representação conceitual da estrutura <i>Slim-Tree</i>	67
4.13	Efeitos do algoritmo <i>Slim-down</i> : antes e depois.	67
4.14	Representação de uma <i>Slim-Tree</i> com seus nós-índices e seus nós-folhas	70
5.1	Combinando a Arquitetura da Rede ART2-A com o MAEM <i>Slim-Tree</i>	75

5.2	Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por abrangência realizadas na base de dados <i>Iris</i>	78
5.3	Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por abrangência realizadas na base de dados <i>Iris</i>	78
5.4	Desempenho, em números de acessos a disco, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados <i>Iris</i>	79
5.5	Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados <i>Iris</i>	79
5.6	Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por abrangência realizadas na base de dados <i>Waveform</i>	80
5.7	Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por abrangência realizadas na base de dados <i>Waveform</i>	80
5.8	Desempenho, em número de números de acessos a disco, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados <i>Waveform</i>	81
5.9	Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados <i>Waveform</i>	81
5.10	Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) em consultas por abrangência realizadas na base de dados <i>Eigenfaces</i>	82
5.11	Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) em consultas por abrangência realizadas na base de dados <i>Eigenfaces</i>	82
5.12	Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados <i>Eigenfaces</i>	83
5.13	Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM <i>Slim-Tree</i> e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados <i>Eigenfaces</i>	83

Lista de Tabelas

3.1	Notação utilizada nos algoritmos das redes ART1 e ART2.	31
3.2	Inicialização dos parâmetros da rede ART1	31
3.3	Parâmetros de ART2	36
3.4	Notação e parâmetros da rede ART2-A	41
3.5	Parâmetros da rede Fuzzy ART	44
5.1	Bases de dados utilizadas nos experimentos.	73
5.2	Desempenho das redes ART2, ART2-A e Fuzzy ART.	73
5.3	Desempenho das redes ART2 e ART2-A, com a ativação do parâmetro θ (supressão de ruído).	74
5.4	Desempenho dos modelos ART2, ART2-A e Fuzzy ART.	74

Resumo

Os Sistemas de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBDs) existentes são muito sofisticados, eficientes e rápidos na recuperação de informações envolvendo dados de tipos tradicionais, tais como números, texto, etc., mas existem muitas limitações em se tratando de recuperar informações quando os tipos de dados são mais complexos, isto é, dados multi-dimensionais. Considerando os problemas existentes com a indexação e recuperação de dados multi-dimensionais, este trabalho propõe um sistema híbrido que combina um modelo de Redes Neurais da família ART, ART2-A, com uma estrutura de dados, Slim-Tree, que é um método de acesso a dados no espaço métrico. Esta proposta é uma alternativa para realizar o processo de agrupamento de dados de forma “inteligente” tal que os dados pertencentes aos agrupamentos (*clusters*) possam ser recuperados a partir da *Slim-Tree* correspondente. O sistema híbrido proposto é capaz de realizar consultas do tipo: busca por abrangência e dos k-vizinhos mais próximos, o que não é característica comum das redes neurais artificiais. Além disto, os experimentos realizados mostram que o desempenho do sistema foi igual ou superior ao desempenho obtido pela *Slim-Tree*.

Abstract

Database Management System (DBMS) are very sophisticated, efficient and fast in the information retrieval involving traditional data sets such as numbers, strings, etc., but there are many limitations in the information retrieval when the data are more complex, i.e., high-dimensional data. Considering some existing problems in the information retrieval, this work proposes a hybrid system that combines an ART family neural network, ART2-A, with a data structure, Slim-Tree, that is a metric access method. This proposal is an alternative to perform the clustering process of data in a “intelligent” way in order the data can be recovered from the corresponding Slim-Tree. The proposed hybrid system is able to perform range queries and k nearest neighbor queries, that is not a inherent characteristic of artificial neural networks. Furthermore, in experiments show that the performance system was equal or superior to Slim-Tree performance.

Introdução

1.1 Contexto

Os primeiros conceitos envolvendo recuperação de informações em bases de dados estavam relacionados à criação de mecanismos de acesso direto à informação. Os antigos repositórios de dados, hoje chamados de tradicionais, eram projetados de forma estruturada (através de chaves e registros) para que as consultas retornassem todas as informações, em geral textos e números, contidas em registros cuja chave era exatamente igual à chave submetida à busca.

Com a evolução dos sistemas de informação e das tecnologias de comunicação, novos tipos de dados, chamados de dados multimídia, tais como imagens, áudio digitalizado, vídeo, impressões digitais, e moléculas de DNA estão sendo armazenados em repositórios não-estruturados de dados. Esta tendência, se deve ao fato de que é muito difícil, tanto manualmente quanto computacionalmente, armazenar e recuperar esses tipos de dados em repositórios estruturados, uma vez que as operações de busca mais sofisticadas, bem como a aplicação de ferramentas de *data mining*, ficam comprometidas nestes repositórios (Chávez et al., 2001).

Dados multimídia podem ser como considerados vetores k -dimensionais, i.e., pertencentes a um espaço vetorial multi-dimensional. Muitas estruturas de dados foram propostas aproveitando a natureza deste conceito e incorporando a noção de similaridade (Gaede and Gunther, 1998). Tais estruturas são amplamente abordadas na literatura como Métodos de Acesso a dados Espaciais (MAEs) ¹. Neste contexto, o trabalho pioneiro refere-se ao desenvolvimento da estrutura *R-Tree* (Guttman, 1984).

¹Do original em inglês, *Spatial Access Methods (SAM)*.

Mais tarde, surgiram algumas variações e adaptações deste trabalho (Sellis et al., 1987), (Papadias et al., 1995), (Hellerstein et al., 1995) e (Gaede and Gunther, 1998). Este último trabalho é um resumo de vários métodos de acesso espacial em bases de dados existentes na literatura.

Entretanto, apesar de os MAEs terem sido projetados para o tratamento de dados multi-dimensionais, a maioria destes não são bem adaptados a aplicações em bancos de dados multimídia envolvendo dados com altas dimensões. Devido à natureza espacial destas estruturas, as operações de busca, ou até mesmo a de inserção de objetos (neste caso, vetores n -dimensionais), acabam sendo muito custosas, com ordem de complexidade exponencial, se a dimensão n dos vetores aumenta. Isto é chamado na literatura de “Maldição da Alta Dimensão”² (Weber, 1998) (Chávez et al., 2001).

Diante do cenário descrito acima, foi verificado que os tipos de dados multimídia freqüentemente não são bem adaptados, se forem considerados como pertencentes ao espaço vetorial. Foi constatado, portanto, que estes dados são melhor aproveitados se forem considerados como pertencentes a um espaço métrico (Chávez et al., 2001). As técnicas para tratamento de dados no espaço métrico utilizam o conceito de similaridade para organizar os dados em uma estrutura, de modo a facilitar o processo de recuperação de informações. O trabalho pioneiro, relacionado à indexação e recuperação de informações no espaço métrico, refere-se ao desenvolvimento da estrutura *BKT* (Burkhard and Keller, 1973). Mais tarde, surgiram trabalhos envolvendo outras estruturas, tais como *query fixed tree* (Baeza-Yates et al., 1994), *VP-tree* (*Vantage-Point tree*) (Chiueh, 1994), *GNAT* (Brin, 1995) e *MVP-tree* (*Multi-Vantage Point tree*) (Bozkaya and Ozsoyoglu, 1997), e as estruturas dinâmicas *M-Tree* (Ciaccia et al., 1997) e *Slim-Tree* (Traina Jr. et al., 2000a). Tais métodos surgiram na tentativa de abranger um maior número de aplicações e de melhorar o desempenho com relação à resposta a consultas por similaridade, tais como consultas por abrangência³ e k -vizinhos mais próximos⁴. Estas estruturas são amplamente abordadas na literatura como Métodos de Acesso a dados no Espaço Métrico MAEMs⁵.

Considerando os diversos MAEMs disponíveis na literatura, aqueles que implementam estruturas dinâmicas, isto é, que permitem novas inserções de dados depois que estas tenham sido construídas, mostram-se mais adequados a aplicações de dados multimídia, onde o volume de informações a serem processados não é previamente definido. Dentre os MAEMs dinâmicos, a estrutura *Slim-Tree* apresentou melhor desempenho em relação à *M-Tree* nos experimentos realizados por Traina em (Traina Jr. et al., 2000a), considerando consultas realizadas em várias bases de dados.

²Do original em inglês, *Curse of Dimensionality*.

³Do original em inglês, *range queries*.

⁴Do original em inglês, *k-Nearest Neighbors*.

⁵Do original em inglês, *Metric Access Methods (MAM)*.

Uma outra tecnologia que se apresenta como uma alternativa na tentativa de melhorar o desempenho no tratamento de dados multi-dimensionais são as Redes Neurais Artificiais (RNAs) (Laaksonen et al., 1999) (Aghbari et al., 2002) (Vargas and Romero, 2002). No contexto deste trabalho, a utilização deste tipo de abordagem visa encontrar similaridades em conjuntos de dados de modo a detectar agrupamentos de dados, com o objetivo de reduzir os recursos computacionais em relação à capacidade de armazenamento e rapidez na recuperação de informações.

1.2 Motivação e Objetivos

Modelos de RNAs apresentam características semelhantes às estruturas métricas, no que diz respeito à capacidade de comparar dados por medidas de similaridade e reconhecer padrões em grandes conjuntos de dados. Uma característica conhecida das RNAs é a sua tolerância a falhas, isto é, a capacidade de associar um padrão que possui ruído⁶ à classe com que este tem maior grau de semelhança. Isto reforça o conceito de similaridade incorporado às RNAs no processo de classificação (Rumelhart et al., 1986). Outra característica importante das RNAs, mais especificamente do grupo de redes neurais conhecidas como auto-organizáveis⁷, é a capacidade de realizar agrupamentos de dados, ou seja, de extrair informações do conjunto de dados apresentados para separá-los em grupos distintos, onde cada grupo deve ser constituído por um conjunto de padrões com características semelhantes. Alguns modelos de RNAs que possuem estas características, são : Os Mapas Auto-Organizáveis⁸ (Kohonen, 1990), e os modelos de redes neurais da família (ART)⁹, tais como ART-1 (Carpenter and Grossberg, 1987b), ART-2 (Carpenter and Grossberg, 1987a) ART2-A (Carpenter et al., 1991b) e Fuzzy ART (Carpenter et al., 1991c).

Considerando aplicações em bancos de dados multimídia, as RNAs da família ART, apresentam algumas características peculiares que podem ser consideradas como vantagens em relação às redes SOM para este propósito. Dentre estas características, as principais referem-se ao tipo de aprendizado implementado por esses modelos e à arquitetura. O aprendizado implementado por estes modelos é incremental e fundamentado na Teoria da Ressonância Adaptativa (Carpenter and Grossberg, 1987b). Esta característica permite que a rede incorpore novo conhecimento, sem perder aquele previamente adquirido, o que não acontece, por exemplo com o modelo SOM. Outra característica está relacionada à arquitetura dos modelos ART, nos quais cada neurônio da camada de saída, juntamente com seu conjunto de pesos, representa um cluster (Peper et al., 1993). Esta propriedade é importante, pois permite que uma estrutura de dados, com capacidade de armazenamento e recuperação de informações, possa ser naturalmente incorporada na arquitetura dos modelos ART.

⁶Isto pode ser compreendido como uma pequena deformação nos dados.

⁷Do original em inglês, *Self-Organizing*

⁸Do original em inglês, *Self-Organizing Maps (SOM)*.

⁹Do original em inglês, *Adaptive Resonance Theory*.

Esta característica não é facilmente identificada no modelo SOM clássico, que tem sua arquitetura projetada em uma matriz, em que cada elemento é um neurônio que representa um determinado padrão de entrada.

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver um sistema híbrido, combinando um modelo da família ART com o MAEM *Slim-Tree*, de modo que este novo modelo possa responder a operações de consultas por similaridade, com desempenho melhor se comparado, nas mesmas condições, diretamente com o MAEM *Slim-Tree*.

Pela própria característica da arquitetura dos modelos da família ART estudadas neste trabalho, ou seja, as arquiteturas ART-2, ART2-A e Fuzzy ART, a combinação de qualquer uma destas com a estrutura *Slim-Tree* pode ser feita naturalmente, isto é, sem mudanças drásticas tanto na arquitetura do modelo ART escolhido quanto no método *Slim-Tree*.

Para identificar qual dos três modelos poderia ser o melhor utilizado para realizar a combinação com o MAEM *Slim-Tree*, foram considerados, neste trabalho, vários estudos realizados a respeito destas RNAs (Hussain, 1993), (Peper et al., 1993), (Fausett, 1994), (Upal and Neufeld, 1996), (Frank et al., 1998) e (Baraldi and Alpaydin, 2002a). Além disso, neste presente trabalho também foram realizadas análises e comparações entre os três modelos ART, quanto às suas capacidades para detectar agrupamentos de dados, considerando diferentes bases de dados.

Uma vez que o desempenho e a aplicabilidade dos modelos estudados foram avaliados, um destes modelos foi utilizado para compor um modelo híbrido com o MAEM *Slim-Tree*. Para avaliar os resultados obtidos a partir dos experimentos realizados com o modelo híbrido, as mesmas operações de consultas foram realizadas com o MAEM *Slim-Tree*, considerando os mesmos conjuntos de dados. Os resultados destes experimentos foram considerados satisfatórios, em termo de acesso a disco e de número de cálculos de distância.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma. No próximo capítulo, os sistema auto-organizáveis são apresentados, destacando-se suas principais características, bem como o principal modelo de RNA não-construtivo, a rede SOM. No capítulo 3, as RNAs da família ART são analisadas, ressaltando-se suas características, e destacando alguns de seus modelos ART-2, ART2-A e Fuzzy ART. No capítulo 4, é apresentado um levantamento a respeito dos principais métodos existentes para recuperação de informações, destacando-se o MAEM *Slim-Tree*. No capítulo 5, as redes neurais, analisadas com um maior grau de detalhe no Capítulo 3, são avaliadas quanto à capacidade de agrupamento de dados. Um modelo híbrido, que combina um dos modelo ART escolhidos, é proposto, descrito e comparado com o MAEM *Slim-Tree* quanto a capacidade de recuperação de informações. Além disso, no final deste

capítulo há uma descrição a respeito das contribuições deste trabalho e de trabalho futuros.

As Redes Neurais Auto-Organizáveis

2.1 Considerações iniciais

Uma das principais características das RNAs (Redes Neurais Artificiais) é a capacidade de aprender através de exemplos e melhorar seu desempenho através do aprendizado. Uma RNA aprende através de um processo iterativo de ajustes aplicados aos seus pesos sinápticos, tornando-se mais conhecedoras (ou adaptadas) ao ambiente em questão.

O que determina a arquitetura da rede e a forma como os pesos das conexões serão atualizados é o algoritmo de treinamento (ou aprendizado). São dois os tipos mais comuns de paradigmas de algoritmos de treinamento: o paradigma de aprendizado supervisionado e o não-supervisionado (Haykin, 1994). O primeiro paradigma citado utiliza um agente externo que indica a resposta desejada¹ para o padrão que está sendo apresentado à rede, assim o aprendizado acontece através da atualização dos pesos das conexões utilizando o erro produzido a partir da diferença entre a resposta desejada e a resposta na camada de saída da rede. O objetivo deste tipo de treinamento é diminuir o erro da camada de saída, em relação à resposta desejada. No segundo paradigma de treinamento citado, não existe um agente externo avaliando as respostas da rede, esta deve extrair as características dos dados e criar novos agrupamentos (ou grupos)² automaticamente.

¹Isto pode ser compreendido como o protótipo que melhor representa uma determinada classe de padrões.

²Aqui terá o mesmo significado que *clusters*, do original em inglês.

Há muitas aplicações em que não se dispõe de informações prévias a respeito dos dados ou da resposta desejada para cada conjunto de padrões³. Nestes casos, a informação a respeito das características dos dados está no próprio conjunto de padrões apresentados à rede, e o modelo de RNA, mais adequado à estas aplicações deverá utilizar o paradigma não-supervisionado (Haykin, 1994) (Kohonen, 1989b). As redes auto-organizáveis são baseados na idéia central do paradigma de aprendizado não-supervisionado, e dessa forma definem parâmetros por si próprios.

De acordo com Barlow (Barlow, 1989), para que seja desenvolvida uma função de processamento útil durante o processo de aprendizagem, é necessário que haja redundância e ruídos nos padrões de entrada. Isto permitirá que a rede detecte as semelhanças e diferenças entre os dados. Parte deste tipo de conhecimento incorporado à rede pode ser medido por parâmetros estatísticos (ex: média, variância e matriz de correlação do vetor de entrada).

O processo de auto-organização incorporado às redes neurais é aquele através do qual a rede neural agrupa padrões de entrada dentro de grupos (*clusters*) de padrões semelhantes.

Diversos modelos de RNAs auto-organizáveis foram desenvolvidos. Um dos primeiros modelos de redes neurais foi proposto por Von der Malsburg (der Malsburgs, 1973). Era um modelo simples, que reproduzia as propriedades funcionais de algumas células encontradas no córtex visual.

As RNAs auto-organizáveis são mais semelhantes às estruturas neurobiológicas que as redes neural que utilizam o paradigma de aprendizado supervisionado, como por exemplo a rede MLP (*MultiLayer Perceptron*) (Rumelhart et al., 1986). A arquitetura padrão dos modelos auto-organizáveis é formada por uma camada de entrada, ou fonte, e uma camada de saída, ou de representação. Há também modelos multi-camadas (Fukushima, 1975) (Fukushima, 1980).

O paradigma de aprendizado não-supervisionado, e pode ser dividido em dois grandes grupos: aprendizado competitivo e aprendizado hebbiano (Hebb, 1949). No aprendizado competitivo, os neurônios da rede competem entre si pelo direito de atualizar seus pesos e apenas um neurônio é ativado por vez. Tais algoritmos normalmente são utilizados em classificação, extração de características, compressão de dados e formação de *clusters*. Exemplo de redes que utilizam este tipo de aprendizado são os modelos da família ART (Carpenter and Grossberg, 1987b) (Carpenter and Grossberg, 1987a) (Carpenter and Grossberg, 1990) (Carpenter et al., 1991c) (Carpenter et al., 1991b) e SOM (Kohonen, 1989b). O aprendizado Hebbiano, por outro lado, é baseado no postulado proposto pelo neurofisiologista Hebb (Hebb, 1949):

“Quando um axônio da célula A está suficientemente próximo para excitar uma célula B e repetidamente tenta excitá-la, algum processo crescente ou mudança metabólicas ocorrem em ambas as células.”

³Pode ser compreendido como exemplos de treinamento.

Transformando a declaração acima em duas regras (Stent, 1973) (Changeoux and Danchin., 1976), segue-se que:

1. Se dois neurônios ligados por uma sinapse são ativados simultaneamente (sincronamente), a intensidade desta sinapse (conexão) é aumentada.
2. Se dois neurônios ligados por uma sinapse são ativados assincronamente, a intensidade desta sinapse (conexão) é diminuída ou eliminada.

Ao contrário do aprendizado competitivo, no aprendizado Hebbiano, vários neurônios podem ser ativados ao mesmo tempo. As principais aplicações deste algoritmo são para extração de características de dados de dados, memórias associativas. Exemplos de modelos de redes que utilizam este tipo de aprendizado são: modelos de Hopfield (Hopfield, 1982), Linsker (Linsker, 1986) e RNAs PCA (*Principal Component Analysis*) (Baldi and Hornik, 1989).

Nas próximas seções serão apresentado um outro modelo de RNA auto-organizável: a rede de Kohonen SOM (*Self-organizing Maps*) (Kohonen, 1984) (Kohonen, 1989b), que por sua vez têm a capacidade de detectar *clusters* em conjuntos de dados (conceito de “similaridade”).

2.2 Mapas Auto-Organizáveis (*Self-Organizing Maps*)

As redes SOM, também chamadas de SOFM (*Self-Organizing Features Maps*, foram desenvolvidas por Teuvo Kohonen (Kohonen, 1984) (Kohonen, 1989b). Em contraste com os modelos propostos como (Rumelhart et al., 1986) e (Hopfield, 1982), este modelo de RNA possui uma forte inspiração neurofisiológica. Isto é, este modelo foi baseado no mapa topológico presente no córtex cerebral. O cérebro humano talvez seja a estrutura mais interessante da fisiologia humana. Mesmo sendo muito complexo do ponto de vista microscópico, ele tem uma estrutura uniforme à escala macroscópica. Os centros responsáveis por atividades tais como o pensamento, visão, audição, etc. sempre se desenvolvem na mesma posição em todos os seres humanos. As áreas individuais apresentam uma ordenação lógica em relação a sua funcionalidade. Um exemplo conhecido desta ordenação é o mapa tonotópico das regiões auditivas (Woolsey, 1958) (Celsia et al., 1968) (Celsia, 1976). Neste mapa, os neurônios próximos entre si respondem a frequências similares de sons. Também é conhecida a existência do mapa somatotópico (Kohonen, 1982) (Amari, 1983) (Kohonen, 1984) (Kohonen, 1989b) (Schieber and Hibbard, 1993) (Matsuoka, 1995), que é o mapa dos nervos motores responsáveis por cada parte do corpo humano. Neste tipo de mapa, as regiões fisicamente próximas são responsáveis por membros do corpo fisicamente próximos.

Regiões tais como o mapa Tonotópico e o mapa Somatotópico são também conhecidas como: **correspondências ordenadas de características**. Como definição simplificada pode-se dizer que numa correspondência que respeite a topologia, as

unidades que estiverem fisicamente próximas umas das outras responderão analogamente a vetores de entrada similares. A seguir será apresentada a rede SOM, que representa de forma natural esses mapas de características.

