Boletim Técnico da Escola Politécnica da USP
Departamento de Engenharia de Telecomunicações
e Controle

ISSN 1517-3550
BT/PTC/0208

Análise da Classificação e da Síntese de Expressões Faciais e Emocionais com Redes Neurais Artificiais

Olimpio Murilo Capeli
Euvaldo Ferreira Cabral Junior

1275633

São Paulo – 2002

O presente trabalho é um resumo da tese de doutorado apresentada por Olímpio Murilo Capeli, sob orientação do Prof. Dr. Euvaldo Ferreira Cabral Junior.: "Análise da Classificação e da Síntese de Expressões Faciais Emocionais com Redes Neurais Artificiais", defendida em 21/02/02, na Escola Politécnica.

A íntegra da tese encontra-se à disposição com o autor e na Biblioteca de Engenharia de Eletricidade da Escola Politécnica/USP.

FICHA CATALOGRÁFICA

Capeli, Olimpio Murilo
Análise da classificação e da síntese de expressões faciais com redes neurais artificiais / O.M. Capeli, E.F. Cabral Jr. – São Paulo : EPUSP, 2002.
13 p. – (Boletim Técnico da Escola Politécnica da USP, Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, BT/PTC/0208)

1. Redes neurais 2. Processamento de imagens 3. Processamento de sinais I. Cabral Junior, Euvaldo Ferreira II. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle IV. Título V. Série
ISSN 1517-3550 CDD 006.3
621.367
621.3822

BOLETIM TÉCNICO DA ESCOLA POLITÉCNICA DA USP

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELETRÔNICA

BT/PTC/

ANÁLISE DA CLASSIFICAÇÃO E DA SÍNTESE DE EXPRESSÕES FACIAIS EMOCIONAIS COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Olímpio Murilo Capeli
Euvaldo F. Cabral Jr.

São Paulo – Out/2001

ANÁLISE DA CLASSIFICAÇÃO E DA SÍNTESE DE EXPRESSÕES FACIAIS COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

OLIMPIO MURILO CAPELI
EUVALDO FERREIRA CABRAL JUNIOR

DEPARTARTAMENTO DE TELECOMUNICAÇÕES E CONTROLE - PTC
LABORATÓRIO DE COMUNICAÇÃO E SINAIS - LCS
ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADADE DE SÃO PAULO

CP 61548
CEP 05424-970 - São Paulo – SP

olimpio@lcs.poli.usp.br

euvaldo@lcs.poli.usp.br

Palavras chave: Redes Neurais/Expressões Faciais

RESUMO

O reconhecimento de expressões faciais humanas por sistemas computacionais, tem sido nestes últimos anos uma das mais interessantes atrações para pesquisas na área da Comunicação Homem-Máquina, e o uso de redes neurais artificiais vêm contribuir de modo significativo na implementação de sistemas de classificação de padrões que usam *hardware* e *software*. Este trabalho está baseado na observação e reconhecimento de seis emoções básicas, que são: alegria, medo, tristeza, surpresa, nojo e raiva, além de mais duas expressões, neutra e não identificada (NI).

Foram realizados experimentos usando a rede de base radial sobre um conjunto de 350 imagens de faces, sendo que os índices de acerto atingiram níveis superiores a 90% durante a fase dos treinamentos, enquanto que para experimentos de testes conseguiu-se taxas em torno de 70%. Estes resultados permitem afirmar que o sistema proposto pode ser usado para classificação de sinais faciais.

SUMÁRIO

1 Objetivo 1
1.1 Aplicações 1
1.2 Formação das expressões emotivas 1
1.3 Parametrização das emoções 1
1.4 Seqüências dos procedimentos 2

2 Análise dos aspectos físicos e psicológicos humanos 3
2.1 Músculos da face 3
2.2 FACS – *Facial action Code System* 3

3 Processamento de imagens 4

4 Redes neurais artificiais 6
4.1 Redes de simetrias radiais 7
4.2 Principais características da RBF 8

5 Proposta de síntese 8

6 Formação da base de dados e experimentação 10
6.1 Experimentos com a RBF 10
6.2 Teste da robustez da RBF 11

7 Saídas da RBF e síntese 11

8 Conclusões 12

Referências 13

Figuras

Figura 1.1 – Modelo temporal da expressão "alegria" [YACOOB;DAVIS (1994)]. 1
Figura 1.2 – Seqüência de procedimentos do modelo proposto 2
Figura 1.3 – Seqüência de processamento dos sinais 2
Figura 2.1 – Músculos das expressões faciais humanas 3
Figura 3.1 – Subdivisão do algoritmo de contornos 4
Figura 3.2 – Interface de diálogo entre usuário e programa 5
Figura 3.3 – Quantidades de pontos gerados pelas imagens de expressões 6
Figura 4.1 – Neurônio artificial 6
Figura 4.2 – Arquitetura básica da RBF 7
Figura 5.1 – Transição de estados emocionais 8
Figura 7.1 – Rede de separação das expressões misturadas 12