2.2.1 Arquitetura básica e funcionamento de uma rede SOM

Nestas redes, os neurônios se organizam em uma grade ou reticulado e, geralmente, estão dispostos em uma camada bidimensional e organizados em linhas e colunas (Figura 2.1). Portanto, a rede apresenta duas camadas, uma de entrada (que é utilizada para apresentar os padrões⁴) e a saída que corresponde a todos os neurônios da matriz. Uma hierarquia de camadas bidimensionais pode também ser utilizada (Haykin, 1994). Cada neurônio da camada de saída possui conexões com cada uma

Figura 2.1: Arquitetura básica de uma rede SOM.

das entradas, e existe um vetor de pesos associado a cada uma destas conexões. O tamanho do vetor de pesos, contido em cada neurônio, corresponde ao tamanho do vetor de entrada que terá o seu sinal propagado a todos os neurônios.

O treinamento é competitivo e segue o paradigma de aprendizado não-supervisionado (embora utilize uma fase supervisionada para rotular os neurônios na saída). Cada vez que um vetor (ou padrão, ou exemplo) de treinamento é apresentado à rede, os neurônios competem entre si e apenas um ganhador é escolhido, já que cada neurônio terá um valor de ativação. A escolha do ganhador acontece da seguinte forma: o neurônio que tiver a menor distância em relação ao padrão que está sendo apresentado será ativado. Em geral, a distância utilizada é a distância Euclideana, veja a Equação 2.1.

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_{ji} - x_i)^2} = \sum_{i=1}^n \|x - w_j\| \quad (2.1)$$

onde x é o vetor de entrada e w_j é o vetor de pesos associado ao neurônio j . Em outras palavras, o neurônio ganhador é aquele que satisfaz a Equação 2.2. Isto está

⁴exemplos de treinamento

relacionado com a semelhança entre a entrada e a saída da rede.

$$\|x - w_c\| = \min\{\|x - w_i\|\} \quad (2.2)$$

onde c é o índice do neurônio ganhador e w_c é o seu vetor de pesos. Neste contexto, uma vez escolhida a unidade ganhadora, só ela tem o direito de atualizar suas conexões (pesos) e as dos seus vizinhos através da Equação 2.3:

$$w_{ji}(t+1) = \begin{cases} w_{ji}(t) + \eta(t)[x_i(t) - w_{ji}(t)], & \text{se } j \in \Lambda(t), \\ w_{ji}(t), & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (2.3)$$

onde t é o tempo discreto indexado que aumenta de uma unidade a cada variação de vizinhança, $\Lambda(t)$, e a cada nova entrada apresentada. Um critério para atualização da vizinhança pode ser, por exemplo, escolher regiões retangulares (mais comum), ou as hexagonais em volta da unidade ganhadora, como pode ser observado na Figura 2.2. Após cessar o treinamento, a rede poderá representar vários *clusters*. Cada *cluster* corresponde a um grupo de padrões similares, sendo que o centro de cada grupo corresponde ao padrão que melhor representa aquela classe. Na Figura 2.3, o centro corresponde aos locais de pico.

Figura 2.2: Atualização da vizinhança de um neurônio ganhador em uma rede SOM.

O critério de convergência é assegurado, satisfazendo os requisitos:

1. $0 < \eta(t) < 1 \rightarrow \forall t$, considerando $\eta(t)$ (taxa de aprendizagem) uma função decrescente;
2. o tamanho da vizinhança $\Lambda(t)$ deve satisfazer às condições: $1 < \Lambda(t) < \max(\text{lin}, \text{col})$, $\forall t$, considerando $\Lambda(t)$ uma função decrescente.

O algoritmo de treinamento para as redes do tipo SOM está resumido a seguir.

Após ter alcançado a condição de parada para a execução do algoritmo, o treinamento termina e cada vetor do conjunto de treinamento será rotulado no neurônio

Figura 2.3: Clusters gerados por uma rede de SOM.

Algoritmo 1: - Treinamento da rede SOM

- 1: Inicialize os parâmetros de entrada e os pesos (criação da matriz da rede SOM)
 - 2: **Enquanto** *Condição de parada* é falsa **faça**
 - 3: **Para todo** vetor de entrada *x* **faça**
 - 4: Encontre o neurônio **vencedor** {mais próximo (menor distância) do padrão de entrada}
 - 5: Atualizar os pesos do neurônio *vencedor* e de sua vizinhança $\Lambda(t)$
 - 6: **Enquanto** *Raio da vizinhança* ≥ 0 **faça**
 - 7: Atualizar o neurônio *vencedor* e vizinhança
 - 8: reduzir raio da vizinhança
 - 9: **Fim-Enquanto**
 - 10: **Fim-Para**
 - 11: Reduzir taxa de aprendizagem
 - 12: **Fim-Enquanto** {A *condição de parada* pode ser, por exemplo, o número de ciclos, ou verificar se certo valor limite é atingido por $\eta(t)$ }.
-

que melhor o representa. Assim, a representação dos clusters pode ser visualizada na própria arquitetura da rede SOM.

2.2.2 Aplicações da Rede SOM

A rede desenvolvida por Kohonen e suas variações, tais como (Kohonen et al., 1992), (Bezdek, 1992), (Bose and Murthy, 1996) e (Blonda et al., 1997), têm sido amplamente aplicadas nas mais diversas áreas, como por exemplo: recuperação de informações (Kaski, 1999), (Koskela, 1999), (Laaksonen et al., 1999), (Aghbari et al., 2002) e (Vargas and Romero, 2002); reconhecimento de linguagem falada (Kohonen, 1989a) e (Kohonen and Somervuo, 1997); exploração de grandes bases de dados textuais (Kohonen, 1997); estimativa de posição para robôs móveis (Ulrich Nehmzow and Hallam, 1991); segmentação de imagens (Haring et al., 1994); reconhecimento de manuscritos (Schomaker and Teulings, 1990); reconhecimento de face (Serratos)

et al., 1999); *Data Mining* (Vesanto, 2000); *Text Mining* (Albrecht and Merkl, 1999); reconhecimento de estilos e estruturas musicais (Hrönel and Ragg, 2000).

Redes Neurais da Família ART

3.1 Considerações iniciais

Dentre as várias habilidades inerentes à mente humana, uma das mais interessantes e fundamentais para o indivíduo é capacidade aprender e de continuar aprendendo assuntos novos sem esquecer o que já foi aprendido no passado. Um exemplo, bastante comum, é a capacidade de um indivíduo conhecer seus pais, mesmo se não os tenha visto por algum tempo e, durante este período, ter conhecido milhares de rostos (ou pessoas) diferentes. Os sistemas complexos, tais como o cérebro, com arquitetura paralela devem ter algum meio de manter a estabilidade em todos os níveis para desempenhar bem suas tarefas. Seria, portanto, de grande interesse que um sistema computacional tivesse esta característica (Freeman and Skapura, 1991).

Quando se projeta um sistema computacional neural para que este desempenhe tarefas de classificação de padrões, primeiramente cria-se um conjunto de exemplos (ou padrões) para ser utilizado no treinamento do sistema. Durante o treinamento, as informações apresentadas ao sistema em questão serão incorporadas a este, através do processo de ajuste dos pesos sinápticos associados aos neurônios da rede. Uma vez terminado o processo de treinamento, o sistema está pronto para ser colocado em prática e, a partir de então, nenhum ajuste adicional é permitido no conjunto de pesos. Este tipo de situação é aceitável em um ambiente estável, ou seja, que possui limites bem definidos. Em ambientes estáveis, é possível definir um conjunto de treinamento adequado para qualquer que seja o problema a ser resolvido.

Infelizmente, o que acontece na maioria das situações do mundo real é que o ambiente é dinâmico (não-estável) e, na maioria dos casos, seus limites são desco-

nhecidos. Como exemplo de ambiente dinâmico, pode-se considerar a situação em que se tenha que reconhecer silhuetas (formas) de algumas classes de aeronaves. As imagens apropriadas podem ser usadas para treinar o sistema neural, e esta tarefa, dependendo da arquitetura deste sistema, consumirá algum tempo. Após o processo de treinamento, nenhuma outra modificação nos pesos é permitida. Se em algum momento no futuro, um outro modelo de aeronave de uma mesma classe já conhecida tornar-se operacional, e se os usuários do sistema desejarem adicioná-lo ao conjunto de exemplos de treinamento que já possuem, é necessário que se faça um novo treinamento do sistema utilizando os exemplo que já foram utilizados anteriormente, mais os exemplos do novo modelo. O novo treinamento deve ser feito desta forma, pois caso seja feito somente com o novo modelo de aeronave, o sistema neural assimilará muito bem este, mas, em contrapartida, os outros padrões que foram usados no primeiro treinamento ficarão perdidos, talvez, em sua totalidade.

Esse tipo de situação acontece porque o sistema computacional neural, não possuindo nenhum conhecimento a respeito da nova entrada, e não dispondo de um mecanismo de generalização capaz de reconhecer o novo padrão de entrada, tenta ajustar-se à nova situação “esquecendo” o conhecimento previamente adquirido. Essas características são mais bem observadas em sistemas computacionais, tais como em redes neurais MLP (*Multilayer Perceptron*) (Rumelhart et al., 1986) e SOM (*Self-organizing Maps*) (Kohonen, 1984).

Carpenter e Grossberg (Carpenter and Grossberg, 1987b), preocupados com a estabilidade em sistemas auto-organizáveis, desenvolveram a Teoria da Ressonância Adaptativa (ART)¹ a partir do que eles chamaram de dilema *estabilidade-plasticidade*. Esse dilema pode ser compreendido a partir de uma série de questões:

- Como um sistema (capaz de aprender) pode continuar sendo adaptativo (plástico) em resposta a uma entrada significativa (nova) e, ao mesmo tempo, manter-se estável em resposta uma entrada irrelevante (conhecida)?
- Como o sistema será capaz de alternar entre os modos plástico e estável ?
- Como o sistema poderá reter as informações aprendidas anteriormente e continuar aprendendo novas informações ?

Quando um sistema “inteligente” aprende novas informações sem perder aquelas previamente aprendidas, este sistema é dotado de plasticidade, ou é plástico. Por outro lado, quando não há perdas significativas de informações, ou seja, não há diferentes interpretações para um mesmo padrão durante diferentes estágios de treinamento, o sistema em questão é dotado de estabilidade, ou é estável. A idéia central, para resolver o dilema *estabilidade-plasticidade*, é adicionar entre a camada de saída (competitiva) do sistema computacional neural e a camada de entrada, um mecanismo de retorno (*feedback*) para facilitar a adaptação a uma situação nova, sem perder o

¹Do original em inglês, (*Adaptive Resonance Theory*)

conhecimento anterior, permitindo que seja possível alternar entre os modos estável e plástico.

O primeiro resultado desta abordagem foram duas arquiteturas de redes neurais capazes de agrupar padrões de entrada em ambientes reais e dinâmicos. Estas arquiteturas de redes neurais são chamadas de ART1 (Carpenter and Grossberg, 1987b) e ART2 (Carpenter and Grossberg, 1987a).

Neste capítulo, são discutidos e apresentados os modelos ART que são considerados relevantes para este trabalho. Na Seção 3.2 é apresentada uma visão geral e resumida a respeito dos modelos ART mais comuns. Nas Seções 3.3, 3.4, 3.5 e 3.6 são apresentados, respectivamente, os modelos ART1, ART2, ART2-A e Fuzzy ART, com suas características, arquiteturas e resumos de algoritmos de treinamento.

3.2 Modelos ART

Desde o surgimento da teoria da ressonância adaptativa, vários modelos fundamentados nesta teoria foram desenvolvidos. O primeiro modelo da família ART foi o ART1 (Carpenter and Grossberg, 1987b), que reconhece agrupamentos (*clusters*) de padrões em seqüências arbitrárias de valores binários. A rede ART2 (Carpenter and Grossberg, 1987a), foi desenvolvida com o objetivo de abranger um número maior de situações do mundo real, para isso aceitando seqüências arbitrárias de valores reais.

Tanto o modelo ART1 quanto o ART2 foram projetados para funcionar com algoritmo de aprendizado não-supervisionado. Um outro modelo, também de paradigma não-supervisionado, é o ART3 (Carpenter and Grossberg, 1990). Este, diferente dos dois citados anteriormente, é fundamentado no processo de sinapses complexas, que inclui um modelo de neurotransmissores químicos, e fornece um mecanismo de busca paralela para reconhecimento distribuído em uma rede neural hierárquica multi-nível.

A primeira rede da família ART a realizar aprendizado supervisionado e incremental foi a rede ARTMAP (Carpenter et al., 1991a). Esta, por sua vez, foi projetada para reconhecer agrupamentos em resposta a vetores de entrada binários. Os modelos ART2-A (Carpenter et al., 1991c), bem como o modelo Fuzzy ART (Carpenter et al., 1991b) serão abordados com mais detalhes em breve neste capítulo. Há também o modelo Fuzzy ARTMAP (Carpenter et al., 1992), que é uma versão análoga ao ARTMAP para padrões de entrada com valores reais.

Existem muitas outras variações, tais como: CALM (Murre et al., 1989), ARTS-TAR (Hussain, 1993), SMART (Bartfai, 1994), HART (Bartfai, 1995). Há também os novos modelos: ART-C (He et al., 2002), Gaussian ART (GART) (Williamson, 1997), Simplified ART (Baraldi and Alpaydin, 1998), Self-Organizing SART (FOSART) e Fuzzy ART simétrica (S-Fuzzy ART), que implementa melhoras no modelo Fuzzy ART. Esses quatro últimos modelos foram analisados com detalhes por Baraldi (Baraldi and Blonda, 1999), (Baraldi and Alpaydin, 2002a), (Baraldi and Alpaydin, 2002b).

Este presente trabalho limita-se apenas a alguns modelos específicos da família ART, ou seja, aqueles que recebem como dados de entrada valores reais e que possuem paradigma de aprendizado não-supervisionado e incremental.

3.2.1 Arquitetura básica dos modelos ART

A arquitetura das redes da família ART pode ser representada de por um esquema geral (ver Figura 3.1), que envolve três grupos de neurônios:

- camada F_1 : constituída das unidades de entrada e de interface;
- camada F_2 : constituída das unidades de *cluster* representadas pelas unidades y_j ;
- unidade de *Reset*: implementa o controle do usuário sobre o grau de similaridade entre os padrões classificados em um mesmo *cluster*.

Todas as unidades da camada F_1 estão unidas, através pesos adaptativos *top-down* e *bottom-up*, à camada F_2 . Deve-se notar, na arquitetura apresentada, que a camada F_1 recebe como entrada um vetor s e, como saída, um vetor x , o que significa que poderá ocorrer algum pré-processamento nos dados de entrada. Para facilitar o entendimento, pode-se fazer uma divisão da camada F_1 em duas² (Fausett, 1994): $F_{1(a)}$, que incorpora o vetor de entrada s_i , e $F_{1(b)}$, sub-camada interface, constituída pelas unidades x_i (ver Figura 3.2).

Figura 3.1: Estrutura básica da Rede ART

3.2.2 Aprendizado nos modelos ART

Os modelos ART podem implementar tanto o paradigma de aprendizado supervisionado quanto o não-supervisionado. Além disso, são sistemas de aprendizado

²Isto foi feito por conveniência a partir do modelo original (Carpenter and Grossberg, 1987b).

competitivo, isto é, os neurônios da camada de saída vão competir entre si pelo direito de aprender o dado de entrada submetido à rede. Outra característica é que o tipo de aprendizado implementado por esse modelos é incremental, isto é, o sistema está apto a entrar no modo de treinamento a qualquer momento, possibilitando que a rede incorpore conhecimento novo, mantendo sua plasticidade e estabilidade (ver a Seção 3.1).

As redes neurais da família ART levam este nome devido à maneira como aprendem e reconhecem a informação submetida a sua entrada. Em Física, a ressonância ocorre quando há transferência de energia de um sistema (elétrico ou mecânico) oscilante para outro, isto é, quando oscilações, de pequenas amplitudes, de um sistema, com a mesma frequência própria (natural) de outro são transferidas a este causando vibrações de alta amplitude.

Na rede ART, o período de ressonância corresponde a um processo adaptativo do sistema, que ocorre de duas formas. A primeira destas, acontece se a rede aprendeu o suficiente para reconhecer os padrões submetidos à entrada. Neste caso, o processo de ressonância é realizado rapidamente reforçando seus pesos (ou memória). A segunda maneira de o sistema entrar no estado de ressonância, ocorre quando o padrão de entrada não é imediatamente reconhecido. Neste outro caso, a rede faz uma busca dentre seus padrões armazenados, na tentativa de encontrar um equivalente; caso não seja encontrada nenhuma equivalência, o sistema entra em estado de ressonância para aprender o novo padrão.

Normalmente, há dois modos de treinamento para as redes ART, considerando um mesmo modelo: modo de aprendizado rápido (*fast learning*) e modo de aprendizado lento (*slow learning*). No modo de aprendizado rápido, os vetores de pesos são direcionados para seus valores ótimos em poucos ciclos³ de treinamento, por exemplo em um ou dois ciclos. No aprendizado lento, os pesos são ajustados lentamente, em vários ciclos de treinamento, por exemplo em dez ciclos.

As redes da família ART foram projetadas para permitir que o usuário tenha a possibilidade de controlar o grau de similaridade entre os padrões agrupados em um mesmo *cluster*. Esse parâmetro de similaridade, nas redes ART, é o *threshold* (ρ), ou **parâmetro de vigilância**, que, por sua vez, controla a resolução do processo de classificação (i.e., o grau de similaridade entre os padrões colocados em um mesmo *cluster*). O parâmetro de vigilância é o mais crítico dentre os parâmetros dos modelos ART, assumindo valores entre 0 (zero) e 1 (um). Se ρ assume um valor baixo (por exemplo, < 0.3), a resolução do processo de classificação será baixa, criando poucos *clusters*. Se, para a mesma aplicação, ρ assumir um valor alto (por exemplo, > 0.9), uma pequena variação nos padrões de entrada levará à criação de novos *clusters*.

A condição de parada do treinamento nos modelos ART pode ser estabelecida de duas formas: a primeira, quando não ocorrer mudança nos pesos após um determinado número de ciclos, ou melhor, quando não ocorrer nenhuma inibição por *Reset*. A

³Um ciclo significa uma apresentação completa do conjunto de padrões.

segunda condição é satisfeita, quando há um número máximo de ciclos a ser atingido. Caso todos os padrões apresentados à rede não forem agrupados quando terminar os ciclos de treinamento, é preciso aumentar o número de *clusters* em F_2 , ou reduzir o valor de ρ , e reiniciar o algoritmo. Isso serve para os modelos que serão apresentados nas próximas seções.

Nas próximas seções, serão apresentados os modelos ART1, ART2, ART2-A e Fuzzy ART. Para facilitar o entendimento dos seus algoritmos, o processo de treinamento de cada um deles foi dividido nos seguintes estágios:

- **Inicialização:** os parâmetros e os pesos da rede são inicializados;
- **Entrada:** apresentação dos padrões;
- **Busca:** o neurônio com maior ativação é escolhido;
- **Comparação (ou *Reset*):** o neurônio, escolhido no estágio anterior, tem seus pesos avaliados com relação a similaridade com o padrão de entrada;
- **Adaptação:** a regra de aprendizado é aplicada (processo de ressonância).

3.3 ART1

O modelo ART1 foi projetado para agrupar vetores de entradas binários, utilizando para isto, o paradigma de aprendizado não-supervisionado e incremental. Além disso, o processo de aprendizado não exige que os padrões de entrada possuam uma ordem fixa, ou que o número de padrões seja pré-definido para treinamento, i.e., mais padrões podem ser adicionados durante o processo de treinamento.

3.3.1 Arquitetura da rede ART1

A arquitetura da rede ART1 consiste de unidades computacionais, denotadas por F_1 , F_2 e *Reset*, e de unidade suplementares, denotadas por $G1$ e $G2$ (ver Figura 3.2). Assim como descrito anteriormente, na Seção 3.2.1, a camada de entrada F_1 pode ser dividida em duas partes: $F_{1(a)}$ e $F_{1(b)}$. A sub-camada de interface $F_{1(b)}$, constituída pelas unidades x_i , combina sinais provenientes da camada $F_{1(a)}$, constituída pelas unidades s_i , e da camada F_2 , constituída pelas unidades y_j , e isto é feito para comparar o sinal de entrada com a entrada ponderada (reforçada) pelo vetor de peso da unidade que foi selecionada para adaptação (aprendizado). Para comparar o grau de similaridade entre padrões existem dois conjuntos de conexões (cada um com seus próprios pesos), conectando as unidades de interface x_i com as unidades de clusters y_j . As conexões que partem de $F_{1(b)}$ e vão em direção à F_2 são reforçadas pelos pesos *bottom-up* e assumem valores reais b_{ij} . As conexões que partem da camada F_2 em direção à camada $F_{1(b)}$ são reforçadas pelos pesos *top-down* que assumem valores

binários t_{ji} . A camada F_2 é competitiva, ou seja, a unidade de *cluster* que possuir maior valor de ativação será escolhida para aprender o padrão de entrada.

Para cada camada dos modelos ART1 e ART2 existem unidades externas de controle, que são chamadas de unidades suplementares. No modelo ART1, estas unidades são representadas por $G1$ e $G2$. A função destas unidades é controlar o fluxo de dados através das camadas em cada fase de um ciclo de treinamento. Estas unidades são chamadas de unidades de controle de ganho (*Gain Control Unit*) e serão descritas mais adiante, juntamente com a finalidade dos sinais “+” e “-”. Entre a camada de entrada e a camada de saída há também a unidade de *Reset*, que é responsável por calcular uma medida de similaridade relativa entre o vetor de entrada e o protótipo armazenado no vetor de pesos associado ao neurônio vencedor, com o objetivo de comparar essa medida com o parâmetro de vigilância (ρ).

Figura 3.2: Arquitetura da rede ART1

Uma dificuldade inerente à arquitetura do modelo ART1, é que as unidades que a compõem têm que responder de forma diferente aos diversos estágios do processo neural. Por exemplo, as unidades de F_1 devem estar ativas sempre que o sinal é percebido na entrada $F_{1(a)}$ e nenhuma unidade de F_2 está ativa. As unidades de $F_{1(b)}$ devem estar ativas, se e somente se, recebem sinais de F_2 e da camada de entrada. A operação da unidade de *Reset* também possui um papel importante dentro do sistema de processamento neural, uma vez que essa unidade também deve inibir a unidade F_2 , sob certas condições, e reativá-la em uma etapa mais adiante. Estes dois problemas podem ser compreendidos e resolvidos quando são adicionadas as unidades suplementares $G1$ e $G2$.

Dessa forma, as unidades suplementares são importantes sob o ponto de vista teórico, uma vez que estas fornecem um mecanismo para o qual o algoritmo apresentado na Seção 3.3.2 possa ser implementado usando princípios de redes neurais.

Na Figura 3.2 os sinais excitatórios são representados por “+”, e os sinais inibitórios são representados por “-”. Um sinal, seja este qual for, é enviado sempre que

uma unidade está ativa. Cada unidade das camadas $F_{1(b)}$ e F_2 recebem três sinais que vêm de outras unidades. Por exemplo, $F_{1(b)}$ pode receber sinais de $F_{1(a)}$, F_2 (através dos pesos *top-down*) e G_2 . Da mesma forma, F_2 pode receber sinais de $F_{1(b)}$, $Reset$ e G_1 (ver Figura 3.2). Cada uma das camadas $F_{1(b)}$ (através dos pesos *bottom-up*) e F_2 devem receber pelo menos dois sinais excitatórios para se tornar ativa, considerando três possíveis fontes de sinais. Esta situação é conhecida por “regra dos 2/3 (dois terços)”.

3.3.2 Algoritmo de treinamento da rede ART1

A Figura 3.2 pode ajudar a entender o algoritmo de treinamento da rede ART1. Para melhor compreensão deste algoritmo, a seguinte notação será usada:

Variáveis	Descrição
m	número de componentes do vetor de entrada
n	número máximo de clusters que podem ser formados
b_{ij}	pesos <i>bottom-up</i>
t_{ji}	pesos <i>top-down</i>
ρ	parâmetro de vigilância
s	vetor de entradas binárias
x	vetor de ativação de $F_{1(b)}$
$\ x\ $	norma do vetor x , calculado pela Equação 3.1

Tabela 3.1: Notação utilizada nos algoritmos das redes ART1 e ART2.

$$\|x\| = \sqrt{\sum_i x_i^2} \quad (3.1)$$

3.3.2.1 Parâmetros usados no algoritmo de treinamento da rede ART1

A Tabela 3.2 mostra os parâmetros que são definidos pelos usuários e suas respectivas restrições (Carpenter and Grossberg, 1987b).

Parâmetros	Restrições
L	$L > 1$
ρ	$0 < \rho \leq 1$
b_{ij}	$0 < b_{ij}(0) < \frac{L}{L-1+n}$
t_{ji}	$t_{ji}(0) = 1$

Tabela 3.2: Inicialização dos parâmetros da rede ART1

3.3.2.2 Resumo do algoritmo da rede ART1

O algoritmo de treinamento que será apresentado aqui é o de modo rápido.

- **Inicialização:** determine o tamanho das camadas F_1 e F_2 , e os valores para os demais parâmetros da rede, sendo que para cada vetor de entrada, é preciso

ajustar toda unidade F_2 para zero, ou seja, $y_j = 0$, para todo j ;

- **Entrada:** compute $\|s\|$ com a Equação 3.1 e para todos os elementos de $F_{1(b)}$ faça $x_i = s_i$.
- **Busca:** compute a ativação de cada neurônio da camada F_2 com $y_j = \sum_i b_{ij}x_i$ e encontre o neurônio J com a maior ativação:

$$y_J = \max\{y_j, j = 1 \dots n\}. \quad (3.2)$$

Se houver mais que um y_J , então utilize o menor índice j , mantendo-se a ordem de $j = 1, 2, 3 \dots n$. Caso todos os y_j sejam iguais a -1 , significa que os neurônios estão inibidos, e aquele padrão de entrada não será aprendido durante aquele ciclo de treinamento.

- **Comparação (ou Reset):** compute o sinal de ativação das unidades de $F_{1(b)}$ com $x_i = s_i t_{Ji}$, calcule a norma $\|x\|$ e teste a unidade de *Reset* com:

$$\frac{\|x\|}{\|s\|} > \rho \quad (3.3)$$

Se a desigualdade for verdadeira, então vá para o próximo estágio. Caso contrário, faça $y_J = -1$ (i.e., o neurônio ficará inibido durante a apresentação daquele padrão), sendo necessário que se repita o estágio de **Busca**;

- **Adaptação:** atualize os pesos da rede de acordo com a seguinte regra:

$$\begin{cases} b_{iJ}^{(Novo)} = \frac{Lx}{L-1+\|x\|}, & e \\ t_{Ji}^{(Novo)} = x_i. \end{cases} \quad (3.4)$$

Nesta seção, foram apresentados detalhes sobre o modelo ART1, por se tratar de um modelo pioneiro e que inspirou outros modelos também importantes, tal como o modelo Fuzzy ART (ver Seção 3.6). Na próxima seção, será apresentado o modelo ART2, sendo este, o primeiro modelo ART adaptado para trabalhar com entrada de valores reais.

3.4 ART2

O modelo ART2 foi projetado para receber entradas de valores reais, da mesma forma que o modelo ART1 o faz com os valores binários. As diferenças entre estes dois modelos refletem as modificações necessárias para acomodar os vetores de entrada

com valores reais e, por isso, a camada F_1 do modelo ART2 é mais complexa. Esta complexidade se deve justamente às normalizações e supressão de ruídos presentes na camada F_1 , além da comparação dos sinais *bottom-up* e *top-down* necessários ao mecanismo de *Reset*.

3.4.1 Arquitetura da rede ART2

A arquitetura da rede ART2 pode ser encontrada com detalhes, como também outras arquiteturas alternativas, em (Carpenter and Grossberg, 1987a). Uma arquitetura ART2 típica é apresentada na Figura 3.3. A camada F_1 consiste de seis tipos de unidades computacionais (w_i , x_i , u_i , v_i , p_i e q_i). Há $m = i$ unidades⁴ de cada um desses tipos, mas somente uma unidade de cada tipo é mostrada na Figura 3.3. Além disso, existem mais cinco unidades suplementares (ver Figura 3.4). Entre w_i e x_i existe uma unidade suplementar que recebe sinais de todas as unidades w_i , computa a norma (Equação 3.1) do vetor w_i e envia estes sinais para cada das unidades x_i . Cada uma destas unidades, x_i , também recebe sinais de unidades w_i correspondentes.

Outras unidades suplementares executam a mesma tarefa entre v_i e u_i e entre p_i e q_i , também havendo unidades suplementares entre u_i e *Reset*, e entre p_i e *Reset*. Desta forma, o mesmo papel das unidades suplementares no modelo ART1 foi incorporado ao modelo ART2. Cada uma das unidades x_i está conectada com a sua correspondente unidade v_i , e cada unidade q_i está conectada com sua correspondente unidade u_i .

Os símbolos em algumas conexões na camada F_1 indicam a transformação de sinal de uma unidade para outra, e não uma multiplicação por uma dada quantidade (ou peso). A conexão entre as unidades p_i (da camada F_1) e y_j (da camada F_2) mostram que os pesos multiplicam o sinal naqueles caminhos.

A ativação do neurônio vencedor da camada F_2 é denotada por d , sendo $0 < d < 1$. A ação das unidades de F_2 acontece da mesma forma que no modelo ART1, ou seja, as unidades y_j competem entre si e apenas uma ganha o direito de atualizar seus pesos.

Como ocorre na rede ART1, diz-se que o modelo aprendeu somente se os pesos *top-down* da unidade vencedora forem suficientemente similares ao padrão de entrada. O teste da condição de *Reset* no modelo ART2 é análogo ao realizado no ART1. Desta forma, as unidades u_i desempenham um papel similar aos componentes de $F_{1(a)}$ no modelo ART1, e as unidades p_i desempenham um papel similar aos componentes de $F_{1(b)}$ nesse mesmo modelo.

O sinal proveniente de v_i corresponde ao vetor de entrada que sofreu algum pré-processamento. Este pré-processamento é feito pelas unidades x_i e q_i , que aplicam uma ativação em suas entradas. A função de ativação (Equação 3.5) suprime qualquer componente do vetor de ativação a níveis que estão abaixo do valor de supressão de ruído selecionado pelo usuário, ou seja, o valor de θ . As conexões das unidades w_i

⁴ m representa o tamanho do padrão de entrada.

para as unidades u_i e das unidades q_i para as unidades v_i possuem valores fixos a e b , respectivamente, que reforçam estas conexões.

Figura 3.3: Arquitetura básica da rede ART2.

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{se } x \geq \theta \\ 0 & \text{caso } x < \theta \end{cases} \quad (3.5)$$

3.4.2 Algoritmo de treinamento da rede ART2

Nesta seção, são apresentados, de forma resumida, os algoritmo de treinamento no modo lento e no modo rápido do modelo ART2 (Carpenter and Grossberg, 1987a). Primeiramente, será apresentada uma descrição do algoritmo no modo lento e dos seus parâmetros utilizados. A Figura 3.3 pode ser usada para melhor entendimento do algoritmo.

uma outra unidade de cluster, que não está inibida, deverá ser escolhida e testada na unidade de *Reset*.

A estabilidade da rede é atingida quando, entre um ciclo e outro, não ocorrer qualquer mudança nos *clusters* formados, ou ainda, quando não ocorrer sinal de *Reset* na unidade de *cluster* que havia classificado um determinado padrão de entrada anteriormente.

3.4.2.2 Notação e escolha dos parâmetros

Os parâmetros que estão definidos na Tabela 3.3 são usados no algoritmo de treinamento do modelo ART2, sendo estes parâmetros definidos pelos usuários.

Parâmetros	Descrição
m	Número de componentes do vetor de entrada.
n	Número máximo de <i>clusters</i> que podem ser formados.
a, b	Pesos fixos da camada F_1 ; exemplo de valores são $a = 10$, e $b = 10$. Se $a = 0$ ou $b = 0$, a rede poderá ficar instável; com exceção deste caso, a rede não é particularmente sensível a outros valores escolhidos.
c	Pesos fixos que são usados nos testes de <i>Reset</i> . Um exemplo é $c = 0.1$. Um valor pequeno proporciona uma grande eficácia do parâmetro de vigilância (ρ).
d	Ativação da unidade vencedora em F_2 . Os parâmetros c e d deve ser escolhido de modo a satisfazer a inequação: $\frac{cd}{1-d} \leq 1$. Isto evita a ocorrência de <i>Reset</i> durante o treinamento.
e	Parâmetro de valor próximo a 0 (<i>zero</i>). Isso evita a divisão por zero.
θ	Parâmetro de supressão de ruído. Um exemplo de valor é $\theta = \frac{1}{\sqrt{n}}$.
β	Taxa de aprendizagem. Um valor pequeno vai assegurar que os pesos encontrem o equilíbrio no algoritmo de treinamento (modo lento).
ρ	Parâmetro de vigilância. Influencia na quantidade de <i>clusters</i> que serão formados.

Tabela 3.3: Parâmetros de ART2

Inicialização dos Pesos: os pesos *top-down* são inicializados em *zero*,

$$t_{ji}(0) = 0, \quad (3.6)$$

para assegurar que não ocorra sinal de *Reset* para o primeiro padrão a ser colocado em qualquer uma das unidade de *cluster*. Os pesos *bottom-up* devem satisfazer a desigualdade:

$$b_{ij}(0) \leq \frac{1}{(1-d)\sqrt{n}}. \quad (3.7)$$

Além disso, isto evita a possibilidade de um novo vencedor ser escolhido durante a ressonância. **Ativação da camada F_1 :** abaixo seguem as equações de ativação e pré-processamento dos dados de entrada da camada F_1 .

$$u_i = \frac{v_i}{e + \|\mathbf{v}\|}, \quad (3.8)$$

$$w_i = s_i + au_i, \quad (3.9)$$

$$p_i = u_i + dt\mathbf{J}, \quad (3.10)$$

$$x_i = \frac{w_i}{e + \|\mathbf{x}\|}, \quad (3.11)$$

$$q_i = \frac{p_i}{e + \|\mathbf{p}\|}, \quad (3.12)$$

$$v_i = f(x_i) + bf(q_i). \quad (3.13)$$

3.4.2.3 Resumo do Algoritmo

- **Inicialização:** determine o tamanho das camadas F_1 e F_2 , bem como os valores para os demais parâmetros da rede: a, b, c, d, e, β e ρ , de acordo com as restrições da Tabela 3.3. Além disso, inicialize os pesos *top-down* e *bottom-up* utilizando as Equações 3.6 e 3.7. Para cada vetor de entrada na rede é preciso ajustar toda unidade F_2 para *zero*, ou seja $y_j = 0$, para todo j .
- **Entrada:** compute para cada padrão s_i as ativações:

$$\begin{cases} u_i = 0, & w_i = s_i, & p_i = 0, \\ x_i = \frac{s_i}{e + \|\mathbf{s}\|}, \\ q_i = 0, & v_i = f(x_i), \end{cases} \quad (3.14)$$

e atualize a camada F_1 com as Equações 3.8, 3.9, 3.10, 3.11 e 3.12.

- **Busca:** compute a ativação de cada neurônio da camada F_2 com $y_j = \sum_i b_{ij}p_i$, e encontre o neurônio com maior ativação:

$$y_J = \max\{y_j, j = 1 \dots n\}. \quad (3.15)$$

Se houver mais que um y_J , então utilize o menor índice j , mantendo-se a ordem de $j = 1, 2, 3 \dots n$. Caso todos os y_j sejam iguais a -1 , significa que os neurônios estão inibidos, e aquele padrão de entrada não será aprendido durante aquele

ciclo de treinamento.

- **Comparação:** compute o sinal que vem de F_2 para F_1 através de Equação 3.10, e compute a Equação 3.8 para validar o sinal de *Reset* com:

$$r_i = \frac{u_i + cp_i}{e + \|\mathbf{u}\| + c\|\mathbf{p}\|}. \quad (3.16)$$

Se $\|\mathbf{r}\| > \rho - e$ for verdadeiro, o processo de adaptação inicia-se e os pesos da unidade J vencedora em F_2 são atualizados; caso contrário, $y_J = -1$, (i.e., o neurônio ficará inibido durante a apresentação daquele padrão de entrada), sendo necessário que se repita o estágio de **Busca**;

- **Adaptação:** atualize os pesos da rede de acordo com a seguinte regra:

$$\begin{cases} b_{iJ}^{(Novo)} = \beta du_i + \{\beta d(d-1)\} b_{iJ}^{(Velho)} \\ t_{Ji}^{(Novo)} = \beta du_i + \{\beta d(d-1)\} t_{Ji}^{(Velho)} \end{cases} \quad (3.17)$$

Em seguida atualize as ativações em F_1 com as Equações 3.8, 3.9, 3.10, 3.11 e 3.12.

3.4.2.4 Descrição do algoritmo de treinamento da rede ART2 (modo rápido)

O algoritmo de treinamento no modo rápido também é chamado de *Instant ART2*. Neste algoritmo, não é necessário verificar o *Reset* para a unidade de *cluster* que está sendo selecionada pela primeira vez. Isto pode ser feito verificando se os pesos *top-down* desta unidades de *cluster* são iguais a *zero*, uma vez que estes tenham sido inicializados em *zero*.

3.4.2.5 Algoritmo

A notação utilizada no algoritmo descrito abaixo é a mesma utilizada até agora. O algoritmo de aprendizado no modo rápido do modelo ART2 é semelhante ao algoritmo de aprendizado no modo lento. A diferença entre os dois modos de treinamento está no estágio de **adaptação**, por isso, somente este estágio é descrito a seguir:

- **Adaptação:** a regra de atualização dos pesos é dada por uma situação condicional: se o neurônio escolhido para aprender aquele padrão já foi escolhido alguma vez, ou seja, $t_J \neq 0$, então, as unidades do conjunto de pesos *top-down* do neurônio vencedor que são diferentes de *zero*, isto é, $t_{Ji} \neq 0$, devem ser atualizadas com a seguinte regra:

$$\begin{cases} b_{iJ} = \frac{1}{1-d} u_i \\ t_{Ji} = \frac{1}{1-d} u_i. \end{cases} \quad (3.18)$$

Por outro lado, se todas as unidades do conjunto de pesos *top-down* do neurônio vencedor não foram atualizadas nenhuma vez, ou seja, $t_J = 0$, então, estas devem ser atualizadas com a seguinte regra:

$$\begin{cases} \mathbf{b}_J = \frac{1}{1-d} \mathbf{u} \text{ e} \\ \mathbf{t}_J = \frac{1}{1-d} \mathbf{u}. \end{cases} \quad (3.19)$$

Neste estágio, diferente do modo de aprendizado lento, não é necessário atualizar as ativações da camada F_1 .

Na próxima seção, será apresentado o modelo ART2-A. Este, por sua vez, tem a mesma finalidade do modelo ART2, mas com velocidade de processamento duas ou três vezes maior que este último.

3.5 ART2-A

A RNA ART2-A é um sistema computacional simples, com arquitetura paralela semelhante à ART1, e com características análogas à ART2. Entretanto, seu processamento é da ordem de magnitude de duas ou três vezes mais rápido que a ART2 em simulações com computadores convencionais (Carpenter et al., 1991c). A rapidez apresentada pelo algoritmo deve-se, em parte, à especificação de variáveis de estado fixo com a composição de um pequeno número de operações não-lineares. As equações de estado fixo substituem um consumo de tempo gasto por um sistema multi-camadas iterativo, tal qual aquele apresentado pelo modelo ART2. Outra característica do modelo ART2-A, diz respeito ao seu modo de treinamento. Este modelo apresenta um modo de treinamento rápido e um modo intermediário, que captura as principais propriedades do algoritmo ART2 em modo de treinamento lento. O treinamento no modo intermediário oferece uma opção de *fast commitment*⁵ e *slow recode*⁶, que permite ao sistema maior estabilidade, tolerância a ruídos, e também menor sensibilidade à ordem de entrada. Este processo será discutido com mais detalhes na Seção 3.5.2, no resumo do algoritmo.

3.5.1 Arquitetura da rede ART2-A

A arquitetura deste modelo apresenta as principais características do modelo básico das redes ART (ver Figura 3.1) (Carpenter et al., 1991c). Os componentes desta arquitetura são: a camada F_1 (dividida em duas sub-camadas, **entrada** e **interface**, respectivamente, $F_{1(a)}$ e $F_{1(b)}$); a camada F_2 (*cluster*); a unidade de *Reset* e o conjunto

⁵Isto significa que o padrão de entrada será copiado, de forma idêntica, como primeiro protótipo para o conjunto de pesos do neurônio que está sendo escolhido, pela primeira vez, para o estágio de adaptação.

⁶Isto significa que o padrão de entrada será parcialmente copiado, como forma de incrementar o protótipo armazenado conjunto de pesos. Neste caso, o neurônio já foi, pelo menos uma vez, escolhido para o estágio de adaptação.

de pesos, representados pela matriz W , que conecta a sub-camada $F_{1(b)}$ com a camada F_2 . Entre as unidades da sub-camada $F_{1(a)}$ e as unidades da sub-camada $F_{1(b)}$ ocorre o pré-processamento dos dados de entrada. As unidades da sub-camada $F_{1(b)}$ também estão conectadas com a unidade de *Reset*. Isto está de acordo com a Figura (3.5).

Figura 3.5: Arquitetura da rede ART2-A

3.5.2 Resumo do algoritmo da rede ART2-A

O algoritmo de treinamento da rede ART2-A possui dois modos de treinamentos: o modo rápido e o intermediário. A notação utilizada, bem como os parâmetros e suas restrições são apresentadas na tabela 3.4.

- **Inicialização:** determine o tamanho das camadas F_1 e F_2 , bem como os valores para os demais parâmetros da rede. Além disso, para cada vetor de entrada, é preciso ajustar todas unidades de F_2 para *zero*, ou seja $y_j = 0$, para todo j ;
- **Entrada:** realize o pré-processamento da entrada com $x = \aleph(\wp(\aleph(s)))$, onde

$$\aleph(s) = \frac{s}{\|s\|}, \quad (3.20)$$

com s representando o vetor de entrada, e

$$\wp(x) = \begin{cases} x_i, & \text{se } x_i > \theta, \\ 0 \text{ (zero)}, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (3.21)$$

Os valores de θ satisfazem a propriedade descrita da Tabela 3.4.

Parâmetros	Descrição
m	Número de componentes do vetor de entrada.
n	Número máximo de <i>clusters</i> que podem ser formados.
θ	Parâmetro de supressão de ruído; seus valores estão no intervalo $0 < \theta \leq \frac{1}{\sqrt{m}}$.
α	Parâmetro de supressão de ruído; seus valores estão no intervalo $0 < \alpha \leq \frac{1}{\sqrt{m}}$.
β	Taxa de aprendizagem, sendo seus valores no intervalo $[0, 1]$. O valor 1 determina treinamento no modo rápido; valores $\beta < 1$ determinam treinamento no modo intermediário.
ρ	Parâmetro de vigilância. Determina quantos <i>clusters</i> serão formados durante o treinamento.
W	Representa a matriz de pesos. Neste modelo, os pesos <i>top-down</i> e <i>bottom-up</i> são iguais. Portanto, apenas um destes conjuntos é usado.