Tabelas

Tabela 1.1 – Descrição dos principais músculos faciais 3
Tabela 3.1 – Elasticidade dos pixels entre as imagens de expressões padrões 6
Tabela 5.1 – Unidades de ação escolhidas para "alegria" e "neutro" 9
Tabela 6.1 – Resultados dos experimentos de treinamento com a RBF 10
Tabela 6.2 – Robustez da RBF no treinamento 11
Tabela 6.3 – Robustez da RBF 11
Tabela 7.1 – Lista de correspondência entre saída da rede neural e UA's 12

1 Objetivo

Esta trabalho tem como objetivo principal a análise do reconhecimento de expressões faciais humanas padrões utilizando algoritmos de redes neurais artificiais, e além disso faz uma avaliação das possibilidades de efetuar uma síntese gráfica da emoção que foi classificada. Estudos de psicologia sugerem pelo menos seis expressões emocionais básicas: alegria, medo, tristeza, surpresa, nojo e raiva, as quais são reconhecíveis nas maioria das culturas. Adicionalmente neste estudo, foram incorporadas mais duas novas classes: neutro e não identificada (NI), sendo que esta última pode ser substituída por qualquer outra emoção não padrão.

A rotina de classificação de sinais emocionais é auxiliada por módulos computacionais especiais de aquisição e de processamento de imagens. Enquanto que a síntese faz uso de parametrizações que relacionam o estado emocional humano com os movimentos da musculatura facial. Estes módulos estão agrupados e formam um sistema computacional integrado.

1.1 Aplicações

Os primeiros pesquisadores com a atribuição de desenvolver estes projetos, visavam aplicar na automação um novo conceito de construção de robôs, os quais pudessem assemelhá-los cada vez mais ao ser humano, seja em termos de anatomia ou comportamento social. Os algoritmos de redes neurais vêm contribuir significativamente na solução destes problemas, pois são capazes de avaliar e classificar os sinais de expressões emocionais a partir de imagens faciais modificadas computacionalmente, LISETTI, RUMELHART (1998).

Estes modelos podem ser adaptados para diferentes situações em que é imprescindível utilizar imagens digitais objetivando algum tipo de identificação. Houve a intenção de desenvolver um projeto capaz de fazer uso de rotinas de algoritmos de reconhecimento de expressões emocionais, para no final do processo avaliar as possibilidades de uma futura implementação em sistemas de comunicação entre o homem e a máquina.

1.2 Formação das expressões emotivas

Estudos realizados por YACOOB; DAVIS (1994) utilizando sensores de tensão e deformação mecânica sobre a superfície da face humana, revelaram que as ações dos músculos das expressões têm um comportamento elástico-temporal bem caracterizado. A captura das imagens faciais demonstrando algum tipo de emoção, preferencialmente deve ser feita na região delimitada pelo ápice. Na figura 1.1 temos duas curvas divididas em três regiões: inicio, ápice e finalização.

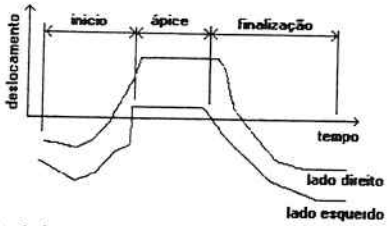

Figura 1.1 – Modelo temporal da expressão "alegria" [YACOOB;DAVIS (1994)].

1.3 Parametrização das emoções

O relacionamento multivariável entre emoções humanas e deslocamentos dos pontos da superfície facial humana foram propostos em 1978 por Ekman e Friesen, renomados psicólogos que montaram as tabelas "*FACS – Facial Action Control System*". E este é o dispositivo que

possibilita aos engenheiros modelar e simular numericamente em sistemas computacionais as expressões faciais humanas, KOBAYASHI (1997a).

As locuções verbais também são fortes aliadas aos efeitos fenomenológicos de ativação dos neurônios humanos nas ações musculares. Locução verbal nada mais é do a ação oratória que age como um reforço e afirmação do sentimento interior humano, e este problema foi intensamente estudado por um pesquisador brasileiro, Arno Engelmann, que propôs as listas de locuções verbais (LEP) para a língua portuguesa falada no Brasil. Existem tabelas de correspondências entre as unidades musculares e expressões faciais, que são montadas a partir do FACS. Este foi o assunto principal da pesquisa de Ivana A. Gil sobre relações entre ações faciais e relatos verbais de estados de ânimo, GIL (1992). Muitos resultados obtidos por esta pesquisadora da área da psicologia foram aproveitados neste trabalho.

1.4 Seqüências dos procedimentos

Para efetivar o reconhecimento de expressões humanas é necessário dispor de um sistema de captura, processamento e análise das imagens faciais. Após o reconhecimento da emoção é possível gerar sinais de ativação para uma face de um dispositivo sintético, que podemos chamar de humanóide.

Com o uso de redes neurais artificiais faz-se o reconhecimento das imagens contendo expressões, e tal algoritmo é vinculado a um sistema cognitivo e banco de dados de imagens de emoções padrões, pois a modelagem depende dos parâmetros fornecidos pelas tabelas FACS. Um esquema simplificado de tais procedimentos está ilustrado na figura 1.2 a seguir.