Tabela 3.4: Notação e parâmetros da rede ART2-A

- **Busca:** compute a ativação de cada neurônio da camada F_2 com:

$$y_j = \begin{cases} \alpha \sum s_i, & \text{se } j \text{ for } uncommitted \text{ e} \\ x_i w_j, & \text{se } j \text{ for } committed. \end{cases} \quad (3.22)$$

(Obs: Neste presente trabalho o valor de $\alpha = 0$ foi utilizado em todos os experimentos.)

Inicialmente, todos os neurônios devem estar *uncommitted*⁷, pois estes só passarão ao estado de *committed*⁸ quando, em algum momento, tiverem seus pesos atualizados. Em seguida, encontre o neurônio J com a maior ativação, a partir de:

$$y_J = \max\{y_j, j = 1 \dots n\}. \quad (3.23)$$

Se houver mais que um y_J , então utilize o menor índice j , mantendo-se a ordem de $j = 1, 2, 3 \dots n$. Caso todos os y_j sejam iguais a -1 , significa que os neurônios estão inibidos, e aquele padrão de entrada não será aprendido durante aquele ciclo de treinamento.

- **Comparação (ou *Reset*):** após ter selecionado o índice do neurônio com o maior y_J , e se este for *Committed*, então testa-se o sinal de *Reset* com:

$$y_J > \rho \quad (3.24)$$

⁷Neurônio que ainda não foi selecionado para o estágio de atualização dos pesos.

⁸Neurônio que foi selecionado, pelo menos uma vez, para o estágio de atualização dos pesos.

Se a desigualdade for verdadeira, então vá para o próximo estágio. Caso contrário, faça $y_J = -1$ (i.e., o neurônio ficará inibido durante a apresentação daquele padrão), sendo necessário que se repita o estágio de **Busca**;

- **Adaptação:** atualize os pesos da rede de acordo com a seguinte regra:

$$\mathbf{w}_J^{(Novo)} = \begin{cases} \mathbf{x}, & \text{se } J \text{ for uncommitted, e} \\ \mathbf{x}(\beta \mathbf{x}(\Psi) + (1 - \beta) \mathbf{w}_J^{(Velho)}), & \text{se } J \text{ for committed.} \end{cases} \quad (3.25)$$

$$\Psi = \begin{cases} x_i, & \text{se } w_{ji}^{(Velho)} > \theta, \\ 0 \text{ (zero)}, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (3.26)$$

O modelo ART2-A foi projetado para preservar as principais propriedades do modelo ART2. Mesmo assim, pode ser que, em alguns casos, o modelo ART2-A não seja tão bem aplicado quanto o modelo ART2. Todavia, o modelo ART2-A pode substituir o ART2 com eficiência na maioria das aplicações, e com velocidade de processamento duas ou três vezes maior (Carpenter et al., 1991c). Na próxima seção será apresentado o modelo Fuzzy ART.

3.6 Fuzzy ART

O modelo Fuzzy ART incorpora todas as características básicas dos sistemas ART (Carpenter and Grossberg, 1987b). Assim como os demais modelos apresentados nas seções anteriores, este modelo trabalha com o paradigma de aprendizado não-supervisionado. Além disso, este modelo de RNA foi desenvolvido baseando-se no modelo ART1, mas adaptado ao tratamento de valores reais pertencentes ao intervalo $[0, 1]$ (i.e, valores *fuzzy*) (Carpenter et al., 1991b). Mais detalhes a respeito deste modelo também podem ser encontrados nos trabalhos de (Frank et al., 1998) e (Baraldi and Blonda, 1999).

3.6.1 Arquitetura da rede Fuzzy ART

Os componentes da arquitetura da rede Fuzzy ART são: a camada F_1 (dividida em duas sub-camadas, **entrada** e **interface**, respectivamente, $F_{1(a)}$ e $F_{1(b)}$); a camada F_2 (*cluster*); a unidade de *Reset*; o conjunto de pesos, representados pela matriz $\mathbf{W}$, que conecta a sub-camada $F_{1(b)}$ com a camada F_2 . Entre as unidades da sub-camada $F_{1(a)}$ e as unidades da sub-camada $F_{1(b)}$ ocorre o pré-processamento dos dados de entrada. As unidades da sub-camada $F_{1(b)}$ também estão conectadas com a unidade de *Reset*. Isto está de acordo com a Figura (3.6).

Figura 3.6: Arquitetura da rede Fuzzy ART.

3.6.2 Algoritmo de treinamento da rede Fuzzy ART

A rede Fuzzy ART, do mesmo modo que a ART2-A, implementa treinamento em modo rápido e em modo intermediário, apresentando ainda a opção de *fast commitment* e *slow recode*.

3.6.2.1 Descrição do treinamento da rede Fuzzy ART

O processo de treinamento da rede Fuzzy ART pode ser descrito assim como segue. O sinal de entrada migra da sub-camada $F_{1(a)}$ para a sub-camada $F_{1(b)}$, após sofrer um pré-processamento. Em seguida, o sinal atinge a camada F_2 , reforçado pelo valor dos pesos contidos nas conexões, e isto determina as ativações em todas as unidades da camada F_2 . Imediatamente após o estágio de busca, determina-se o neurônio com a maior ativação. O algoritmo segue avaliando se o neurônio vencedor, em F_2 , é suficientemente similar ao padrão de entrada x ; se for verdadeiro, a rede entra em processo de atualização de pesos (ressonância).

3.6.2.2 Resumo do algoritmo da rede Fuzzy ART

No início do treinamento, os valores da matriz de pesos W são:

$$w_{j1} = \dots = w_{jz} = 1, \quad z = 2m, \quad (3.27)$$

e cada categoria, ou neurônio da camada F_2 , deve ser iniciado na condição de *uncommitted*. Esta situação será modificada, para *committed*, somente se o neurônio for selecionado para o estágio de **Adaptação**.

Parâmetros	Descrição
m	Número de componentes do vetor de entrada.
n	Número máximo de <i>clusters</i> que podem ser formados.
ε	Parâmetro de escolha. Nos experimentos realizados neste presente trabalho, foi utilizado um valor $\varepsilon \approx 0$.
β	Taxa de aprendizagem. Tem seus valores no intervalo $[0, 1]$. Valor 1 determina treinamento no modo rápido; valor $\beta < 1$ determina treinamento no modo intermediário.
ρ	Parâmetro de vigilância. Determina quantos clusters serão formados.
W	Representa a matriz de pesos. Neste modelo, os pesos <i>top-down</i> e <i>bottom-up</i> são iguais. Portanto, apenas um destes conjuntos é usado.

Tabela 3.5: Parâmetros da rede Fuzzy ART

- **Inicialização:** determine o tamanho das camadas F_1 e F_2 , bem como os valores para os demais parâmetros da rede. Além disso, para cada vetor de entrada, é preciso ajustar todas unidades de F_2 para *zero*, ou seja, $y_j = 0$, para todo j ;
- **Entrada:** normalize o vetor de entrada s para que seus valores se encontrem no intervalo $[0, 1]$. Para isto, a seguinte equação é utilizada:

$$\nu = \frac{s}{\|s\|} = \frac{s}{\sqrt{\sum_{i=1}^m s_i^2}}, \quad (3.28)$$

onde ν é um vetor auxiliar, $\forall i \ s_i \geq 0$, e a norma Euclideana do vetor s é $\|s\| > 0$.

Em seguida, transforme cada vetor resultante ν m -dimensional em um vetor $2m$ -dimensional $(k_1, \dots, k_{2m})$. Isto é feito calculando-se o código complementar através da Equação 3.29. Este cálculo é usado para evitar perda de informação e proliferação de clusters em F_2 (Carpenter et al., 1991b) (Frank et al., 1998). Dessa forma, o vetor obtido após o estágio de pré-processamento, é dado por:

$$k = (\nu, \nu^c) = (\nu_1, \dots, \nu_n, 1-\nu_n, \dots, 1-\nu_n). \quad (3.29)$$

- **Busca:** para cada vetor de entrada, calcule sua ativação y_j através de:

$$y_j = \frac{\|k \wedge w_j\|_2}{\varepsilon + \|w_j\|_2}, \quad (3.30)$$

sendo $\|\cdot\|_2$ a norma definida por:

$$\|\mathbf{k}\|_2 = \sum_{i=1}^{2n} k_i, \quad (3.31)$$

que é a soma dos componentes de $\mathbf{k}$. O operador $\wedge$ é um operador fuzzy de conjunção (ou *AND*), e isto significa que:

$$a \wedge b \equiv \min(a, b), \quad (3.32)$$

ou seja, o menor valor entre a e b . Então para $\mathbf{k}$ e $\mathbf{w}_j$, tem-se que:

$$\mathbf{k} \wedge \mathbf{w}_j = (k_1 \wedge w_{1j}, \dots, k_i \wedge w_{zj}), \quad z = 2m. \quad (3.33)$$

O neurônio vencedor é indexado por J . Para encontrar este índice é necessário calcular a maior ativação de y_j em F_2 , que é o maior valor de y_j considerando a Equação 3.30, ou seja,

$$y_J = \max(y_j), \quad j = 1 \dots n. \quad (3.34)$$

Se houver mais que um y_J , então utilize o menor índice j , mantendo-se a ordem de $j = 1, 2, 3 \dots n$. Caso todos os y_j sejam iguais a -1 , significa que os neurônios estão inibidos, e aquele padrão de entrada não será aprendido durante aquele ciclo de treinamento.

- **Comparação (ou *Reset*):** após ter selecionado o índice do neurônio com o maior y_J , e se este for *committed*, então testa-se o sinal de *Reset* com:

$$y_J > \rho. \quad (3.35)$$

Se a desigualdade for verdadeira, então vá para o próximo estágio. Caso contrário, faça $y_J = -1$ (i.e., o neurônio ficará inibido durante a apresentação daquele padrão), sendo necessário que se repita o estágio de **Busca**;

- **Adaptação:** atualize os pesos da rede de acordo com a seguinte regra:

$$\mathbf{w}_J^{(Novo)} = \beta(\mathbf{x} \wedge \mathbf{w}_J^{(Velho)}) + (1 - \beta) \mathbf{w}_J^{(Velho)}. \quad (3.36)$$

Na próxima seção são feitas algumas considerações a respeito dos modelos da família ART considerados relevantes no contexto deste trabalho.

3.6.3 Considerações sobre os modelos ART estudados

Vários estudos foram realizados para analisar o comportamento das RNAs ART que foram destacadas neste presente trabalho. Dentre os trabalhos que analisam o modelo ART2, pode-se destacar: (Hussain, 1993), (Fausett, 1994) e (Upal and Neufeld, 1996). No primeiro, o modelo ART2 é analisado como classificador, e a partir de seus experimentos, o autor observa algumas deficiências para este propósito, tais como:

- alta sensibilidade a pequenas mudanças no parâmetro de vigilância;
- sensibilidade na ordem de apresentação dos padrões de entrada.

Apesar de apontar algumas desvantagens do modelo, o autor destaca algumas características que são úteis para o processo de classificação, e que faltam em RNAs adequadas para esta finalidade, como por exemplo a rede *Multilayer Perceptron* (MLP) (Rumelhart et al., 1986)). Tais características referem-se à capacidade de aprendizado *on-line* e incremental. No segundo trabalho a respeito do modelo ART2, o autor analisa a rede através de exemplos, tanto no modo de treinamento lento quanto no modo rápido, utilizando vários valores dos parâmetros de vigilância ρ e de supressão de ruído θ . As observações feitas a partir dos experimentos realizados foram:

- a rede é sensível quanto à ordem de entrada dos padrões de treinamento;
- no modo de treinamento lento, os pesos são atualizados de forma a procurar um valor médio (centróide) entre os padrões classificados em cada *cluster*, o que não acontece no modo de aprendizado rápido. Neste último, após a apresentação de vários padrões, os protótipos associados a cada *cluster* armazenam o último padrão que foi classificado naquele *cluster*, perdendo quase todas as informações a respeito dos demais padrões anteriormente atribuídos a aquele *cluster*. Por isso, o aprendizado modo rápido pode ser melhor aplicado em bases de dados pequenas;
- o modo de aprendizado lento é menos sensível à ordem de entrada do que o modo de aprendizado rápido.
- a rede é sensível ao parâmetro de supressão de ruído θ , que pode ser determinante no processo de classificação.

No terceiro trabalho, os autores comparam o modelo ART2 com outros classificadores, tais como *Autoclass* e *Snob*. A partir dos experimentos, foram feitas algumas observações:

- a rede é sensível à ordem de apresentação dos padrões de treinamento, o que leva a diferentes classificações;
- para padrões em ordem aleatória, o desempenho diminui com o aumento de volume dos dados;

- a rede tem seu desempenho melhorado, considerando dados com alta dimensão.

Nos experimentos analisados por Carpenter (Carpenter et al., 1991b), é mostrado que o desempenho, em termos de classificação, dos modelos ART2 e ART2-A são semelhantes.

O modelo de RNA ART2-A também foi analisado nos seguintes trabalhos: (Peper et al., 1993) e (Frank et al., 1998). No primeiro trabalho, os autores observam que 10 ciclos de treinamento são suficientes para estabilizar a rede em seus experimentos. Além disso, é observado que a classificação desempenhada pela rede é sensível ao parâmetro θ , pois, em comparação com o modelo SOM, a rede ART2-A apresentou um desempenho melhor que aquela, sem a utilização deste mesmo parâmetro. Em contrapartida, com a utilização do parâmetro θ , para o mesmo conjunto de dados, a rede ART2-A não superou o desempenho apresentado pela rede SOM.

No segundo trabalho, os autores analisam o modelo ART2-A, bem como algumas variações deste modelo, tais como ART2A-C e ART2A-E. Nos experimentos realizados, foi observado que estes modelos são muito sensíveis ao parâmetro de vigilância e que o número de *clusters* pode variar com a ordem de apresentação dos padrões de treinamento. Apesar desta característica, observou-se que as redes ART2-A são mais coerentes na representação dos *clusters* com o espaço de padrões do que o modelo Fuzzy ART para dados com altas dimensões. Além disso, as redes ART2-A são menos sensíveis a ruídos nos padrões de entrada, e podem ser melhor aplicadas a tarefas gerais de classificação do que o modelo Fuzzy ART.

Dentre várias análises existentes na literatura a respeito do modelo Fuzzy ART, foram considerados, neste presente trabalho, os seguintes: (Frank et al., 1998) e (Baraldi and Alpaydin, 2002a). As conclusões a respeito das potenciais fraquezas do modelo podem ser resumidas nos seguintes itens:

- a rede é dependente da ordem de entrada dos padrões de treinamento;
- a rede é altamente sensível a ruídos no conjunto de dados de treinamento. Isto significa que a rede pode ser afetada por sobre-ajustamento (*overfitting*) no conjunto de pesos, fazendo com que aconteça proliferação de *clusters* na camada de saída;
- nos experimentos foi observado um certo grau de incoerência no mapeamento dos *clusters* para dados com alta dimensão;

Tais considerações a respeito destes estudos foram levadas em conta para a realização e avaliação dos experimentos feitos no decorrer deste presente trabalho. Os resultados referentes a tais experimentos são descritos e avaliados no Capítulo 5.

3.6.4 Aplicações das redes ART

Os modelos da família ART foram acrescidos de uma série de novos conceitos para a teoria original e têm compreendido estes princípios como sistemas quantitativos

que podem ser aplicados a problemas que envolvem aprendizado, reconhecimento e previsão. Dentre as aplicações das redes ART de paradigma não-supervisionado e as de paradigma supervisionado, pode-se citar: sistema de recuperação de partes de Boeing (Caudell et al., 1994); controle motor sensorial de robôs (Bachelder et al., 1993); navegação de robôs (Racz and Dubrawski, 1995); visão computacional (Caudell and Healy, 1994); reconhecimento de objetos 3D (Seibert and Waxman, 1992); reconhecimento de face (Seibert and Waxman, 1993); processamento de imagens médicas (Soliz and Donohoe, 1996); reconhecimento de ondas de eletrocardiograma (Ham and Han, 1996) (Suzuki, 1995); reconhecimento automático de alvos (Bernardon and Carrick, 1995) (Waxman et al., 1995) (Moya et al., 1993); previsão da estrutura secundária da proteína (Mehta et al., 1993); verificação de assinaturas (Murshed et al., 1995); reconhecimento de caracteres chineses (Gan and Lua, 1992) (Kim et al., 1995), análise de partituras musicais (Perrott and Gjerdigen, 1999), e segmentação de imagens (Nakamura and Ogasawara, 1999) e (Oliveira et al., 2002).

3.7 Considerações finais

Este capítulo teve como objetivo de apresentar a idéia principal que fundamenta os modelos de RNAs da família ART. Dentre os vários modelo ART existentes na literatura, somente os modelos ART relevantes para este presente trabalho foram apresentados, destacando-se suas características, arquiteturas e algoritmos de treinamento. Além disso, também foi destacados vários estudos realizados a respeito destes modelos.

No Capítulo 5 são realizadas análises e comparações entre os três modelos ART destacados neste capítulo, quanto às suas capacidades para detectar agrupamentos de dados, considerando diferentes bases de dados.

Com relação ao conteúdo apresentado a respeito das redes da família ART, houve a preocupação em detalhar o funcionamento modelos que foram estudados neste trabalho para implementação em uma linguagem de programação qualquer.

No próximo capítulo é realizado um levantamento a respeito dos principais métodos existentes para recuperação de informações, destacando-se o MAEM *Slim-Tree*

Recuperação de Informações

4.1 Introdução

A recuperação de informações é um problema fundamental em ciência da computação, estando presente, mesmo que indiretamente, na maioria das aplicações nesta área. Aplicações simples resumem-se a problemas de busca simples, enquanto que aplicações complexas exigem, em geral, métodos de busca mais sofisticados. Os bancos de dados tradicionais são construídos baseados no conceito de busca exata, sendo divididos em registros que possuem uma chave ímpar que serve para comparação. As consultas nestes bancos de dados retornam toda a informação contida nos registros cuja chave é exatamente igual à chave submetida à busca. Consultas mais sofisticadas como consultas por abrangência¹, usando chaves numéricas ou prefixos alfabéticos, baseiam-se em um procedimento que verifica se duas ou mais chaves são ou não iguais. Mesmo recentemente, quando os bancos de dados adquiriram a habilidade de armazenar novos tipos de dados, tais como imagens e áudio digitalizado, as buscas por informações ainda são feitas de forma exata.

Com a evolução da tecnologia de comunicação, e conseqüente aumento da quantidade de informações a serem armazenadas nos sistemas de computação, surgiram novos repositórios de informação. Uma vez que novos tipos de informação tais como texto, imagens, áudio e vídeo têm sido armazenados nestes repositórios, não é mais interessante estruturar as informações em chaves e registros devido ao elevado custo computacional de se manipular este tipo de informação. Além disso, este tipo de organização dos dados dificulta a realização do processo de *data mining*, pois este

¹Do original em inglês, *range queries*

requer acesso à base de dados através de qualquer campo, e não somente aqueles designados como campos chaves. Esta situação conduziu a busca de novos modelos de repositórios de dados não-estruturados (Chávez et al., 2001).

O cenário descrito acima requer algoritmos de busca mais genéricos do que aqueles apresentados nos modelos de bancos de dados tradicionais. Para tanto, foi então introduzido o conceito de busca por similaridade ou busca por proximidade, o que significa buscar elementos que são semelhantes ou próximos a um certo elemento que é usado como referência. O conceito de similaridade entre os elementos é modelado por uma função de distância e o conjunto de objetos ² que será analisado constitui o espaço métrico.

Este capítulo faz uma breve discussão a respeito de espaço métrico, na Seção 4.2. Os conceitos dos tipo de buscas por similaridade mais comuns, e que são usados neste trabalho, são apresentados na Seção 4.2.1. Um breve resumo a respeito dos métodos de acessos a dados multi-dimensionais é apresentado na Seção 4.3. Na Seção 4.3.2, são descritos de forma sucinta alguns exemplos de Métodos de Acesso a dados no Espaço Métrico (MAEMs), dentre os quais se destaca o método *Slim-Tree*, que é de fundamental importância dentro do contexto deste trabalho.

4.2 Espaço métrico

Há alguns trabalhos que abordam os conceitos, definições e formas de busca um espaço métrico. Neste trabalho, o estudo feito a respeito do espaço métrico teve como base os trabalhos de (Brin, 1995), (Ciaccia et al., 1997) e (Chávez et al., 2001).

Um conjunto de objetos válidos $\mathbb{X}$ é chamado de espaço métrico se para qualquer par de pontos $x, y \in \mathbb{X}$ está associado um número real $d(x, y)$, sendo este chamado de distância de x a y , e d é denominada uma métrica ou função de distância que rege o espaço métrico. Na definição de espaço métrico, a função de distância usada deve possuir as cinco propriedades seguintes:

$$\begin{aligned} \text{(p1)} \quad & \forall x, y \in \mathbb{X}, d(x, y) \geq 0 && \text{positiva;} \\ \text{(p2)} \quad & \forall x, y \in \mathbb{X}, d(x, y) = d(y, x) && \text{simétrica;} \\ \text{(p3)} \quad & \forall x \in \mathbb{X}, d(x, x) = 0 && \text{reflexiva;} \end{aligned} \tag{4.1}$$

e na maioria dos casos,

$$\text{(p4)} \quad \forall x, y \in \mathbb{X}, x \neq y \Rightarrow d(x, y) > 0 \quad \text{estritamente positiva.} \tag{4.2}$$

No caso particular, em que a função distância não atende à propriedade (p4), o conjunto é chamado de espaço semi-métrico ou pseudo-métrico. As propriedades de similaridades enumeradas anteriormente asseguram a consistência da função

²Neste presente trabalho, o significado da palavra **objeto** diz respeito a qualquer dado indexado por uma estrutura de dados qualquer.

distância e não podem ser usadas para assegurar comparações em uma busca por similaridade. Para que, definitivamente, a função distância d seja considerada uma métrica, é necessário que satisfaça a seguinte propriedade:

$$(p5) \quad \forall x, y, z \in \mathbb{X}, d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y) \quad \text{desigualdade triangular.} \quad (4.3)$$

Como um exemplo de espaço métrico, pode-se considerar um par formado por um conjunto de palavras da língua portuguesa, denotado por $\mathbb{U}$, e pela métrica de Levenshtein ou $L_{Edit}(x, y)$ usada como função de distância $d()$. Considerando duas palavras x e y , a distância $L_{Edit}(x, y)$ retorna a quantidade de letras que precisam ser substituídas, removidas e inseridas em x para convertê-la em y . Por exemplo, $L_{Edit}(\text{mesa}, \text{velas}) = 3$.

Em muitas aplicações envolvendo espaço métrico, o cálculo da métrica d é muito custoso. Conseqüentemente, o número de cálculos de distância determinará a medida de complexidade computacional do algoritmo. As métricas mais comuns são as da família L_s (ou Minkowski), definidas pela equação:

$$L_s((x_1, \dots, x_k), (y_1, \dots, y_k)) = \left(\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|^s \right)^{1/s}. \quad (4.4)$$

Dentre as métricas da família L_s , as mais conhecidas são: a métrica da *Chebychev* (ou *Infinity*) (L_0), a métrica de *Manhattan* (L_1) e a métrica *Euclídeana* (L_2). A Figura 4.1 mostra as diferentes regiões de cobertura possíveis para um objeto O , dado um raio r que pode ser calculado a partir destas três métricas. A métrica L_1 corresponde ao somatório do módulo das diferenças entre as coordenadas. Na representação da métrica L_2 , o conjunto de pontos de mesma distância para L_2 forma uma circunferência.

Figura 4.1: Regiões de cobertura de (3) três métricas família L_s .

Uma outra métrica utilizada é L_∞ (ou L_0), que corresponde a calcular o limite da Equação 4.4 quando s tende ao infinito. Neste caso, o resultado da consulta é aquele item cuja distância entre dois pontos é a máxima diferença entre as coordenadas:

$$L_\infty((x_1, \dots, x_k), (y_1, \dots, y_k)) = \max |x_i - y_i| \quad \forall i / 1 \leq i \leq k. \quad (4.5)$$

Uma busca com a métrica L_∞ corresponde a uma consulta clássica, na qual o conjunto de pontos a ser recuperado é aquele que se encontra dentro dos limites de um hiper-retângulo, assim como mostra a Figura 4.1. Além das métrica citadas aqui, outras métrica podem ser obtidas a partir da Equação 4.4.

Em muitas aplicações, o espaço métrico é realmente um espaço vetorial, consequentemente os dados são coordenadas de pontos k -dimensionais, ou seja, k coordenadas de valores reais $(x_1, \dots, x_k)$, e a similaridade é interpretada geometricamente. Em outras palavras, se os objetos do espaço métrico $(\mathbb{X}, d)$ são tuplas de números reais, então este mesmo par, que define o espaço métrico, pode ser chamado de espaço vetorial com dimensão finita. Um espaço vetorial k dimensional é um caso particular de espaço métrico. Na Seção 4.3, serão apresentados alguns métodos que interpretam os objetos de forma espacial, tentando aproveitar a propriedade geométrica dos dados.

4.2.1 Consultas por similaridade

Há basicamente dois tipos de operadores de consultas por similaridade que podem ser realizadas:

- **Consulta por abrangência** (*Range Query* ou (RQ)): uma $RQ(O_q, r_q)$ busca (ou recupera) todos os objetos menor ou igual a uma distância máxima r_q (raio de abrangência) a partir de um objeto de referência O_q ;
- **Consulta por k -vizinhos mais próximos** (*k-nearest neighbor query*) ou k -NN: uma $k-NN(O_q, k)$ busca (ou recupera) k objetos mais próximos ao objeto de referência O_q .

A Figura 4.2 mostra um exemplo de consulta por abrangência. O par (O_q, r_q) com O_q representando um elemento de referência pertencente ao espaço métrico $\mathbb{X}$, e r_q um número real que indica o raio de abrangência. O conjunto $\{u \in \mathbb{X}, d(O_q, r) \leq r\}$ é o resultado desta busca, ou seja, os seguintes objetos: $u_3, u_9, u_5, u_{13}, u_{12}$ e u_1 .

Figura 4.2: Exemplo de consulta por abrangência.

A Figura 4.3 mostra um exemplo do tipo de busca por k -vizinhos mais próximos. A consulta, neste caso, é representada pelo par (O_q, k) , em que O_q representa um

elemento de referência que pertence ao espaço métrico $\mathbb{X}$ e k é um número real que indica o número de objetos mais próximos a O_q que se deseja buscar. O resultado da busca com $k = 2$ (2-vizinhos mais próximos) são os seguintes objetos: u_3 , u_5 . Se $k = 3$, o resultados seria os mesmos dois objetos (u_3 , u_5) mais um terceiro objeto selecionado de acordo com uma política que deve ser definida no caso de empate. Neste mesmo exemplo, tem-se o empate de três objetos (u_9 , u_{13} e u_{12}), ou seja, com a mesma distância em relação (O_q). Como política de desempate pode-se selecionar aleatoriamente apenas um dos objetos empatados a partir de uma lista de empates.

Na próxima seção será apresentada uma revisão dos principais métodos existentes para indexação de dados multi-dimensionais.

4.3 Métodos de acesso a dados multi-dimensionais

Realizar consultas por similaridade não é uma tarefa simples devido, principalmente, ao tempo gasto em comparações de objetos, e ao elevado número de acessos a dispositivos de armazenamento (Chávez et al., 2001). Os dados de tipos complexos (ou dados multimídia) requerem mais espaço do que os dados de tipos convencionais (texto), conseqüentemente o número de acessos a disco é maior naqueles do que nestes. Portanto, a estrutura de armazenamento deve ser mais sofisticada ao se trabalhar com dados multimídia. Além disso, é importante considerar que comparar dois dados desta natureza pode ser uma operação muito custosa, sendo conseqüentemente responsável por uma porcentagem considerável no tempo total da consulta.

Uma das maneiras de simplificar o processo de indexação dos dados multimídia é através da aplicação de técnicas de extração de características, tais como, *Fastmap* (Faloutsos and Lin, 1995), Análise de Componentes Principais (PCA, *Principal Component Analysis*) (Ng and Sedighian, 1996), (Johnson and Wichern, 1998). Espera-se que as características extraídas representem, de forma confiável, o objeto original. Após extrair as características dos dados multimídia a representação destes passa então a ser feita por vetores de características, ou seja, representações

Figura 4.3: Exemplo de consulta por k -vizinhos mais próximos.

multi-dimensionais. A indexação destes dados pode então ser melhor representada através dos Métodos de Acesso Espacial (MAEs)³ e dos Métodos de Acesso Métrico⁴.

Antes de fazer uma discussão a respeito dos MAEs, é importante, primeiramente, considerar algumas estruturas de dados clássicas que, mesmo projetadas para trabalhar com dados de uma dimensão, inspiraram o projeto de outras estruturas classificadas como MAEs e MAMs. Uma destas estruturas de dados clássicas bastante conhecida é a árvore binária de busca. Nesta estrutura, cada nó possui no máximo duas ramificações, e é construída de forma que os elementos com valores menores sempre são inseridos à esquerda e os elementos com valores maiores sempre à direita. Desta forma, esta estrutura garante que o elemento mais à esquerda na árvore é o de menor valor, e o elemento mais à direita na árvore é o de maior valor. Na Figura 4.4 pode-se observar a posição onde seria inserida uma nova chave em uma árvore que tem o elemento s na raiz. Os elementos menores ou iguais a s são inseridos na sub-árvore da esquerda e os maiores na sub-árvore da direita.

(a) Esquerda e Direita

Figura 4.4: Critério de inserção em uma árvore binária de busca.

Este tipo de estrutura é apropriada para realizar consultas de forma exata (*exact matching*). Quando uma busca nesta estrutura é solicitada, a chave é comparada com a raiz e, dependendo da relação de ordem em relação a esta (maior ou menor), o procedimento será repetido até encontrar a chave solicitada ou alcançar um nó folha. Uma busca em uma árvore binária, no caso médio, é de ordem logarítmica; por outro lado, no pior caso, a complexidade de busca para encontrar o maior ou o menor elemento na árvore é sempre $O(h)$, onde h é a altura⁵ da árvore.

Outra estrutura de fundamental importância é a árvore B (*BTree*) (Bayer and McCreight, 1972) (Comer, 1979), sendo esta estrutura considerada padrão e base para diversos métodos de acesso a dados multi-dimensionais. A *BTree* é uma estrutura de árvore balanceada por altura, projetada para trabalhar com dados unidimensionais e

³Do original em inglês, Spatial Access Methods (SAM)

⁴Do original em inglês, Metric Access Methods (MAMs)

⁵A altura de uma árvore é o maior caminho que pode ser feito a partir da raiz até as folhas (nós que não tem ramificações).

em grandes volumes, isto porque ela foi desenvolvida para trabalhar com dispositivos de armazenamento secundários, tais como discos magnéticos, caso não seja desejado ou viável manter a estrutura inteira em armazenamento primários (memória RAM-Random Access Memory). Estas estruturas visam otimizar as operações de entrada-saída em discos, já que o tempo de acesso a informações em um disco é prejudicado principalmente pelo tempo de posicionamento do braço de leitura. Uma vez que o braço esteja posicionado no local correto, a leitura pode ser feita de forma bastante rápida. Desta forma, é interessante minimizar o número de acessos a disco. A árvore *BTree* difere, em termos estruturais, da árvore binária convencional, pois é um exemplo de árvore **multi-vias**⁶, além disso ela é construída de forma ascendente, ou seja, das folhas para a raiz. O processo de construção da árvore se inicia com um nó, que receberá elementos. Quando não houver mais espaço para inserir elementos, este nó se dividirá em dois novos nós ligados a um outro nó contendo um elemento central. Este processo se repete caso o nó central (nó pai) também estiver totalmente ocupado. O algoritmo de construção garante que na sub-árvore esquerda de um nó nunca existirá uma chave maior que aquela contida no próprio nó, e que na sub-árvore direita nunca existirá uma chave menor do que este. Desta forma, o conjunto de dados é dividido em subconjuntos disjuntos, e a intersecção de sub-árvores do mesmo nível sempre é vazia. Na Figura 4.5, observa-se um exemplo deste tipo de árvore. Mais detalhes sobre a estrutura da *BTree* e outras estruturas podem ser encontrados em (Folk et al., 1998).

Figura 4.5: Exemplo de uma árvore B (*B-Tree*)

4.3.1 Métodos de acesso a dados espaciais

Os métodos descritos, até agora, são estruturas clássicas e muito úteis para dados simples, isto é, de uma única dimensão. Porém, para indexação de chaves compostas por mais de um valor, ou dados multi-dimensionais, existem outros métodos tais como os MAEs, que são estruturas de busca em espaços vetoriais. Os MAES fazem uso de informações como coordenadas espaciais para agrupar e classificar pontos no espaço. Um dos MAEs mais conhecidos é a *k-d-Tree*, sendo uma estrutura de árvore de busca binária para indexar coordenadas de pontos ou dados compostos, dividindo

⁶Isto significa que em cada nó contém mais que um elemento.

o espaço em k dimensões usando diferentes coordenadas, uma de cada vez em cada nível da árvore. A estrutura k - d -Tree também foi projetada para funcionar usando memória primária (RAM), portanto, inadequada a grande volumes de dados. Uma das desvantagens desta estrutura é a sensibilidade desta com relação à ordem na qual os pontos são inseridos. Outra desvantagem é que, para certas distribuições dos dados, não é possível encontrar um hiperplano que divida igualmente os pontos (Lomet and Salzberg, 1989). Neste caso, um esquema mais flexível de divisão do espaço pode resolver o problema por completo (Fuchs et al., 1980).

O MAE k - d -Tree bem como seus variantes BSP -Tree (Fuchs et al., 1980) e $Quad$ Trees (Finkel and Bentley, 1974), (Samet, 1995) são estruturas projetadas para trabalhar usando dispositivos de armazenamento primário (memória RAM). Na tentativa de expandir a aplicação dos MAEs a grandes volumes de dados, Robinson (Robinson, 1984) propôs a k - d -B-Tree. Esta é uma estrutura hierárquica em forma de árvore multi-vias, isto é, cada nó da árvore é capaz de armazenar mais de um elemento, incorporando algumas propriedades da k - d -Tree e da estrutura B -tree (Comer, 1979) para gerenciar pontos em coordenadas multi-dimensionais. Assim como a k - d -Tree, a k - d -B-Tree divide o espaço em k regiões (hiperplanos) que possuem representações nos nós internos da estrutura. As regiões correspondentes aos nós que estão no mesmo nível na árvore são mutuamente disjuntas. Cada nó folha da estrutura corresponde a uma partição dos nós internos e armazena os dados contidos na respectiva partição. Além disso, a k - d -B-Tree é uma estrutura perfeitamente balanceada que se adapta bem a distribuição dos dados. Na Figura 4.6, pode-se observar um exemplo de k - d -B-Tree.

Figura 4.6: Exemplo de uma estrutura K-d-B-Tree.

Para inserir uma nova coordenada (ou ponto) na estrutura, primeiro é feita uma busca para localizar a partição mais à direita do nó. Caso ela não esteja cheia, o ponto é inserido. Por outro lado, quando o nó não possui espaço suficiente para receber mais elementos, é alocada uma nova página ocorrendo a divisão da partição por um hiperplano. Em seguida, os pontos são divididos entre as duas páginas.

Figura 4.7: Representação de uma estrutura *R-Tree* através de MBRs.

Figura 4.8: Representação uma estrutura *R-Tree* em forma árvore segundo a Figura 4.7.

um ponto pertence à mais de uma intersecção de MBRs, nenhuma das sub-árvores representadas pelos MBRs podem ser descartadas. Isto faz com que mais de um caminho tenha que ser verificado para buscar um determinado objeto, implicando em um número maior de acessos a memória secundária. Uma abordagem muito útil relacionada à consultas do tipo *k*-vizinhos mais próximos utilizando *R-Tree* pode ser encontrada em (Roussopoulos et al., 1995).

Na tentativa de resolver essas limitações da *R-Tree*, outras estruturas foram projetadas com o intuito de melhorar o seu desempenho. As mais conhecidas são *R*-Tree* (Beckmann et al., 1990) e *R⁺-Tree* (Sellis et al., 1987). Uma outra estrutura que evoluiu da *R-Tree* é a *X-Tree* (Berchtold et al., 1996). Esta estrutura define um *super-n* (*super node*) para tentar resolver o problema da sobreposição de MBRs. Se o índice de sobreposição é alto, os nós são concatenados em um *super-n* de tamanho variável (geralmente um múltiplo do tamanho original). Essa abordagem

é interessante só se for possível acessar o disco com páginas de tamanho variável. Dessa forma, há realmente uma diminuição no número de acessos a disco. Se isso não acontecer, o número de acessos aumenta e o desempenho pode ser próximo ao da *R-Tree*. Existem outras variações da *R-Tree* original que podem ser observadas com maiores detalhe em (Hellerstein et al., 1995) e (Papadias et al., 1999).

Infelizmente, os MAEs são muito sensíveis a dimensão do espaço vetorial, isto significa que os algoritmos que buscam pontos mais próximos têm uma dependência da dimensão do espaço (Maldição da Dimensionalidade) (Chávez et al., 2001). Para superar esta limitação algumas técnicas foram propostas para reduzir a dimensão dos dados tais como: a transformada de *Karhunen-Loève* ('K-L') (Duda and Hart, 1973) (Fukunaga, 1990), Decomposição de Valor Singular *Singular Value Decomposition* (SVD) (Strang, 1980) (Press et al., 1988) (Golub and Loan, 1989) e *FastMap* (Faloutsos and Lin, 1995).

4.3.2 Métodos de Acessos a dados no Espaço Métricos

O princípio básico dos métodos criados para indexação no espaço métrico é utilizar a distância entre dois elementos para decidir a posição deles na estrutura. Desta forma, é possível formar estruturas hierárquicas, nas quais cada nó possui um objeto representativo, ou ponto de referência, para todo o conjunto ao qual ele pertence, e cada um dos elementos inseridos naquele conjunto tem a distância em relação ao seu representativo.

O primeiro trabalho encontrado na literatura envolvendo a indexação de dados métricos é o de Burkhard e Keller (Burkhard and Keller, 1973). Nesse trabalho os autores propõem uma estrutura, em forma de uma árvore hierárquica e multi-vias, também chamada na literatura de BKT. O objetivo desta estrutura é permitir que possa encontrar o melhor par entre duas palavras, dada uma consulta textual em um arquivo ASCII. Para comparar as palavras, a métrica utilizada retorna como valor da distância, valores inteiros. A construção desta estrutura é baseada em pivôs, ou seja, todo elemento colocado na raiz de uma sub-árvore é chamado de pivô, sendo ele é usado para divisão espacial dos objetos. Para construir esta estrutura, um objeto $p \in \mathbb{U}$ escolhido de forma aleatória é colocado na raiz da árvore. Assim, defini-se $\mathbb{U}_i = \{u \in \mathbb{U}, d(u, p) = i\}$ como sendo o conjunto de todos os objetos que estão à distância $i > 0$ em relação à raiz, e este processo se repete até que o número de objetos não seja maior do que o número permitido pelo *bucket*⁷ da estrutura. Para efetuar uma busca, do tipo *Range Query*, em uma BKT, primeiramente, é necessário fornecer um objeto q e uma distância r , que é o raio de cobertura. A busca começa na raiz da estrutura e segue por todos os filhos i , tal que $d(p, q) - r \leq i \leq d(p, q) + r$, e continua recursivamente. Se uma folha (ou *Bucket* de um ou mais elementos) for alcançada então compara-se seqüencialmente todos os seus elementos. Cada vez que

⁷estrutura que representa os nós árvore e que armazena os objetos que têm a mesma distância em relação ao seu representativo.

é feita uma comparação com os pivôs ou com os elementos de um *bucket*, recupera-se os elementos onde $d(q, u) \leq r$, ou seja, os elementos cuja distância é menor ou igual ao raio de cobertura.

A partir do trabalho de Burkhard e Keller surgiram outros, também relacionados à funções distâncias que retornam valores discretos, tais como *Fixed-Query Trees* (ou FQTs) de (Baeza-Yates et al., 1994), que é uma estrutura de árvore semelhante à BKT, mas, diferente com relação à organização dos pivôs, pois, na FQT, há um pivô diferente por nível, ou seja, o mesmo para todos os nós em cada nível, e os elementos reais estão armazenados nas folhas. A vantagem desta construção é que as consultas são guardadas durante *backtracking* que ocorre na árvore; se, durante as consultas, visita-se vários nós do mesmo nível, então não é necessário que se faça mais que uma comparação, pois os pivôs que estão naquele nível são iguais. Esta característica diminui a complexidade computacional em relação à FQT. Uma outra estrutura, a *Fixed-Height FQT* (ou FHQTs), também proposta em (Chávez et al., 2001), é uma variante da FQT, mas com a principal diferença de que todos os nós folhas estão na mesma altura h , e, diferente da estrutura BKT, não se considera o tamanho do *Bucket* e, semelhante à FQT, utiliza-se um pivô diferente por nível. Outra estrutura, as FQA *Fixed Queries Array* (Chávez et al., 1999), não são árvores, mas sim representações compactas da FHQT em forma de *array*. O tipo de organização das estruturas FQAs faz com que ela possua uma eficiência computacional maior que as FHQT. A representação destas estruturas está na Figura 4.9.

Figura 4.9: Exemplo de representação das estruturas BKT, FQT, FHQT e FQA

Em 1991, Uhlmann propôs o MAEMs *Vantage-Point Tree* (VPT) (Uhlmann, 1991). Diferente dos trabalhos apresentados anteriormente, essa estrutura foi projetada para

trabalhar com métricas que lidam com valores contínuos. Além disso, essa estrutura é uma árvore binária em que cada nó armazena um objeto e um raio para particionar o espaço, ou seja, o raio é usado como critério para decidir em qual sub-árvore um novo objeto deve ser inserido. Nesse trabalho, Uhlmann ressalta que a VPT também pode ser generalizada para uma árvore multi-vias.

Um outro algoritmo proposto em (Uhlmann, 1991) foi o *Generalized Hyper-plane Tree* (GHT); a construção desta estrutura é idêntica a *Bisector Trees* (BST), proposta por (Kalantari and McDonald, 1983). Entretanto, a GHT utiliza um hiperplano como critério para divisão espacial no momento da busca, diferente da BST que utiliza o raio de cobertura de cada “dois centros” escolhido para fazer o mesmo trabalho. A GHT, como a BST, é uma árvore binária, sendo esta construída da seguinte forma: cada nó é composto por dois objetos s_1 e s_2 escolhidos arbitrariamente; os objetos mais próximos ao primeiro objeto, s_1 , são armazenados na sub-árvore esquerda do nó, os objetos mais próximos a s_2 são armazenados na sub-árvore direita do nó. O processo é repetido de forma recursiva até que todos os objetos tenham sido inseridos. Dependendo da boa seleção dos objetos chaves, a árvore tende a ser balanceada. Em seu trabalho, Uhlmann, garante que a GHT poderia ter desempenho melhor que as VPT em dados com alta dimensão, mas os resultados experimentais mostram que o desempenhos das GHTs não supera o desempenho das VPTs.