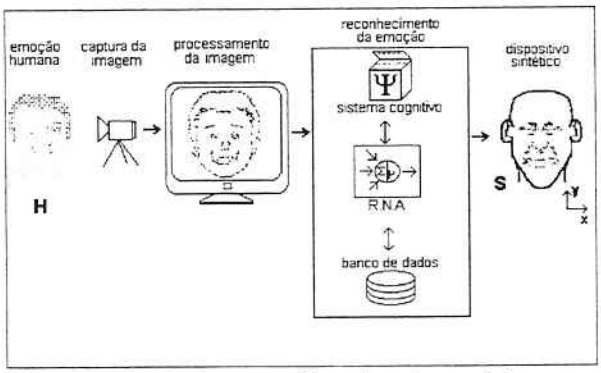

Figura 1.2 – Seqüência de procedimentos do modelo proposto.

De acordo como exposto na figura 1.2, o sistema possui quatro etapas principais:

1) Aquisição e leitura da imagem externa.
2) Tratamento e processamento da imagem capturada objetivando caracterizar apenas os principais contornos da superfície da face em duas dimensões.
3) Execução do reconhecimento da expressão facial adquirida.
4) Procedimento de parametrização de vetores emoção "$\vec{e}$" para poder endereça-los a um autômato sintético **S**.

Nesta pesquisa esta seqüência de rotinas é integrada, mas não é automática. A figura 1.3 indica o uso dos principais programas envolvidos no projeto.

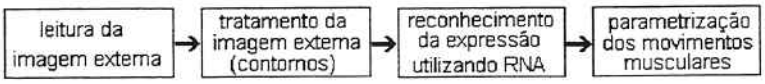

Figura 1.3 – Seqüência de processamento dos sinais.

2 Análise dos aspectos físicos e psicológicos humanos

O conhecimento da natureza e as fases bioquímicas são essenciais para se entender a psique e o sistema cognitivo humano. Em sistemas de comunicação de sinais entre homem-máquina, as ciências não exatas fornecem alguns instrumentos sobre os processos de aprendizagem e que são necessários para garantir as eficiências desejadas de tais sistemas. Sem dúvida existem dificuldades no modelamento das emoções faciais, ainda mais se deseja-se que estas mesmas emoções apareçam numa interface ou mecanismo inorgânico artificial.

Grande parte do trabalho concentra-se no estudo cognitivo do próprio homem, pois encerra aprendizados envolvendo a neurociência, a anatomia e psicologia humana. Ainda são escassos resultados científicos que propõem representar matematicamente o que ocorre no nosso cérebro, e como admitir variáveis para a fenomenologia emocional e aplicá-las na tecnologia.

2.1 Músculos da face

A face humana é capaz de transmitir grandes seqüências de informações através de várias formas de sinais. Estes sinais podem ser de três modos: estáticos, lentos ou rápidos. Sinais estáticos são condicionados aos aspectos permanentes da face, tais como estrutura óssea, cor da pele, tamanho, forma e aparência do rosto. Sinais lentos dizem respeito às mudanças graduais sejam na forma de rugas, empapuçamentos ou ainda flacidez. Os sinais rápidos são aqueles produzidos por movimentos da musculatura facial e que alteram a fisionomia, sendo que os movimentos da cabeça, movimentos dos olhos e das pupilas podem ser considerados sinais rápidos.

Segundo GIL (1993) p.16, existem ao menos 23 músculos faciais importantes e que aparentemente entram em ação na maioria das culturas sociais. Foi montada a tabela 1.1 e sua correspondente figura 2.1 para identificar os grupos e principais músculos envolvidos no processo da formação das expressões faciais humanas, sendo que o grupo (I) representa os músculos do couro cabeludo e testa; (II) músculos das regiões dos olhos; (III) músculos do nariz e (IV) músculos da boca.

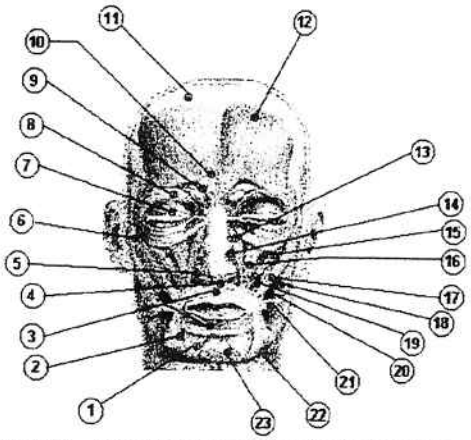

Figura 2.1 – Músculos das expressões faciais humanas.

POSIÇÃO	DESCRIÇÃO DOS PRINCIPAIS MÚSCULOS	GRUPOS
1	Depressor do lábio inferior	IV
2	Depressor do ângulo da boca	IV
3	Orbicular da boca	IV
4	Depressor do septo nasal	III
5	Parte alar do músculo nasal	III
6	Auricular anterior	I
7	Parte palpebral dos orbiculares do olho	II
8	Parte orbital do olho	II
9	Corrugador do supercílio	II
10	Parte do prócero	III
11	Gálea aponeurótica	I
12	Ventre frontal (frontalis) do epicrânio	I
13	Levantador do lábio superior e asa do nariz	III
14	Parte transversa nasal	III
15	Zigomático menor	IV
16	Levantador do lábio superior	IV
17	Zigomático maior	IV
18	Masseter	IV
19	Levantador do ângulo da boca	IV
20	Bucinador	IV
21	Risório	IV
22	Platisma (pescoço)	IV
23	Mento	IV

Tabela 1.1 – Descrição dos principais músculos faciais.

2.2 FACS – *Facial Action Code System*

A metodologia reconhecida de fato como referência para análise de expressões faciais no âmbito da psicologia é sem dúvida o FACS, apesar de algumas limitações quanto a não abranger pequenas diferenças resultantes de ações musculares fracas, mas distintas, fato que

observamos quando tentamos reconhecer seqüências de fotos gravadas com câmera de vídeo. Portanto trata-se de vincular expressões com as bases musculares (UA's) necessárias para efetivar ações de movimento.

Este é um dos métodos mais recentes e abrangentes para o tipo de abordagem que está sendo aqui proposto, pois o conjunto de possibilidades permite afirmar que não existe ação facial que não possa ser descrita por esta forma de parametrização, GIL (1993). Uma unidade de ação pode requisitar a movimentação de vários músculos. Segundo TORNICE (2000), as UA's totalizam 58, mas será seguida a linha de alguns autores, entre eles KOBAYASHI; HARA (1996), considerando suficientes apenas 44 unidades, e trabalhar-se-á com apenas um subconjunto de 23 músculos que regem as principais movimentações faciais.

Convenciona-se que para descrever emoções ou ânimos a partir do FACS é necessário construir um vetor, ou listar numa suposta ordem de soma numérica, não necessariamente seqüencial, uma ou mais AU's envolvidas no fenômeno, por exemplo, para KOBAYASHI; HARA (1996) a expressão alegria pode ser matematicamente expressa por:

$$\mathbf{e}=AU6 + AU12 + AU26 \quad \text{ou} \quad \mathbf{e}=[AU6, AU12, AU26] \qquad 2.1$$

Os elementos do vetor "**e**" da expressão 2.1 estão respectivamente associados às seguintes bases musculares: levantador de bochecha, puxador do canto do lábio e abaixador da mandíbula, porém outras unidades podem ser introduzidas de acordo com a potência do sinal expressivo desejado. Muitos outros músculos são acionados para concluir um sinal emotivo, contudo são sinais de baixas intensidades.

3 Processamento de imagens

O processamento de imagens tem como objetivo básico efetuar operações numéricas sobre uma imagem original e produzir uma outra, porém modificada. Processos de alteração da imagem são necessários porque fatores externos diversos podem prejudicar o reconhecimento dos padrões. Portanto, é interessante simplificar toda a estrutura da imagem original, a fim de facilitar e também reduzir o processo computacional, e este fator é relevante.

O algoritmo de contornos contém seqüencialmente em sua estrutura 5 subalgoritmos: erosão e dilatação, segmentação, *thresholding*, contorno e bordas de regiões e por último validação e contagem. Não serão descritos pormenores destes algoritmos, mas a figura 3.1 indica o relacionamento entre eles.

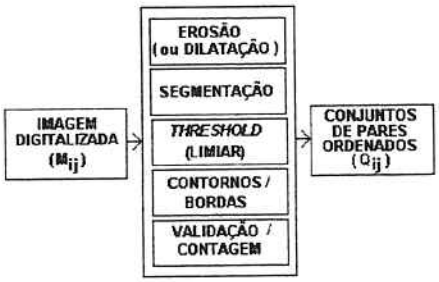

Figura 3.1 – Subdivisão do algoritmo de contornos.

Segmentação é freqüentemente mencionada como método de particionar a imagem em pequenos grupos, separando e selecionando regiões importantes e descartando outras, segundo uma metodologia preestabelecida, e representa uma maneira de fazer a análise da imagem. Em outras palavras, permite a separação ou divisão da imagem em unidades de regiões para melhor diferenciar os objetos de maior interesse. No nosso caso estes objetos serão as regiões: dos dois olhos, nasal inferior e boca.

A entrada do algoritmo é a matriz $\mathbf{M_{ij}}$, com apenas duas tonalidades de cinza: preto e branco, e elementos identificados por **m(i,j),** utiliza um vetor auxiliar **h(i)** e as variáveis μ (média) e) σ (desvio padrão) que são medidos passo a passo sobre a região em estudo. A saída são os conjuntos $\mathbf{Q_i}$ de pares ordenados **(i,j)**, com as coordenadas dos pontos da imagem na matriz $\mathbf{M_{ij}}$, que compõem as regiões escuras da imagem. Os conjuntos de saída $\mathbf{Q_i}$ serão disjuntos, então para quaisquer "**i**" e "**j**", teremos:

$$\mathbf{Q}_i \cap \mathbf{Q}_j = \phi \qquad 3.1$$

A determinação de áreas escuras fica mais fácil já que os pontos escuros são identificáveis, basta então fazer uma varredura no vetor **h(i)**. O algoritmo busca inicialmente os pontos mais escuros, ao achá-los ele marca as posições e verifica quais pontos são também escuros dentro de uma pequena variação de tom, obedecendo a taxa da média e do desvio, sendo então estes pontos marcados e armazenados em uma espécie de pilha. Depois o algoritmo passa a verificar todos os vizinhos mais próximos dos pontos colocados na pilha, e finalmente pode identificar todas as regiões com pontos escuros similares (média e desvio) e associá-los a conjuntos de contornos ou polígonos.