Uma outra estrutura, variante da GHT, chamada GNAT (*Geometric Near-Neighbor Access Tree*), foi proposta por Brin (Brin, 1995). A diferença básica em relação à GHT é que, nesta árvore, são escolhidos mais de dois representativos por nó. O processo de inserção é similar, isto é, o objeto é comparado com todos os representativos e é inserido naquela sub-árvore correspondente ao mais próximo. Além disso, cada sub-árvore armazena, no nó pai, as distâncias mínima e máxima dos objetos em relação aos seus respectivos representativos. A recuperação de informações nesta estrutura é feita da seguinte forma: como em cada nó representativo c_i ficam armazenadas as distâncias mínima e máxima, um objeto a ser consultado, q , é comparado com alguns centros c_i e são descartados, através da propriedade de desigualdade triangular, aqueles que estão fora da faixa de distância armazenada no representativo. O processo é repetido de forma aleatória escolhendo os centros (representativos) até que nenhum nó possa ser descartado, e segue de forma recursiva, visitando cada sub-árvore e recuperando os nós suficientemente próximos ao objeto de referência q . O desempenho da estrutura GNAT superou em algumas situações o desempenho das VPTs.

Bozkaya e Ozsoyoglu (Bozkaya and Ozsoyoglu, 1997) apresentam a *Multi-Vantage-Point Tree* (MVPT) como uma estrutura baseada na VPT, que utiliza muitos elementos em um único nó, e todos os objetos das sub-árvores subseqüentes são armazenados junto com a sua distância para cada objeto representativo. Esta informação adicional permite reduzir, através da desigualdade triangular, em até 80% a quantidade de cálculos de distâncias em consultas por abrangência (*Range Query*) em comparação

com a VPT. A complexidade computacional da MVPT é menor do que na referente VPT, mas isto não se repete em todos os casos (Chávez et al., 2001) (Bozkaya and Ozsoyoglu, 1997). Uma outra generalização da VPT é a *Vantage Point Forest* (VPF) (Yianilos, 1999), que é uma estrutura projetada para fazer consultas do tipo *k-NN* (*k-Nearest Neighbors*) com raio máximo, o que é análoga uma consulta do tipo *Range Query*.

Todas as estruturas mencionadas nesta seção são estáticas, isto é, não é possível inserir ou remover elementos após a árvore ter sido construída. Além disso, como estas árvores são construídas através de um processo recursivo que não garante a permanência da estrutura balanceada por altura, esta situação exige reorganizações custosas da estrutura para evitar a perda de desempenho. Estas deficiências estruturais foram superadas por outras estruturas, os MAEMs dinâmicos, que são as estruturas *M-Tree* e a *Slim-tree*, que são apresentadas a seguir.

4.3.2.1 Os MAEMs dinâmicos

4.3.2.1.1 *M-Tree*

O MAEM *M-Tree* (Ciaccia et al., 1997) é uma adaptação das árvores *R-Tree* para dados métricos. Esta estrutura tem a forma de árvore balanceada por altura, ou seja, a diferença de nível dos nós folhas é no máximo 1 (um), sendo apropriada para lidar com bases de dados em ambientes dinâmicos. Outra propriedade desta estrutura refere-se a sua capacidade para indexar objetos utilizando comparação de atributos, através de funções de distância restritas a postulados métricos, que não são adequados a espaços vetoriais.

Na estrutura *M-Tree*, o nó interno não possui o mesmo conteúdo que o nó folha. Cada elemento de um nó folha contém a informação que compõe o objeto propriamente dito, o identificador do objeto (*OID*) e o valor representando a distância entre este nó e o objeto representativo daquele grupo. O nó interno, com exceção da raiz, contém o objeto propriamente dito, um ponteiro relacionado à sua sub-árvore, um raio de cobertura abrangendo toda a sub-árvore e o valor da distância entre este nó e o seu objeto representativo. O objeto representativo de cada nó armazena seu raio de cobertura e deve ser aquele que está mais próximo ao centro em relação aos outros, isto é, o objeto mais similar aos outros elementos do mesmo nó. Os elementos mais próximos aos representativos são organizados dentro de uma sub-árvore que tem aquele representativo como raiz.

A *M-Tree* armazena todos os objetos indexados, representados por suas chaves e seus atributos, em qualquer um dos seus nós folha. De forma similar às *R-Tree*, o particionamento do espaço métrico não gera, necessariamente, regiões disjuntas, o que significa que podem ocorrer sobreposições. O particionamento dos objetos utiliza como base suas distâncias relativas, medidas através de uma métrica específica, armazenando os objetos dentro de nós de tamanho fixo.

A operação de busca na *M-Tree* é acelerada através da utilização de uma propriedade dos espaços métricos, chamada de desigualdade triangular. Esta propriedade utiliza os raios de cobertura dos objetos representativos, e a distância entre estes objetos representativos e os demais objetos pertencentes a aquele nó. A inserção de objetos na *M-Tree* será descrita na próxima seção, uma vez que esta operação é semelhante àquela realizada no MAEM *Slim-tree*.

4.3.2.1.2 *Slim-tree*

O MAEM *Slim-Tree* foi proposto por Traina em (Traina Jr. et al., 2000b). Esta estrutura foi baseada nos modelos do MAE *R-Tree* e do MAEM *M-Tree*. A *Slim-Tree* consiste de uma árvore balanceada, dinâmica e que cresce de baixo para cima, assim como a *BTree*, *R-Tree* e *M-Tree*. O funcionamento desta estrutura é semelhante ao da *M-Tree*, porém a ordem de complexidade do algoritmo de particionamento é menor, o que melhora o desempenho das consultas. Assim como em outras árvores métricas, os objetos são armazenados em disco e em páginas de tamanho fixo (cada nó tem um número máximo de elementos) e cada página corresponde a um nó da árvore. A *Slim-Tree* possui dois tipos de nó: o nó-índice e o nó-folha. O nó-índice é um registro que é definido por:

$$\text{nó-índice} = \text{Entidade}_{\text{Representativo}} + \text{Entidade}[1] \cdots \text{Entidade}[N]. \quad (4.6)$$

Isto significa que todo nó-índice tem uma *Entidade_{representativo}*. Cada entidade constituinte deste nó, sendo esta um nó representativo ou não, é definida por:

$$\text{Entidade} = [\text{Obj}, \text{Dist}, \text{Sub}, \text{Raio}, \text{Num}], \quad (4.7)$$

onde cada campo é definido por:

- *Obj*: corresponde ao objeto que está definido dentro do espaço métrico;
- *Dist*: distância entre este objeto e o representativo do nó ao qual pertence. Se esta entidade é um nó representativo, então, o valor de *Dist* = 0;
- *Sub*: referência para o nó do nível inferior, ou nó filho (um nível abaixo);
- *Raio*: raio de cobertura, pode ser obtido somando-se a maior distância entre uma entidade, pertencente a um nó-índice, e uma outra entidade do nó-índice do nível inferior (nó filho) com o maior raio de cobertura armazenado nestes nós. Se o nó-índice está indexando nós-folhas então, para este nó, o raio de cobertura corresponde à maior distância entre este nó e dos objetos indexados nas folhas;
- *Num*: número de objetos indexados nos nós-folhas do seu nó filho, ou seja, da sub-árvore a qual referencia.

A *Entidade_{representativo}* armazena o objeto representativo de um nó-índice e indexa (engloba) todas as entidades pertencentes aos nós de níveis inferiores a esta, sendo tal informação armazenada no campo *Raio* de seu registro. No momento de uma consulta por abrangência ou *k*-vizinhos mais próximos, esta entidade é usada como referência para verificar qual ramo da árvore deve-se investigar para localizar o conjunto de objetos (ou o objeto) que se deseja buscar. O nó-índice tem como principal objetivo organizar a árvore de forma hierárquica de modo a facilitar a recuperação dos objetos armazenado nas nos nós-folhas. Uma representação deste tipo de nó pode ser observada na Figura 4.10,

Figura 4.10: Estrutura do nó-índice da *Slim-Tree*

No último nível dos nós da árvore encontram-se os nós-folhas, que são definidos como segue:

$$\text{nó-folha} = \text{Entidade}[1] \cdots \text{Entidade}[N]. \quad (4.8)$$

Cada entidade constituinte de um nó folha é definida por:

$$\text{Entidade} = [\text{Obj}, \text{Oid}, \text{Dist}], \quad (4.9)$$

onde cada campo significa:

- *Obj*: objeto que está definido dentro do espaço métrico;
- *Oid*: identificador do objeto. Utilizado para encontrar o objeto na base em que está armazenado;
- *Dist*: distância entrem este objeto e o representativo do nó ao qual pretence. Se esta entidade é o objeto representativo do nó que está referenciando este nó-folha então o valor de $\text{Dist} = 0$. Deve-se ressaltar que não existe *Entidade_{representativo}* nos nós-folhas, tal entidade existe até o nível anterior a esses nós.

A principal função dos nós-folhas é armazenar os objetos propriamente ditos, é a partir dos nós-folhas que os objetos são recuperados.

O mecanismo de inserção de objetos na *Slim-Tree* e na *M-Tree* é o mesmo, sendo tal mecanismo, descrito de forma resumida a seguir.

Descrição do algoritmo de inserção da *Slim-free*

Figura 4.11: Estrutura de um nó-folha da *Slim-Tree*

A partir do nó raiz, o algoritmo tenta alocar um nó para abrigar o novo objeto. Esta busca é feita verificando se o centro (ou representativo) de determinado nó está mais próximo do novo objeto. Assim que o nó é encontrado, aumenta-se o raio de cobertura do objeto representativo do nó escolhido a fim de cobrir o novo objeto. Por outro lado, se as condições de similaridades são satisfeitas em mais de um nó, então, é executado um algoritmo chamado *ChooseSubtree* para escolher um novo objeto representativo. Esse processo é aplicado em todos os níveis da árvore até que a inserção do objeto seja feita na sub-árvore que possui o menor grau de ocupação.

A estrutura da *Slim-Tree* possui três opções para o algoritmo *ChooseSubtree*:

- *Random*: escolhe aleatoriamente um dos nós que se dentre aqueles que satisfazem as condições de similaridade;
- *Mindist*: escolhe o nó que possui menor distância em relação ao novo objeto e em relação ao representativo daquele nó;
- *Minocup*: escolhe o nó que possui menor ocupação dentre aqueles que satisfazem as condições de similaridades. Este método é *default* no algoritmo da *Slim-Tree*, devido a melhor performance frente aos outros métodos sugeridos.

A opção *Minocup* utiliza o campo *Num* presente no registro do nó-índice para selecionar o nó com menor número de entidades. Os resultados, utilizando esta opção para o algoritmo *ChooseSubtree*, foram bastante satisfatórios, pois as árvores obtidas apresentaram-se mais compactas, o que resultou em um número de acessos a disco e cálculos de distância menor para responder a consultas por similaridade.

Durante o processo de inserção pode ocorrer uma situação na qual o nó escolhido já está com sua taxa de ocupação máxima. Neste caso, deve-se alocar um novo nó e dividir (quebrar) este nó em dois. Algumas políticas são efetuadas para fazer a quebra de nós, sendo estas executadas através dos seguintes algoritmos:

- *Random*: seleciona aleatoriamente dois objetos representativos para os novos nós. Os demais objetos, pertencentes ao nó que será dividido, serão distribuídos entre estes dois nós, pelo critério de menor distância entre o objeto e o objeto representativo de cada destes. Esta não é a melhor estratégia, mas é a mais rápida;

- *minMax*: todos os possíveis pares de objetos são considerados como potenciais representativos. Desta forma, o algoritmo avalia cada um destes pares, considerando a associação dos demais elementos a cada um dos representativos que compõem o par em questão. O par de objetos que minimizar o raio de cobertura de cada uma de suas sub-árvores será o escolhido. A complexidade do algoritmo, no caso médio, é de $\Theta(C^3)$ usando $\Theta(C^2)$ cálculos de distância, onde C é o número médio de objetos armazenados em nós que não é o nó raiz. Este algoritmo é usado pelo MAEM *M-Tree* e, apesar de ser muito custoso, permite um desempenho satisfatório na realização de consultas (Ciaccia et al., 1997);
- *Minimal Spanning Tree (MST)*: a partir dos objetos presentes no nó que será quebrado, constrói-se uma árvore geradora mínima, ou seja, uma árvore de caminho mínimo cujo arco mais longo (de maior distância) deverá ser removido. Assim, obtém-se dois agrupamentos (clusters) compostos pelos dois novos nós resultantes da quebra, sendo que cada um dos dois nós possuirá um representativo que será colocado no novo nó que foi criado. Nos testes realizados por Traina em (Traina Jr. et al., 2000b), o algoritmo *MST* permitiu a construção da *Slim-Tree* de forma equivalente às construídas pelo algoritmo *minMax*, porém com um tempo bem menor. Isto pode ser notado pela complexidade do algoritmo, para o caso médio, que é $\Theta(C^3)$ usando $\Theta(C^2)$ cálculos de distância. Este método é *default* na *Slim-Tree*.

Representação da estrutura *Slim-tree*

A Figura 4.14 apresenta uma representação, em forma de árvore, de uma *Slim-Tree* com seus nós-índices e seus nós-folhas. Vale notar que estrutura indexa 13 (treze) vetores com valores reais, sendo estes encontrados no último nível da árvore, ou seja, nos nós-folhas. Os dois vetores que estão no primeiro nível da árvore são exatamente os representativos dos dois nós-índices resultantes da quebra de um dos nós. É comum haver repetições de objetos nos nós-índices em vários níveis da estrutura, contanto que estes objetos sejam representativos de algum nó. Nos nós-folhas, não há repetição de objetos, qualquer que seja a situação. Alguns objetos são repetidos por representarem regiões de abrangência que indexam outros objetos. A utilização de objetos representativos para cada nó-índice é importante, pois, no momento de uma consulta, as informações, armazenadas nos registros dos nós dos objetos representativos são utilizadas para comparação, a partir dos primeiros níveis da árvore até chegar nos nós-folhas. A Figura 4.12 apresenta uma representação conceitual da *Slim-Tree*, apresentada na Figura 4.14. Esta representação mostra como os dados estão distribuídos espacialmente entre as regiões de abrangência de cada nó-índice. A informação das regiões de abrangência de cada nó-índice está guardada no campo *Raio*. Neste caso, a métrica utilizada é a $L2$ (Distância Euclidiana), por isso a representação das regiões de abrangência tem a forma circular. Vale observar que

as linhas em negrito correspondem às es de abrangência dos nó-índices do primeiro nível, que são os vetores L e F . Como, no primeiro nível da árvore, o nó raiz não possui objetos representativos, os objetos que lá estão armazenados são exatamente os representativos dos nós do nível abaixo, ou seja, do segundo nível.

Figura 4.12: Representação conceitual da estrutura *Slim-Tree*.

(a) Situação de sobreposição antes da aplicação do *Slim-down*. (b) Sobreposição eliminada depois da aplicação do *Slim-down*.

Figura 4.13: Efeitos do algoritmo *Slim-down*: antes e depois.

Serve-se observar que, na representação conceitual da *Slim-Tree*, as regiões de abrangência dos vetores L e F abrigam todos os demais vetores indexados pela estrutura. O vetor L indexa os vetores K, B, H, G e D ; o vetor F indexa os vetores C, A, M, I, J, E e D . Descendo um nível, ou seja, passando para o segundo nível (linha pontilhada), tem-se o vetor I indexando os vetores D, E e J ; o vetor F indexando o vetor C ; o vetor A indexando o vetor M . Agora, na sub-árvore, que tem como representativo o vetor L no primeiro nível, tem-se a seguinte configuração para o segundo nível: o vetor H indexa os vetores K, G e D ; o vetor L indexa os vetores K e B . Os vetores K, B, G, E, J, D, C e M não possuem regiões de abrangência porque não indexam

objeto algum. Uma outra situação, que pode ser melhor observada na Figura 4.12, é a existência de sobreposições (*Overlapping*) das regiões de abrangência.

O vetor D é, ao mesmo tempo, indexado por duas regiões diferentes, L e F , no primeiro nível; o vetor K é indexado, ao mesmo tempo, por duas regiões de abrangência diferentes, ou seja, as regiões de do vetores H e L , no segundo nível. Desta forma nota-se que as sobreposições são identificadas a partir de regiões de abrangência pertencentes a objetos representativos diferentes, localizados em um mesmo nível da árvore.

A situação de sobreposição de regiões de abrangência é significativa, principalmente, no momento da consulta, pois esta leva ao aumento do número de acessos a disco e de cálculos de distância, o que se deve ao fato de que haverá um número maior de sub-árvores para consultar. Por exemplo, se em uma consulta por abrangência, o nó onde está localizado o vetor D , tiver que ser acessado, o algoritmo vai avaliar, primeiramente, em qual das sub-árvores o objeto está. Neste caso, o objeto procurado está em duas sub-árvores, isto é, na sub-árvore que tem como representativo o vetor L e na sub-árvore que tem como representativo o o vetor F . Portanto, a busca será feita, primeiramente, em uma sub-árvore e, depois, na outra. Esta situação, como já foi dito, aumenta significativamente o custo computacional da consulta.

Como uma alternativa para minimizar as sobreposições entre regiões em cada nível da árvore, a aplicação do algoritmo *Slim-down* da *Slim-Tree* pode ser uma solução satisfatória. Na figura 4.13(a) as regiões de cobertura do objeto a e b sobrepõem-se, ambas envolvendo o objeto d . Depois da aplicação do algoritmo *Slim-down*, o objeto d é alocado na sub-árvore do objeto a e a região de cobertura do objeto b é reduzida para eliminar a situação de sobreposição. Após a aplicação do *Slim-down*, a operação de busca será feita com uma complexidade computacional menor, pois a consulta será realizada somente pelo caminho do objeto a , e não mais pelos dois caminhos a e b , como na situação anterior. A aplicação do algoritmo *Slim-down* pode ser muito custosa, dependendo do volume de dados indexados pela *Slim-Tree*. Portanto, é interessante, primeiramente, verificar o grau de sobreposições existentes na estrutura antes de aplicar o *Slim-down*. Uma das contribuições do MAEM *Slim-Tree* é o cálculo do *fat-factor* (Traina Jr. et al., 2000b), que torna possível avaliar a se árvore métrica em questão é considerada “boa” ou “ruim” para realizar uma consulta por similaridade. Este cálculo é feito a partir da estimativa do número de acessos a disco ou número de cálculos de distância que podem ser realizados em uma consulta, por exemplo, por abrangência. O cálculo do *fat-factor* retorna valores no intervalo $[0, 1]$, isto significa que a pior árvore para se fazer uma consulta por similaridade tem o *fat-factor* igual a 1 (um) e a árvore ideal tem o *fat-factor* igual a 0 (zero).

4.4 Considerações finais

Considerando as contribuições apresentadas pelo MAEM *Slim-Tree*, tais como o desenvolvimento do *Minocup*, *MST*, *Slim-down* e *fat-factor*, quando comparada com a *M-Tree*, nas mesmas condições, a primeira mostrou desempenho superior, tanto em número de acessos a disco quanto em número de cálculos de distância para responder a consultas por abrangência (Traina Jr. et al., 2000b).

Apesar de não terem sido abordados neste trabalho, os algoritmos de consultas por abrangência e de consultas por k -vizinhos mais próximos utilizados pela estrutura *Slim-Tree* são considerados importantes. Detalhes sobre estes podem ser encontrados em (Ciaccia et al., 1997).

A partir dos estudos realizados a respeito de estruturas de dados para indexação e recuperação de informações e também por possuírmos o código fonte e uma versão funcional do MAEM *Slim-Tree* implementada em linguagem C++, gentilmente cedidos pelo GBDI-ICMC-USP, que tem como coordenadores os Prof. Drs. Caetano Traina Jr. e Agma J. Traina, podemos concluir que o MAEM *Slim-Tree* mostrou-se mais adequado aos propósitos descritos neste trabalho.

Neste capítulo, foram apresentados, de uma maneira resumida, os MAEs e MAEMs mais comuns para indexação e recuperação de informações. No próximo capítulo será apresentado, de maneira detalhada, um sistema que combina um modelo da família ART com o MAEM *Slim-Tree* como uma forma alternativa para indexação e recuperação de informações por medidas de similaridade.

Figura 4.14: Representação de uma *Slim-Tree* com seus nós-índices e seus nós-folhas

Recuperação de Informações Utilizando um Modelo da família ART

5.1 Introdução

Como o objetivo principal deste presente trabalho é avaliar a possibilidade de aplicação de um modelo da família ART em combinação com a estrutura *Slim-Tree* afim de se obter um modelo híbrido capaz de responder a consultas por similaridade, resolveu-se analisar a capacidade de cada um dos modelos estudados, isto é, os modelos ART2, ART2-A e Fuzzy ART, com relação à classificação de dados em diferentes bases de dados. O objetivo desta análise faz parte do aprofundamento de estudo e compreensão do funcionamento destes modelos ART, para que se possa aplicar da melhor forma possível suas características. Na próxima seção, é descrita uma metodologia de como foram realizados os experimentos com os modelos da família ART estudados no Capítulo 3.