Chamam-se polígonos porque as figuras formadas assemelham-se a este tipo de geometria, e dependendo do processo de erosão, o interior destes polígonos podem ter ou não conjuntos de *pixels* de brilho em tom mais claro, que são figuras facilmente identificadas por suas regiões "vazias". Além disso, conforme a escolha do *threshold* o polígono pode não fechar totalmente, definindo apenas finos contornos.

Na prática, o usuário tem a opção de demarcar intervalos para os limiares, isto é, admitir erosão/dilatação de modo que **valor_mínimo≤limiar≤valor_máximo**, ou seja, marcar somente os *pixels* com valor de brilho entre limites inferior e superior. Estes limiares são chamados de τ **(min)** e ζ **(max)**.

O conceito estabelecido para uso de duas variáveis limitadoras da função de *threshold*, ζ (máximo) e τ (mínimo), permite separação das faixa do brilho para posterior conclusão da segmentação. Uma vez feita a escolha da região da imagem, são executadas as rotinas do algoritmo de erosão/dilatação. A figura 3.2 diz respeito à interface entre o usuário e o programa de processamento de imagens no exato momento em que se faz um teste para limites de *threshold* ζ=160 e τ=107. Nesta figura foi escolhida uma opção de rotina de erosão sobre toda a área da imagem. Uma vez separada as regiões de brilho, as partes da imagem que serão escolhidas para classificação conterão somente as informações da região da boca, nariz e dos olhos.

Figura 3. 2 – Interface de diálogo entre usuário e programa.

Tomou-se a liberdade de chamar de "elasticidade dos *pixels*" o fenômeno de diminuição/aumento da quantidade de pixels, pois a quantidade de pontos pictóricos (pixels) pode aumentar ou diminuir conforme a circunspecção de análise e operações escolhidas para obter os dados das rotinas de erosão/dilatação e da segmentação. Gráficos envolvendo análises sobre as expressões padrões estão na figura 3.1, e eles foram gerados a partir da tabela 3.1.

	QUANTIDADE MÁXIMA DE PONTOS				
EXPRESSÕES	QTDE. CONJUNTOS SEGMENTADOS	120X80	130x80	140x80	150x80
ALEGRIA	10	4600	6685	9531	8233
MEDO	4	5486	6890	8507	14896
SURPRESA	8	5397	6934	8900	7696
NOJO	13	3711	5037	6732	8896
RAIVA	12	3809	6056	8543	7571
TRISTEZA	9	3921	5238	6720	12785
SAUDADE	6	1352	1979	3133	5464
NEUTRO	7	1286	2441	3580	5633

Tabela 3.1 – Elasticidade dos pixels entre as imagens de expressões padrões.

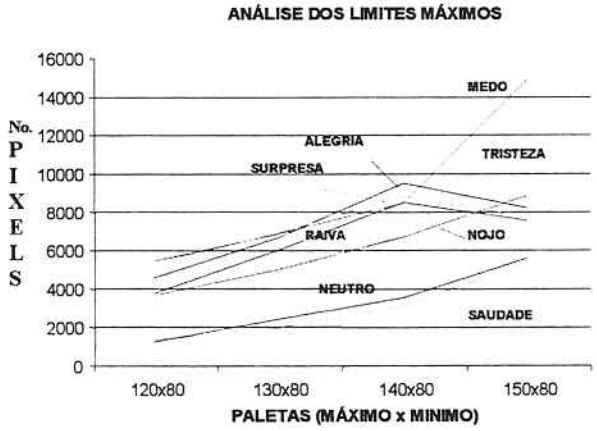

Figura 3.3 – Quantidades de pontos gerados pelas imagens de expressões.

4 Redes neurais artificiais

O nome rede neural sugere a idéia de ser uma coleção de neurônios, todos dispostos em uma configuração tal que estejam de alguma forma conectados entre si. A concepção matemática de uma única unidade neuronal celular artificial é baseada na arquitetura e funcionamento do neurônio biológico humano no que se refere a maneira de conexão, transmissão, envio e retenção de sinais.

A arquitetura formada por estes conjuntos que interagem entre si são os formadores das Redes Neurais Artificiais (RNA), que por sua vez propõe a tentativa de emular o córtex humano, no que se refere ao tratamento e armazenamento das informações. A figura 4.1 esquematiza a proposta de modelo para uma unidade de neurônio artificial, ou *perceptron*, e neste caso está baseado nas características do neurônio natural que possui em seu centro a célula soma.

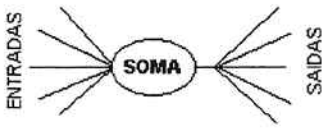

Figura 4.1 – Neurônio artificial.

4.1 Redes de simetrias radiais

Uma arquitetura que pode ser empregada para realizar a tarefa de reconhecimento das emoções é a das redes de bases radiais, LISETTI (1998), SATO (1998). Sabe-se que os neurônios com características de resposta sintonizada podem ser encontrados em muitas partes do sistema nervoso biológico, pois estas células nervosas possuem características de resposta seletivas com tamanho finito para alguns sinais de entrada. Este fenômeno permite a descrição de um modelo de rede neural artificial regido pela resposta localmente sintonizada que é observada em neurônios biológicos.