5.2 Os experimentos com os modelos da família ART estudados

Os experimentos com os modelos família ART foram realizados considerando-os como se fossem classificadores, apesar de estes modelos serem implementados com o paradigma de aprendizado não-supervisionado. Além disso, o modo de treinamento utilizado para os três modelos foi o modo lento, com taxa de aprendizagem $\beta = 0.01$. Partindo destas considerações, foram executados os passos descritos a seguir. Inicialmente, para as bases de dados da Tabela 5.1 que possuem valores reais positivos,

foi necessário padronizar seus valores para que estes pertencessem ao intervalo $[0, 1]$. Isto foi feito através da seguinte equação (Weiss and Indurkhay, 1998):

$$\nu(i)' = \frac{\nu(i) - \text{mean}(\nu)}{\text{std}(\nu)}. \quad (5.1)$$

onde ν é o componente do vetor coluna que será normalizado, $\text{mean}()$ é a média aritmética do vetor ν , $\text{std}()$ é o desvio padrão do vetor ν e $\nu(i)'$ é o novo componente do vetor coluna padronizado. Segundo (Weiss and Indurkhay, 1998), dados padronizados desta forma são mais adequados para aplicações que envolvem cálculos de distância.

Por outro lado, para as bases de dados com valores reais positivos e negativos, foi aplicada a Equação 5.1, para padronizar seus valores para o intervalo $[-1, 1]$. Em seguida, também foi necessário transformar estes valores em valores que pertencem ao intervalo $[0, 1]$. Isto foi feito utilizando a seguinte equação (Masters, 1993):

$$\nu(i)'' = r * (\nu(i)' - \text{RowMin}) + \text{RangeMin}, \quad (5.2)$$

onde o valor de r é obtido através da equação:

$$r = \frac{\text{RangeMax} - \text{RangeMin}}{\text{RowMax}(\nu) - \text{RowMin}(\nu)}, \quad (5.3)$$

onde RangeMax e RangeMin corresponde aos valores máximo e mínimos do novo intervalo, e, $\text{RowMax}()$ e $\text{RowMin}()$ correspondem, respectivamente aos valores máximo e mínimo do vetor coluna.

A maioria dos conjuntos de dados testados nos experimentos (Tabela 5.1) realizados neste trabalho são do repositório (UCI) (Blake and Merz, 1998), exceto o conjunto de dados *Eigenfaces* (Wactlar et al., 1996) que pertence ao projeto *Infomedia* da Universidade Carnegie Mellon, Estados Unidos. com exceção da base de dados *Eigenfaces*

Em seguida os dados foram rotulados como pertencentes as sua respectivas classes e submetidos como entrada às redes ART. Foram realizadas de 10 (dez) execuções, utilizando no mínimo 10 (dez) ciclos de treinamento e acrescentando 1 (um) ciclo para cada execução, para os quais os padrões de entrada foram apresentados à rede de forma aleatória, i.e., cada ciclo com uma ordem diferente. Como a criação dos *clusters* na camada de saída das redes ART é feita dinamicamente, o algoritmo é que vai determinar quantos *cluster* devem ser criados. Considerando o fato de se conhecer o número de classes existentes (o que nem sempre ocorre de antemão, como é o caso da base de dados *Eigenfaces*), o número de *clusters* foi fixado de acordo com aquele que cada base de dados deve possuir. Isto significa, que se os padrões de uma determinada base são classificados em 2 (duas) classes apenas, então, o número de *clusters* foi fixado em 2 (dois).

<i>Bases de Dados</i>	<i>Descrição</i>
<i>Iris</i>	Conjunto de 150 vetores com 4 atributos (valores reais) cada e 3 classes de flores Iris.
<i>Vinhos</i>	Conjunto de 178 vetores com 13 atributos (valores reais) cada e 3 classes de vinhos.
<i>Wisconsin Diagnostic Breast Cancer (WDBC)</i>	Conjunto de 569 vetores (valores reais) com 31 atributos cada e 2 classes: maligno ou benigno.
<i>Wisconsin Breast Cancer (WBC)</i>	Conjunto de 683 vetores com 9 atributos (valores reais) cada e 2 classes: maligno ou benigno.
<i>Pima Indian Diabetes (PID)</i>	Conjunto de 768 vetores com 8 atributos (valores reais) cada e 2 classes: positivo ou negativo para diabetes.
<i>Waveform</i>	Conjunto de 5000 vetores com 21 atributos (valores reais) cada e 3 classes de ondas.
<i>Eigenfaces</i>	Conjunto de 11900 vetores de faces com 16 atributos (valores reais no intervalo $[0, 1]$) cada. Cada face foi processado com o método <i>Eigenfaces</i> .

Tabela 5.1: Bases de dados utilizadas nos experimentos.

A avaliação da classificação foi feita através de uma matriz de confusão (Peper et al., 1993), que indica quantos elementos, de cada classe, foram agrupados nos *cluster* formados pela rede.

A Tabela 5.2 mostra a média aritmética dos resultados, extraídos da matriz de confusão, a partir 10 (dez) execuções com 10 (dez) ciclos de treinamento, considerando como conjunto de treinamento todos os elementos constituintes de cada base de dados.

Bases de Dados	Clusters	Modelos		
		ART2	ART2-A	Fuzzy ART
<i>Iris</i>	3	72%	94%	85%
<i>Vinhos</i>	3	70%	70%	53%
<i>WDBC</i>	2	86%	89%	61%
<i>WBC</i>	2	86%	86%	61%
<i>Waveform</i>	3	52%	51%	35%
<i>PID</i>	2	54%	56%	64%

Tabela 5.2: Desempenho das redes ART2, ART2-A e Fuzzy ART.

A Tabela 5.3, do mesmo modo que a Tabela 5.2, mostra a média aritmética dos resultados, extraídos da matriz de confusão, a partir de 10 (dez) execuções com, no mínimo, 10 (dez) ciclos de treinamento, considerando como conjunto de treinamento todos os elementos constituintes de cada bases de dados. A diferença é que, para

os experimentos da Tabela 5.3 os modelos ART2 e ART2-A tiveram o parâmetro para supressão de ruído (θ) ativado. Neste caso, seus valores deste parâmetro foram experimentalmente determinados para cada conjunto de dados testado.

Bases de Dados	Clusters	Modelos	
		ART2	ART2-A
Iris	3	90%	94%
Vinhos	3	85%	84%
WDBC	2	89%	82%
WBC	2	90%	86%
Waveform	3	57%	72%
PID	2	56%	63%

Tabela 5.3: Desempenho das redes ART2 e ART2-A, com a ativação do parâmetro θ (supressão de ruído).

A Tabela 5.4 mostra a média aritmética dos resultados, extraídos da matriz de confusão, a partir 10 (dez) execuções com, no mínimo, 10 (dez) ciclos de treinamento, considerando como conjunto de treinamento apenas 50% dos elementos constituintes de cada base de dados, escolhidos aleatoriamente e o conjunto todo para classificação dos dados. Além disso, neste experimento, os modelos ART2 e ART2-A foram treinados com o parâmetro de supressão de ruído e comparados com o modelo *Fuzzy ART*.

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%

Tabela 5.4: Desempenho dos modelos ART2, ART2-A e Fuzzy ART.

Observe que na Tabela 5.4, o modelo Fuzzy ART apresentou melhoras significativas na classificação em relação à Tabela 5.2, mas ainda não foram suficientes para superar os outros dois modelos. O desempenho dos modelos ART2 e ART2-A podem ser considerados bem parecidos, tanto na Tabela 5.4 quanto na Tabela 5.2. Outra característica, que pode ser observada, pelos resultados apresentados na Tabela 5.2 e na Tabela 5.4, é que o treinamento da rede ART2-A não precisa ser, necessariamente, realizado com todos os dados da base.

Considerando os resultados obtidos com as experimentações nos modelos ART, os estudos realizados a respeito destes modelos (de acordo com o apresentado no Capítulo 3), e por apresentar um tempo de pré-processamento menor do que o modelo

ART2, escolheu-se o modelo ART2-A como o mais adequado para a implementação do modelo híbrido.

A próxima seção descreve como foi feita a combinação do modelo ART2-A com o MAEM *Slim-Tree*.

5.3 Construção de um modelo híbrido

A Figura 5.1 apresenta um modelo híbrido que combina a rede neural ART2-A com o MAEM *Slim-Tree*. Neste modelo, cada neurônio da camada de saída implementa uma *Slim-Tree* correspondente. Na implementação do modelo ART2-A, bem como dos

Figura 5.1: Combinando a Arquitetura da Rede ART2-A com o MAEM *Slim-Tree*.

outros modelos descritos em detalhes no Capítulo 3, cada neurônio da camada F_2 é criado como um registro contendo dois campos: um campo para guardar o valor de ativação do neurônio e o outro campo para armazenar o nó raiz da *Slim-Tree*, que será criada durante o processo de agrupamento dos dados.

O processo de agrupamento e recuperação de informações ocorre como descrito a seguir. Inicialmente, um conjunto de padrões deve ser submetido à rede ART2-A para treinamento. Em seguida, submete-se ao sistema híbrido, todo o conjunto de dados que se pretende consultar, o qual poderá ou não ser o mesmo conjunto utilizado para treinamento. Através do processamento do sistema híbrido, os dados são automaticamente agrupados cada qual em seu respectivo *cluster*.

A inserção dos objetos nos seus respectivos *clusters* é feita da mesma maneira como foi descrita no capítulo 4, Seção 4.3.2.1.2, em que é feita uma descrição a respeito da estrutura *Slim-Tree*.

Após o término do processo de agrupamento dos dados, o novo modelo (ART2-A+-Slim-tree) estará pronto para receber o conjunto de dados referente às consultas desejadas. Na forma em que foi implementado, no conteúdo do arquivo correspondente a estes dados, deve constar o vetor de atributos de cada objeto que se deseja consultar, mais os parâmetros necessários para o tipo de consulta desejado e o tipo de métrica usada. Estes parâmetros indicam o tipo de consulta a ser realizada, que pode ser: consultas por abrangência ou consulta por k -vizinhos mais próximos. Neste trabalho foi utilizada somente a métrica $L2$, ou seja, a distância Euclideana. Neste texto, cada padrão pertencente ao conjunto de consultas, será denominado objeto de referência.

O processo de recuperação de informações é realizado como segue. O objeto de referência é submetido ao sistema híbrido que, por sua vez, selecionará, através de medidas de similaridade, em qual dos *clusters* deverá ser feita a busca. Uma vez determinado o *cluster*, a consulta será realizada na *Slim-Tree* correspondente àquele *cluster*. Da forma como foi implementado, as estatísticas da busca, que consiste no número de acesso a disco e no número de cálculos de distância efetuados, são armazenados num arquivo corresponde a aquele *cluster*.

Na próxima seção, é descrito a metodologia que foi usada para obtenção dos resultados das consultas realizadas, a partir do modelo híbrido proposto, para comparação deste com o MAEM *Slim-Tree* nas mesmas condições, isto é, considerando os mesmos conjuntos de dados.

5.4 Resultados dos experimentos

Nessa seção, são apresentados os resultados dos experimentos realizados neste presente trabalho, assim como a metodologia que foi utilizada. Deve ser observado, que para os testes de recuperação de informações, as bases de dados usadas foram: *Iris*, *Waveform* e *Eigenfaces*. Além disso, a implementação do sistema híbrido foi realizada utilizando o software Microsoft Visual C++ em ambiente operacional Windows 2000/NT.

Para explicar a metodologia utilizada, resolveu-se adotar como referência os experimentos realizados no MAEM *Slim-Tree* com a base de dados *Iris*. Vale lembrar que a metodologia é a mesma para as outras duas bases de dados.

Para as consultas por abrangência, foram criados 4 (quatro) arquivos, um para cada raio de abrangência. Assim, todos os objetos de cada arquivo foram consultados com o mesmo raio de abrangência. Além do raio de abrangência, também foi necessário identificar uma métrica a ser usada. Em todos os experimentos realizados neste trabalho, a métrica usada foi a Euclideana ($L2$). Uma vez obtidos os resultados da busca, calculou-se a média aritmética dos números de acessos a disco e dos números de cálculos de distância, para cada um dos 4 (quatro) raios de abrangências. Os seguintes valores foram considerados como raio de abrangência: 0.001, 0.01, 0.1 e 1.0.

Para realizar consultas por k -vizinhos mais próximos, o mesmo procedimento foi adotado, ou seja, foram criados 4 arquivos, um para cada k de vizinhos mais próximos. Os seguintes valores foram tomados para k : 300, 600, 900 e 1200, exceto para a base *Iris*, para a qual foi adotada os seguintes valores de k : 10, 20, 30 e 40. Além do número de vizinhos mais próximos, também foi necessário identificar métrica a ser usada. Uma vez obtido os resultados da busca, calculou-se a média aritmética dos números de acessos a disco e dos números de cálculos de distância, para cada número k , de vizinhos mais próximos.

Em todos os gráficos apresentados, o número médio de acessos a disco e distâncias calculadas para os seus respectivos raios de abrangência (ou de k -vizinhos adotados) aparecem dentro dos retângulos mostrados nas Figuras. Quanto maior for esse número maior o custo computacional envolvido.

Os experimentos realizados com o modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) procederam da seguinte forma. Inicialmente, o treinamento da rede foi realizado, para as bases de dados, *Iris* e *Waveform*, com 50% de todo o conjunto, fixando-se o número de saídas da rede de acordo com o número de suas respectivas classes.

A metodologia de coleta dos resultados difere um pouco daquela usada nos experimentos com a estrutura *Slim-Tree*, pois, cada *cluster* apresenta suas próprias estatísticas, em termos de acessos a disco e cálculos de distância, a respeito da consulta realizada. Uma vez obtidos estes resultados, é preciso juntar o número de acessos a disco e o número de cálculos de distância, das consultas realizadas em cada um dos *clusters* e calcular a média aritmética para obter uma medida de desempenho das consultas. O mesmo foi feito para a estrutura *Slim-Tree*, com a diferença que, esta utiliza apenas 1 (um) arquivo para apresentar as estatísticas de cada consulta realizada.

Os gráficos mostrados nas Figuras 5.2 a Figura 5.9 apresentam uma comparação entre os desempenhos, em termos do número de acessos a disco e do número de distâncias calculadas, tanto para consultas por abrangência quanto para consultas do tipo k -vizinhos mais próximos, para a estrutura *Slim-Tree* e para o modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree).

Nota-se que, em todos esses gráficos, o desempenho do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) foi sempre superior ou igual ao desempenho da *Slim-Tree*.

Considerando os experimentos realizados com a base de dados *Eigenfaces*, Figura 5.10 a Figura 5.13, inicialmente, o treinamento da rede foi realizado com todos padrões da base e foi fixado um número máximo de saídas para a rede, por exemplo, 10 (dez) neurônios. Isto foi feito porque o número de classes não é conhecido *a priori*. Após o treinamento e indexação dos dados, houve a formação de 4 (quatro) *clusters* (isto é, 4 (quatro) *Slim-Trees* no sistema híbrido) na camada de saída. O processo de indexação, recuperação e coleta dos resultados foi feito da mesma maneira da-quele realizado para as duas bases de dados usadas anteriormente, com exceção do

Figura 5.2: Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+*Slim-tree*), em consultas por abrangência realizadas na base de dados *Iris*.

Figura 5.3: Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+*Slim-tree*), em consultas por abrangência realizadas na base de dados *Iris*.

número de exemplos de treinamento. Neste caso, considerou-se, para conjunto de treinamento, a base de dados completa.

Nota-se que para esta base de dados, que não contém nenhuma informação sobre as classes, o desempenho do modelo híbrido foi bem superior ao da *Slim-Trees* (ver 5.10 a Figura 5.13), tanto em relação ao número de acessos a disco quanto ao número de cálculos de distância.

Figura 5.4: Desempenho, em números de acessos a disco, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados *Iris*.

Figura 5.5: Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados *Iris*.

Figura 5.6: Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+*Slim-tree*), em consultas por abrangência realizadas na base de dados *Waveform*.

Figura 5.7: Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+*Slim-tree*), em consultas por abrangência realizadas na base de dados *Waveform*.

Figura 5.8: Desempenho, em número de números de acessos a disco, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados *Waveform*.

Figura 5.9: Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree), em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados *Waveform*.

Figura 5.10: Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+*Slim-tree*) em consultas por abrangência realizadas na base de dados *Eigenfaces*.

Figura 5.11: Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+*Slim-tree*) em consultas por abrangência realizadas na base de dados *Eigenfaces*.

Figura 5.12: Desempenho, em número de acessos a disco, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados *Eigenfaces*.

Figura 5.13: Desempenho, em número de cálculos de distância, do MAEM *Slim-Tree* e do modelo híbrido (ART2-A+Slim-tree) em consultas por k -vizinhos mais próximos realizadas na base de dados *Eigenfaces*.

Conclusão e Trabalhos Futuros

O modelo desenvolvido neste trabalho, tem como principais características ser dinâmico e robusto, considerando-se aplicação para dados multi-dimensionais. Isto é devido às características dinâmicas tanto da rede ART2-A quanto da estrutura *Slim-Tree*. A rede tem a característica de incorporar novo conhecimento sem perder aquele previamente adquirido, e a *Slim-Tree* permite que novos dados sejam inseridos no modelo híbrido, mesmo depois de já haver sido realizado algum tipo de consulta.

Mesmo que não se conheça nenhuma informação a respeito dos dados e que se opte por fazer o treinamento com o conjunto de dados completo, com certeza o espaço de busca será reduzido, devido a formação de *clusters* que ocorre graças ao processamento da rede neural. Assim sendo, mesmo que o treinamento seja demorado, ainda valerá a pena utilizar o sistema híbrido para consulta, pois, uma vez treinada a rede, pode-se fazer uso do conjunto de pesos para se fazer buscas, sem necessidade de novo treinamento da rede. Além disso, se houver a necessidade de armazenar novos dados, estes poderão ser inseridos no sistema híbrido de forma incremental, isto é, o treinamento da rede neural será feito apenas com o novo conjunto de dados, considerando um treinamento prévio para o conjunto de pesos da rede neural. Isto permite um ganho de tempo em relação a aquele que se teria, caso fosse realizado com toda a base de dados, anteriormente usada para treinamento, acrescida do novo conjunto de dados.

O desempenho do modelo teve considerável melhora graças à redução do espaço de busca, proporcionada pelo agrupamento dos dados a partir do modelo neural. Cada neurônio da rede neural funciona como um objeto representativo da *Slim-Tree* e isto faz com que algumas sub-árvores sejam podadas antes que a busca prossiga em frente. Esses representativos foram encontrados graças ao processo de treinamento da rede neural e ficam armazenados na memória principal, uma vez que estes correspondem aos protótipos armazenados nos pesos da rede neural. No caso de se utilizar apenas a *Slim-Tree*, seria necessário montar a árvore completa e fazer a poda considerando a árvore toda (isto é, todos os objetos da árvore armazenados em disco), o que implica um custo computacional maior.

Este modelo apresenta duas contribuições importantes. Para área de RNAs, tem-se um modelo de RNA capaz de fazer recuperação de informações baseadas em conteúdo, isto é, utilizando objetos de referência, e com capacidade de responder a operações de consultas sofisticadas, tais como consultas por abrangência e k -vizinhos mais próximos, o que não é característica comum em modelos de RNAs.

Para a área de *Data Mining*, foi desenvolvido um modelo de busca que apresenta um custo computacional menor do que aquele apresentado pela estrutura *Slim-Tree*.

Além disso, o sistema híbrido será interligado ao projeto **IMiMD** (*Indexing and Data Mining in Multimedia Databases*), financiado pelo Programa ProTem/NSF;

No entanto, estas conclusões levam em consideração apenas os testes apresentados. Para uma conclusão mais geral, será necessário que mais testes com bases de dados diferentes sejam considerados.

A seguir são indicadas algumas propostas futuras para a continuidade deste trabalho:

- Utilizar outras bases de dados com diferentes tipos de dados multimídia, tais como vídeo digitalizado, audio, moléculas de DNA e impressões digitais, e validar do sistema híbrido quando à capacidade de agrupamento e recuperação destes tipos de informações.
- Avaliar a possibilidade de combinar o MAEM *Slim-Tree* com outros modelos de redes neurais da família ART, tanto modelos que implementam o paradigma de aprendizado não-supervisionado quanto modelos que implementam o paradigma de aprendizado supervisionado;
- Incorporar ferramentas para visualização da estrutura *Slim-Tree* formada nos *cluster* criados pela RNA. Isto pode ser útil para se fazer análise dos *clusters*, já que a estrutura pode fornecer a relação de similaridade que cada objeto tem um com outro dentro de cada unidade de *cluster*.
- Inserir o modelo híbrido proposto em uma base de dados conectada a um SGBDM (Sistema de Gerenciamento de Banco de dados Multimídia). Assim, pretende-se tornar possível que um usuário possa efetuar consultas do tipo: "Encontre um conjunto de imagens que diferem de uma dada imagem em no máximo 20%", ou ainda, "Encontre todas as imagens que estão dentro de uma faixa de 10 unidades de uma dada imagem". É esperado que o modelo também possa responder a consultas do tipo: "Encontre os padrões mais freqüentes que aparecem em imagens de tomografia abdominal".
- Incorporar os módulos de implementação dos modelos ART ao simulador de Redes Neurais Kipu (Cuadros, 1998).

Referências Bibliográficas

- Aghbari, Z., OH, K.-S., Feng, Y., and Makinouchi, A. (2002). Som-based k-nearest neighbors search in large databases. In *Sixth Working Conference on Visual Database Systems*, pages 51–65, Brisbane, Australia.
- Albrecht, R. and Merkl, D. (1999). Extracting information from text data bases. *ASP Conferense Series*, 172. <http://citeseer.nj.nec.com/352778.html>.
- Amari, S. I. (1983). Field theory of self-organizing neural nets. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-13:741–748.
- Bachelder, I., Waxman, A., and Seibert, M. (1993). A neural system for mobile robot visual place learning and recognition. In *In Proceedings of the World Congress on Neural Networks*, volume I, pages 512–517, Hillsdale, NJ: Erlbaum Associates.
- Baeza-Yates, R. A., Cunto, W., Manber, U., and Wu, S. (1994). Proximity matching using fixed-queries trees. In Crochemore, M. and Gusfield, D., editors, *Proceedings of the 5th Annual Symposium on Combinatorial Pattern Matching*, volume 807, pages 198–212, Asilomar, CA. Springer-Verlag, Berlin.
- Baldi, P. and Hornik, K. (1989). Neural networks and principal component analysis: learning from examples without local minima. *Neural networks*, 2:53–58.
- Baraldi, A. and Alpaydin, E. (1998). Simplified ART: A new class of ART algorithms. Technical Report TR-98-004, International Computer Science Institute, Berkeley, CA.
- Baraldi, A. and Alpaydin, E. (2002a). Constructive feedforward art clustering networks - part i. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 13(3):645–661.
- Baraldi, A. and Alpaydin, E. (2002b). Constructive feedforward art clustering networks - part ii. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 13(3):662–677.

- Baraldi, A. and Blonda, P. (1999). A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition - part ii. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 29(6):786–801.
- Barlow, H. B. (1989). Unsupervised learning. *Neural Computation*, 1(3):295–311.
- Bartfai, G. (1994). Hierarchical clustering with art neural networks. In *IEEE International Conference on Neural Networks*, volume 2, pages 940–944. IEEE Press.
- Bartfai, G. (1995). An art-based modular architecture for learning hierarchical clusterings. *TR*, CS-TR-95/3.
- Bayer, R. and McCreight, E. (1972). Organization and maintenance of large ordered indexes. *Acta Informatica*, 3(1):173–189.
- Beckmann, N., Kriegel, H., and Schnei, R. (1990). The r^* -tree: an efficient and robust access method for points and rectangles. In *Proceedings of ACM SIGMOD Conference*.
- Berchtold, S., Keim, D., and Kriegel, H. (1996). The x-tree: an index structure for high-dimensional data. *Proceedings, International Conference on Very Large Data Bases*, 22, pages 28–39. Mumbai (Bombay).
- Bernardon, A. M. and Carrick, J. E. (1995). A neural system for automatic target learning and recognition applied to bare and camouflaged sar target. *Neural Networks*, 8:1103–1108.
- Bezdek, J. C. (1992). Integration and generalization of LVQ and c-means clustering. In *SPIE Vol. 1826, Intelligent Robots and Computer Vision XI: Biological, Neural Net, and 3-D Methods*, volume 1826, pages 280–299, Bellingham, WA. SPIE.
- Blake, C. L. and Merz, C. J. (1998). UCI repository of machine learning databases. University of California, Irvine, Dept. of Information and Computer Sciences.
- Blonda, P., Baraldi, A., Bafunno, G., Satalino, G., and Ria, G. (1997). Experimental comparison of FOSART and F LVQ in a remotely sensed image classification task. *Proceedings of the SPIE—The International Society for Optical Engineering*, 3165:113–22. Applications of Soft Computing Conf. Date: 28–29 July.
- Bose, S. and Murthy, C. (1996). New LVQ model. technical rept.
- Bozkaya, T. and Ozsoyoglu, M. (1997). Distance-based indexing for high-dimensional metric spaces. <http://citeseer.nj.nec.com/67185.html>.
- Brin, S. (1995). Near neighbor search in large metric spaces. In *The VLDB Journal*, pages 574–584. <http://citeseer.nj.nec.com/brin95near.html>.

- Burkhard, W. and Keller, R. (1973). Some approaches to best-match file searching. *Communications of the ACM*, 16(4):230–236.
- Carpenter, A. and Grossberg, S. (1990). Art 3 hierarchical search: Chemical transmitter in selforganizing pattern recognition architectures. *Neural Networks*, 3:129–152.
- Carpenter, G., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J. H., and Rosen, D. B. (1992). Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3(5):698–713.
- Carpenter, G., Grossberg, S., Neurophysiol, C., and Reynolds, S. (1991a). Art-map: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network. *Neural Networks*, 4:565–588.
- Carpenter, G., Grossberg, S., and Rosen, D. (1991b). Fuzzy art: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system. *Neural Networks*, 4:759–771.
- Carpenter, G. A. and Grossberg, S. (1987a). Art 2 : self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns. *Applied Optics*, 26(23):4919–4930.
- Carpenter, G. A. and Grossberg, S. (1987b). A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 37(1):54–115.
- Carpenter, G. A., Grossberg, S., and Rosen, D. B. (1991c). Art2-a: An adaptive resonance algorithm for rapid category learning and recognition. *Neural Networks*, 4:493–504.
- Caudell, T., Smith, S., Escobedo, R., and Anderson, M. (1994). Nirs: Large scale art-1 neural architectures for engineering design retrieval. *Neural Networks*, 7(9).
- Caudell, T. P. and Healy, M. J. (1994). Adaptive resonance theory networks in the encephalon autonomous vision system. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pages 1235–1240, Orlando, Florida. IEEE.
- Celsia, G. G. (1976). Organization of auditory cortical areas in man. *Brain*, 99:403–414.
- Celsia, G. G., Broughton, R. J., Rasmussen, T., and Branch, C. (1968). Auditory evoked responses from the exposed human cortex. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 24:458–466.
- Changeoux, J. P. and Danchin., A. (1976). Selective stabilization of developing sinapses as a mechanism for the specification of neural network. *Nature(London)*, 264:705–712.

- Chávez, E., Marroquín, J. L., and Navarro, G. (1999). Overcoming the curse of dimensionality. In *Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI'99)*, pages 57–64.
- Chávez, E., Navarro, G., Baeza-Yates, R., and Marroquín, J. (2001). Searching in metric spaces.
- Chiuch, T. (1994). Content-based image indexing. In *Proceedings of the Twentieth International Conference on Very Large Databases*, pages 582–593, Santiago, Chile.
- Ciaccia, P., Patella, M., and Zezula, P. (1997). M-tree: An efficient access method for similarity search in metric spaces. In *In Proc. of the 23rd Intl. Conf. on Very Large Data Bases - VLDB*, pages 426–435.
- Comer, D. (1979). The ubiquitous b-tree. *ACM Computing Surveys*, 11(2):121–137.
- Cuadros, E. (1998). Kipu: Simulador de redes neurais construtivas. Master's thesis, Universidade de São Paulo - USP, São Carlos - SP. Tese de mestrado - ICMC-USP.
- der Malsburgs, C. V. (1973). An automation with brain-like properties. *Kibernetis*, 14:85–100.
- Duda, R. and Hart, P. (1973). *Pattern Classification and Scene Analysis*. Wiley, New York.
- Faloutsos, C. and Lin, K. (1995). Fastmap: A fast algorithm for indexing, data-mining and visualization of traditional and multimedia data. In *Int. Conf. on Management of Data - ACM SIGMOD*, pages 163–174, San Jose, CA.
- Fausett, L. (1994). *Fundamental of Neural Network: Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall.
- Finkel, R. and Bentley, J. (1974). Quadrees: A data structure for retrieval of composite keys. *Acta Informatica*, 4(1):1–9.
- Folk, M., Zoellick, B., and Riccardi, G. (1998). *File Structures, An Object Oriented Approach Using C++*. Addison-Wesley, 3 edition.
- Frank, T., Kraiss, K.-F., and Kuhlén, T. (1998). Comparative analysis of fuzzy art and art2-a network clustering performance. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(3).
- Freeman, J. A. and Skapura, D. M. (1991). *Neural Networks - Algorithms, Applications, and Programing Techniques*. New York: Addison-Wesley.
- Fuchs, H., Kedem, Z., and Naylor, B. (1980). On visible surface generation by a priori tree structures. In *ACM SIGGRAPH - Computer Graphics*, volume 14, pages 124–133.

- Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. Academic Press. 2nd Edition.
- Fukushima, K. (1975). Cognitron: a self-organizing multilayered neural network. *Biological Cybernetics*, 23:121–134.
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: a self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36:196–202.
- Gaede, V. and Gunther, O. (1998). Multidimensional access method. *ACM Computing Surveys*, 30(2):170–231.
- Gan, K. and Lua, K. (1992). Chinese character classification using adaptive resonance network. *Pattern Recognition*, 25:877–888.
- Golub, G. H. and Loan, C. F. V. (1989). *Matrix Computations*. The Johns Hopkins University Press, Baltimore, second edition.
- Guttman, A. (1984). R-trees: A dynamic index structure for spatial searching. In *ACM SIGMOD Conference*, pages 47–57, Boston.
- Ham, F. and Han, S. (1996). Classification of cardiac arrhythmias using fuzzy artmap. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 43(4):425–430.
- Haring, S., Viergever, M. A., and Kok, J. N. (1994). Kohonen networks for multiscale image segmentation. *Image and Vision Computing*, 12(6):339 – 44.
- Haykin, S. (1994). Neural networks-a comprehensive foundation. *Macmillan And Ieee Press*.
- He, J., Tan, A.-H., and Tan, C.-L. (2002). Art-c : A neural architecture for self-organization under constraints. In *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 2550–2555, Hawaii, USA.
- Hebb, D. O. (1949). *The Organization of Behavior*. John Wiley & Sons, New York, NY.
- Hellerstein, J. M., Naughton, J. F., and Pfeffer, A. (1995). Generalized search trees for database systems. In *Proc. 21st Int. Conf. Very Large Data Bases, VLDB*, pages 562–573. Morgan Kaufmann. editors Umeshwar Dayal and Peter M. D. Gray and Shojiro Nishio, isbn 1-55860-379-4.
- Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and systems with emergent selective computational abilities. In *National Academy of Sciences of the USA*, volume 79, pages 3088–3082.
- Hrönel, D. and Ragg, T. (2000). Learning musical structure and style by recognition, prediction and evolution. citeseer.nj.nec.com/370243.html.

- Hussain, T. S. (1993). Artstar: A supervised modular adaptive resonance network classifier. Master's thesis, Queen's University, Kingston, Ontario - Canada. URL <http://citeseer.nj.nec.com/70535.html>.
- Johnson, R. and Wichern, D. (1998). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice Hall, New Jersey, fourth edition edition.
- Kalantari, I. and McDonald, G. (1983). A data structure and an algorithm for the nearest point problem. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 9(5):631–634.
- Kaski, S. (1999). Fast winner search for SOM-based monitoring and retrieval of high-dimensional data. In *Proceedings of ICANN99, Ninth International Conference on Artificial Neural Networks*, volume 2, pages 940–945, London. IEE Conference Publication. <http://citeseer.nj.nec.com/kaski99fast.html>.
- Kim, J. W., Jung, K. C., Kim, S. K., and Kim, J. H. (1995). Shape classification of on-line chinese character strokes using art1 neural network. In *Proceedings of World Congress on Neural Networks (WCNN'95)*, Hillsdale. NJ:Erlbaum.
- Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43:59–69.
- Kohonen, T. (1984). Self-organization and associative memory. *Springer Series of Information Science*, 8.
- Kohonen, T. (1989a). The 'neural' phonetic typewriter. In *The Second European Seminar on Neural Networks*, London, UK. British Neural Networks Society.
- Kohonen, T. (1989b). Self-organization and associative memory. *Springer Series of Information Science*, 3rd Ed.
- Kohonen, T. (1990). The self-organizing map. In *New Concepts in Computer Science: Proc. Symp. in Honour of Jean-Claude Simon*, pages 181–190, Paris, France. AFCET.
- Kohonen, T. (1997). Exploration of very large databases by self-organizing maps. In *Proceedings of ICNN'97, International Conference on Neural Networks*, pages PL1–PL6, Piscataway, NJ. IEEE Service Center.
- Kohonen, T., Kangas, J., Laaksonen, J., and Torkkola, K. (1992). LVQ_PAK: A program package for the correct application of Learning Vector Quantization algorithms. In *Proc. IJCNN'92, International Joint Conference on Neural Networks*, volume I, pages 725–730, Piscataway, NJ. IEEE Service Center.
- Kohonen, T. and Somervuo, P. (1997). Self-organizing maps of symbol strings with application to speech recognition. In *Proceedings of WSOM'97, Workshop on Self-Organizing Maps*, pages 2–7, Espoo, Finland. Helsinki University of Technology, Neural Networks Research Centre.

- Koskela, M. (1999). Content-based image retrieval with self-organizing maps. Master's thesis, Helsinki University Of Technology Department of Engineering Physics and Mathematics, Helsinki, Finland. <http://citeseer.nj.nec.com/369758.html>.
- Laaksonen, J., Koskela, M., and Oja, E. (1999). PicSOM: Self-organizing maps for content-based image retrieval. In *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'99)*, Washington, D.C., USA. citeseer.nj.nec.com/article/laaksonen99picsom.html.
- Linsker, R. (1986). From basic network principles to neural architecture: Emergence of spacial-opponent cells / orientation-selective cells / orientation columns. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 83:7508–7512, 8390–8394, 8779–8783.
- Lomet, D. and Salzberg, B. (1989). A robust multi-attribute search structure. In *Fifth International Conference on Data Engineering*, pages 296–304, Los Angeles, CA. IEEE.
- Masters, T. (1993). *Practical Neural Network Recipes in C++*. Academic Press, Inc.
- Matsuoka, Y. (1995). Embodiment and manipulation learning process for a humanoid hand. Technical Report AITR-1546, Massachusetts Institute of Technology. <http://citeseer.nj.nec.com/matsuoka95embodiment.html>.
- Mehta, B., Vij, L., and Rabelo, L. (1993). Prediction of secondary structures of proteins using fuzzy artmap. Lawrence Erlbaum Ass., Inc., Hillsdale, NJ.
- Moya, M., Koch, M., and Hostettler, L. (1993). One-class classifier networks for target recognition applications. In *World Congress on neural networks*, pages 797–801, Portland, OR. International Neural Network Society, INNS.
- Murre, J. M., Pfaf, R. H., and Wolters, G. (1989). Calm networks: A modular approach to supervised and unsupervised learning. In *Proceedings of the IJCNN-89*.
- Murshed, N. A., Bortozzi, F., and Sabourin, R. (1995). Off-line signature verification without a priori knowledge of class ω_2 . In NJ:IEEE, editor, *In proceedings of The International Conference on Document Analysis and Recognition*, Piscataway.
- Nakamura, T. and Ogasawara, T. (1999). On-line visual learning method for color image segmentation and object tracking. In *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS' 99)*, pages 222–228. IEEE/RSJ.
- Ng, R. and Sedighian, A. (1996). Evaluating multi-dimensional indexing structure for images transformed by principal component analysis. In *(SPIE IST) Conf. on Storage and Retrieval for Image and Video Databases V*, volume 2670, pages 50–61, San Jose, CA.

- Oliveira, P. R., Vicentini, J. F., and Romero, R. A. F. (2002). Combining fuzzy art network clustering and sparse code shrinkage for image segmentation. 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'2002). Singapore, (to appear).
- Papadias, D., Mamoulis, N., and Theodoridis, Y. (1999). Processing and optimization of multiway spatial joins using R-trees. In *Proceedings of ACM PODS*, pages 44–55.
- Papadias, D., Theodoridis, Y., Sellis, T., and Egenhofer, M. (1995). Topological relations in the world of minimum bounding rectangles: A study with r-trees. In *ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pages 92–103, San Jose - California, USA.
- Peper, F., Zhang, B., and Noda, H. (1993). A comparative study of art2-a and the self-Organizing feature map.
- Perrott, D. and Gjerdingen, R. (1999). Scanning the dial: An exploration of factors in the identification of musical style.
- Press, W. H., Flannery, B. P., Teukolsky, S. A., and Vetterling, W. T. (1988). *Numerical Recipes in C*. Cambridge University Press.
- Racz, J. and Dubrawski, A. (1995). Artificial neural network for mobile robot topological localization.
- Robinson, J. T. (1984). The k-d-b tree: A search structure for large multidimensional dynamic indexes. In *ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, volume 177, pages 10–18, Ann Arbor, Michigan.
- Roussopoulos, N., Kelley, S., and Vincent, F. (1995). Nearest neighbor queries. *Proceedings ACM Sigmod International Conference On Management of Data*, pages 71–79.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986). Learning internal representations by error propagation. In Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L., editors, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. I: Foundations*, pages 318–362. Bradford Books/MIT Press, Cambridge, MA.
- Samet, H. (1995). *Spatial Data Structures*. Modern Database Systems. Reading, Addison-Wesley/ACM, Kim, W., ed. edition.
- Schieber, M. H. and Hibbard, L. S. (1993). How somatotopic is the motor cortex hand area ?. *Science*, 261:489.
- Schomaker, L. and Teulings, H. (1990). A handwriting recognition system based on the properties and architectures of the human motor system. In *Proc. Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, volume 168, pages 195–211, Montreal.

- Seibert, M. and Waxman, A. (1993). An approach to face recognition using saliency maps and caricatures. In *Proceedings of the World Congress on Neural Networks (WCNN-93)*, volume III, pages 661–664, Hillsdale, NJ:Earlbaum.
- Seibert, M. and Waxman, A. M. (1992). Adaptive 3-d object recognition from multiple views. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2):107–124.
- Sellis, T. K., Roussopoulos, N., and Faloutsos, C. (1987). The R+-tree: A dynamic index for multi-dimensional objects. In *International Conference on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 507–518, Brighton, England. <http://citeseer.nj.nec.com/sellis87tree.html>.
- Serratos, F., Vergés-Llahí, J., Alquezar, R., and Sanfeliu, A. (1999). Face recognition: Graph matching versus neural techniques. <http://citeseer.nj.nec.com/404515.html>.
- Soliz, P. and Donohoe, G. W. (1996). Adaptive resonance theory neural network for fundus image segmentation. In NJ:Earlbaum, editor, *In Proceedings of the World Congress on Neural Networks WCNN'96*, pages 1180–1183, Hillsdale.
- Stent, G. S. (1973). A physiological mechanism for Hebb's postulate of learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 70:997–1001.
- Strang, G. (1980). *Linear Algebra and its Applications*. Academic Press. 2nd edition.
- Suzuki, Y. (1995). Self-organizing QRS-wave recognition in ECG using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6(6):1469–1477.
- Traina Jr., C., J. M. Traina, A., Seeger, B., and Faloutsos, C. (2000a). Slim-trees: High performance metric trees minimizing overlap between nodes. In *Advances in Database Technology - EDBT 2000, 6th International Conference on Extending Database Technology, Konstanz, Germany, March 27-31, 2000, Proceedings*, volume 1777 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 51–65. Springer. editor by Carlo Zaniolo and Peter C. Lockemann and Marc H. Scholl and Torsten Grust, bibsource at <http://dblp.uni-trier.de>, isbn(3-540-67227-3).
- Traina Jr., C., J. M. Traina, A., Seeger, B., and Faloutsos, C. (2000b). Slim-trees: High performance metric trees minimizing overlap between nodes. In *Advances in Database Technology*, volume 1777, pages 51–65. Springer.
- Uhlmann, J. K. (1991). Satisfying general proximity/similarity queries with metric trees. *Information Processing Letters*, 40(4):175–179.
- Ulrich Nehmzow, T. S. and Hallam, J. (1991). Location recognition in a mobile robot using self-organising feature maps. In Schmidt, G., editor, *Information Processing*

- in *Autonomous Mobile Robots. Proc. of the Int. Workshop*, pages 267–277, Berlin, Heidelberg. Springer.
- Upal, M. A. and Neufeld, E. M. (1996). Comparison of Unsupervised Classifiers. In *ISIS Information, Statistics and Induction in Science*, pages 342–353, Singapore. World Scientific.
- Vargas, E. C. and Romero, R. A. F. (2002). A sam-som family: Incorporating spatial access methods into constructive self-organizing maps. In *International Conference on Neural Networks – IEEE*, pages 1172–1177, Honolulu, Haway (USA).
- Vesanto, J. (2000). Using som in data mining. Master's thesis, Department of Computer Science and Engineering, Helsinki University, Helsinki, Finland. <http://citeseer.nj.nec.com/vesanto00using.html>.
- Wactlar, H., Kanade, T., Smith, M., and Stevens, S. (1996). Intelligent access to digital video: Infomedia project. *IEEE Computer*, 29(3):46–52.
- Waxman, A. M., Seibert, M. C., Gove, A., Fay, D. A., Bernardon, A. M., Lazott, C., Steele, W. R., and Cunningham, R. K. (1995). Neural processing of targets in visible, multispectral IR and SAR imagery. *Neural Networks*, 8(7-8):1029–1051.
- Weber, R. (1998). Similarity search in high-dimensional data spaces. In *Grundlagen von Datenbanken*, pages 138–142, Germany.
- Weiss, S. M. and Indurkhay, N. (1998). *Predictive Data Mining: A Practical Guide*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, California, USA.
- Williamson, J. R. (1997). Gaussian artmap: A neural network for fast incremental learning of noisy multidimensional maps. *Neural Networks*, 9(5):881–897.
- Woolsey, C. N. (1958). Organization of somatic sensory and motor areas of the cerebral cortex. In Harlow and Woolsey, editors, *In Biological and biochemical bases of behaviour*, pages 63–81, Madison. University Wisconsin Press.
- Yianilos, P. N. (1999). Excluded middle vantage point forests for nearest neighbor search. Technical report, NEC Research Institute. Presented at the Sixth DIMACS Implementation Challenge: Near Neighbor Searches workshop.