Os mecanismos de aprendizado cerebrais do homem parecem estar mais relacionados a funções cujos tratamentos são do tipo não lineares. A rede designada por RBF (*Radial Basis Functions*) é um tipo de rede de simetria radial onde as suas entradas estão conectadas à uma única camada oculta, opcionalmente sem ajuste de pesos, e que por sua vez a oculta está sempre conectada com pesos à camada de saída. As funções da camada oculta são do tipo funções de base radialmente simétrica.

CABRAL (1999) p.223 descreve que estas funções podem ser escritas de muitas maneiras, tais como: multiquadratica direta $(1+x)^{1/2}$ e inversa $(1+x)^{-1/2}$, Cauchy $(1+x)^{-1}$, mas a forma mais popular e utilizada é a gaussiana (e^{-x}), esta última foi é a que foi escolhida para ser aplicada nos treinos e testes desta pesquisa.

A característica mais importante que distingue as redes RBF dos primeiros modelos de funções de base radial é sua natureza adaptativa, a qual geralmente permite o uso de poucas unidades harmônicas localizadas. Descrições sucintas da arquitetura básica da rede RBF e da proposta de algoritmo associado para o treinamento serão dadas a seguir, CABRAL (1999), HASSOUN (1995).

4.2 Principais características da RBF

Esta rede possui uma estrutura de alimentação de informações que se propaga sempre para frente (*feedforward*), consistindo de única camada oculta "**J**" com unidades localmente harmônica as quais estão totalmente interconectada à camada de saída "**L**" com unidades lineares, também deve-se eliminar os neurônios de viés.

Todas as unidades ocultas recebem simultaneamente valores reais do vetor "**x**" de entrada n-dimensional. Aqui, a ausência de pesos entre a entrada e a camada oculta é devido ao fato que as saídas das unidades ocultas não são calculadas utilizando os mecanismos de ativação, os quais envolvem soma de pesos e funções sigmóides características normais das redes neurais artificiais. Entretanto alguns algoritmos especiais podem ser implementados sobre uma RBF padrão de modo a incluir cálculos de ativação entre a camada de entrada e oculta. Neste ponto cada unidade oculta de saída "z_j" é obtida por um cálculo de proximidade entre as entradas "**x**" e um parâmetro vetorial n-dimensional "μ_j" que está associado com a j-ésima unidade oculta. A figura 4.2 a seguir esquematiza a rede em questão.

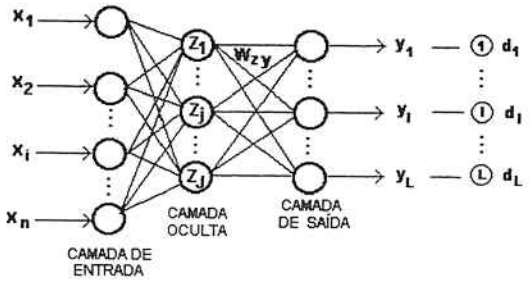

Figura 4.2 – Arquitetura básica da RBF.

De acordo com HASSOUN (1995) p.287 (equações 6.1.1 e 6.1.2) as características de resposta da j-ésima unidade oculta é dada por:

$$z_j(x) = K \cdot \left(\frac{\|x - \mu_j\|}{\sigma_j^2} \right). \qquad 4.1$$

Onde o núcleo "**K**" é uma função simétrica radialmente e estritamente positiva com um único máximo cujo centro é μ_j. O parâmetro σ_j entende-se como largura do campo receptivo no espaço de entrada de cada unidade **j**. Isto implica que z_j tem um valor apreciável somente quando a distância $\|x - \mu_j\|$ é menor que σ_j. Dado um vetor "**x**" de entrada, a saída da rede RBF é o vetor ativo "**y**" L-dimensional, SATO (1998), na qual a componente L-ésima é determinada por:

$$y_L(x) = \sum_{j=1}^{J} w_{Lj} \cdot z_j(x) \ . \qquad 4.2$$

As redes RBF são mais adequadas para aproximação contínua ou segmentos contínuos de mapeamentos de valores reais de funções $f : \Re^n \rightarrow \Re^L$, onde "**n**" é suficientemente pequeno. Este tipo de aproximação inclui problemas de classificação de padrões como casos especiais. O grau de precisão pode ser controlado por três parâmetros: o número de funções de base utilizadas, sua localização e sua largura.

A equação 6.1.3 de HASSOUN (1993) p.287 mostra um modelo comum mas especial de rede RBF que utiliza função de base gaussiana para as unidades ocultas:

$$z_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - \mu_j\|^2}{2\sigma_j^2} \right) \qquad 4.3$$

onde σ_j e μ_j são respectivamente o desvio padrão e média dos j-ésimos campos receptivos, e a norma é a distancia Euclidiana. O fator que segue o quociente -½ é a chamada de métrica Euclidiana ou de Mahalanobis. Então, o uso da função de base gaussiana da equação 4.6 conduz para unidades ocultas com funções de ativação do tipo gaussiana com um cálculo semelhante à distancia vetorial, assim sendo o treinamento da rede RBF pode ser efetivado. As comparações entre conjuntos de treinamento e de teste realizados neste trabalho foram feitas diretamente por distância Euclidiana sobre a camada de saída.

5 Proposta de síntese facial

Teoricamente, nas máquinas de estado do tipo autômato finito, são atribuídos elementos básicos de uma linguagem formal, utilizando-se de uma gramática **G**, desde que **G** seja capaz de construir palavras a partir de símbolos lidos na sua lista de variáveis. Através de um programa de controle "ψ", o autômato irá processar as palavras, fazendo as leituras e gravações necessárias sobre um local de armazenamento, VELOSO (1979), MENEZES (1998). Disso tudo podemos esperar que ocorra uma seqüência otimizada onde, para nós, as palavras são os estados emocionais que podem ser gerados. Supondo que o estado atual (ou inicial) $\vec{e}_i$ do mecanismo de síntese seja alegria, e deseja-se propositadamente que ele transite para um novo estado semelhante à neutralidade $\vec{e}_f$, teremos conforme indicado na figura 5.1.

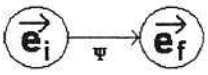

Figura 5.1 – Transição de estados emocionais.

Para modelar esta transformação, é necessário utilizar os valores da tabela 5.1. Eles fornecem as seleções possíveis para UA's, regiões e bases musculares do FACS em correspondência ao conjunto de músculos faciais. Baseado nestes dados, pode-se admitir como coordenadas dos vetores $\vec{e}_i$ somente aquelas UA´s que agem com mais vigor em cada uma destas emoções no momento de máxima tensão muscular. A ausência de ação facial não significa exatamente estado emocional neutro.

ÁPICE DA EXPRESSÃO ALEGRIA			
AU	REGIÃO	descrição do FACS	MÚSCULOS
2	testa e olhos	Levantador da testa externo	Par lateral do frontalis
6	olhos	Levantador de pálpebra	Orbicular e parte palpebral do olho,
10	boca	Levantador do lábio superior	Levantador do lábio superior
12	boca	Puxador do canto do lábio	Zigomático maior
14	boca	Formador de covinhas da face	Bucinador e Masseter
25	boca	Separador de lábios	Depressor do lábio inferior, Relaxação do mento ou do orbicular da boca
63	olhos	Levantador de olhos	Orbicular do olho, parte do frontal do epicrânio e corrugador do supercílio

ÁPICE DA EXPRESSÃO NEUTRO			
AU	REGIÃO	descrição do FACS	MÚSCULOS
12	boca	Puxador do canto do lábio	Zigomático maior
24	boca	Apertador de lábios	Orbicular da boca
63	olhos	Levantador de olhos	Orbicular do olho, parte do frontal do epicrânio e corrugador do supercílio

Tabela 5.1 – Unidades de ação escolhidas para "alegria" e "neutro".

Os vetores de cada emoção no ápice possuem dimensão 44, e segundo a nossa escolha, são os seguintes:

$\vec{e}_{ALEGRIA}$ =(0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,0,0,.....,0,1) vetor com 44 coordenadas

$\vec{e}_{NEUTRO}$ =(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,.....,0,1) vetor com 44 coordenadas

Para simplificar a quantidade de informações, os vetores acima serão escritos indicando-se apenas os números das AU's que estão ativas.

$$\vec{e}_{ALEGRIA} = [2,6,10,12,14,25,63] = \vec{e}_i\,, \qquad 5.1$$

$$\vec{e}_{NEUTRO} = [12,24,25,63] = \vec{e}_f\,. \qquad 5.2$$

Percebemos imediatamente que algumas AU's serão desativadas, enquanto outras se mantém durante a transição.

A escolha do seqüenciamento de $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4$ depende de uma lógica de programação adequada, e podemos assumir que cada um destes vetores intermediários efetivamente refere-se às áreas estratégicas envolvidas na expressão da face, que são respectivamente os dois olhos, nariz e boca.

Continuando o raciocínio do exemplo dado da passagem do estado alegria para neutro, é possível construir um pseudo código parcial do módulo de apresentação de uma síntese usando a instruções de "*caso*", "*e*" "*então*", "*fim*":

O algoritmo ficará na forma:

```
caso expressão_atual=alegria e expressão_objetivo=neutro
então
        desativar AU2 e AU6 do vetor_e1
        desativar AU2 e AU6 do vetor_e2;
        desativar AU10 e AU14 e AU25 do vetor_e4;
        ativar AU 24 do vetor_e4;
fim
```

6 - Formação da base de dados e experimentação

No total foram esquematizados os seguintes conjuntos de indivíduos:
i) 6 (seis) adultos, sendo 2 do sexo masculino e quatro feminino.
ii) 10 (dez) crianças com mais de 3 até 6 anos , sendo 5 meninos e 5 meninas.
iii) 3 (três) crianças entre 1 e 3 anos, sendo um menino e 2 meninas.

Foram escolhidas distintas variáveis de processamento de imagem em relação aos valores de limiares, isto porque haviam diferenças tanto de condições de gravação das imagens quanto de características faciais. No total foi estruturado um conjunto **C** contendo aproximadamente 600 fotos para o banco de dados; deste total foram selecionadas apenas 350 para participar dos experimentos e realizar as alterações necessárias para treinamento da rede neural. Subdividiu-se o conjunto **C** em **n** subconjuntos $\mathbf{C_i}$ de treino de modo que:

$$\mathbf{C_1 \subseteq C_2\ ,\ C_2 \subseteq C_3\ ,\ C_3 \subseteq C_4\ ,\ldots,C_{n-1} \subseteq C_n,\ C_n \subseteq C} \qquad 6.1$$

As quantidades de imagens em cada um dos subconjuntos $\mathbf{C_1}$, $\mathbf{C_2}$, $\mathbf{C_3}$ e $\mathbf{C_4}$ foram sendo aumentadas de acordo com a seqüência 50, 100, 230 e 350, até atingir percentuais aceitáveis.

6.1 Experimentos com a RBF

Após os treinos e testes relativos a cada subconjunto de imagens, o conjunto de treinamento foi sendo adaptado para receber novas imagens, totalizando no fim um conjunto $\mathbf{C_4}$ com 350 imagens de expressões. Neste último caso, a rede neural possui configuração de 17000 entradas, 350 núcleos de treinamento e 8 saídas. A RBF foi treinada e testada várias vezes consecutivas, mantendo porém as mesmas condições especificadas sobre as variáveis quanto ao número de neurônios das camadas, função de ativação, valor de raio e número de iterações, obtendo matrizes de pesos que foram capazes fornecer uma média global de **92,64**% de taxa de reconhecimento.

Para não misturar informações, cada treinamento sobre respectivo conjunto de dados, teve seu próprio nome (por ex. RBF_1, RBF_2, RBF_3, ..., RBF_11), e todas as taxas obtidas durante os experimentos de reconhecimento para os treinos constam da tabela 6.1.

NOME DA REDE	Nº ENTRADAS	CAMADA OCULTA	Nº SAIDAS	CUSTO DE TREINO	IMAGENS TREINADAS	TAXA MÉDIA DE ACERTO	FREQ. CPU (MHz)	CUSTO DO TESTE (MINUTOS)
RBF_1	17000	50	8	15 MINUTOS	50	100%	650	0,5
RBF_2	17000	100	8	32 MINUTOS	100	100%	650	1,0
RBF_3	17000	230	8	8 HORAS	230	100%	650	1,5
RBF_4	17000	350	8	46 HORAS	350	87.21%	650	4,5
RBF_5	17000	350	8	46 HORAS	350	78.12%	650	4,5
RBF_6	17000	350	8	46 HORAS	350	97.72%	650	4,5
RBF_7	17000	350	8	46 HORAS	350	95.17%	650	4,5
RBF_8	17000	350	8	46 HORAS	350	92.61%	650	4,5
RBF_9	17000	350	8	46 HORAS	350	98.01%	650	4,5
RBF_10	17000	350	8	46 HORAS	350	88.63%	650	4,5
RBF_11	17000	350	8	4 SEMANAS	350	81.53%	266	12
					MÉDIA	92.64%		

Tabela 6.1 – Resultados dos experimentos de treinamento com a RBF.

Se fossemos escolher neste grupo de testes uma matriz de pesos da rede neural para executar as rotinas de classificação de emoções, a melhor opção seria a da RBF_9, pois esta arquitetura possui um arquivo de pesos que é capaz de classificar com margem de segurança de **98**% um conjunto de 350 imagens de expressões faciais.

6.2 Teste da robustez da RBF

O conjunto com 350 imagens foi fracionado em dois, de mesmo tamanho, afim de verificar a robustez da rede em aceitar dados de um e de outro conjunto. Desta forma formou-se conjuntos $\mathbf{C}_4^{\mathbf{A}}$ e $\mathbf{C}_4^{\mathbf{B}}$ tal que, $\mathbf{C}_4 = \mathbf{C}_4^{\mathbf{A}} \cup \mathbf{C}_4^{\mathbf{B}}$ Os subconjuntos $\mathbf{C}_4^{\mathbf{A}}$ e $\mathbf{C}_4^{\mathbf{B}}$ possuem 175 elementos cada um, escolhidos aleatoriamente sobre $\mathbf{C}_4$ porém de modo a selecionar por igual todos os participantes. Depois de treinadas verificou-se as capacidades de reconhecimento de cada rede com seus próprios dados, que estão catalogados na tabela 6.2, sendo que os resultados desta tabela indicam boas classificações durante o treino. Mas precisa-se saber o que acontece quando testamos estas redes com imagens que não foram por elas treinadas.

O próximo passo é verificar até onde um conjunto de treinamento aceita como entrada os dados do outro conjunto. Com isto caracterizamos uma espécie de cruzamento entre os treinos das redes, obtendo as informações constantes da tabela 6.3.

INDIVÍDUO	FAIXA DE IDADE - SEXO	LIMIARES (MIN/MAX)	TREINO C_4^A QUANTIDADES		TAXA INDIVIDUAL	TREINO C_4^B QUANTIDADES		TAXA INDIVIDUAL
			TREINO	ACERTOS		TREINO	ACERTOS	
1	40-M	80x145	37	37	100%	38	31	81.58%
2	40-F	120x140	14	14	100%	13	13	100%
3	5-M	120x140	10	10	100%	10	10	100%
4	14-M	120x140	10	10	100%	10	10	100%
5	5-F	80x100	15	15	100%	15	15	100%
6	6-M	90x100	17	17	100%	17	16	94.12%
7	6-F	80x100	17	17	100%	17	17	100%
8	35-F	80x145	7	7	100%	6	6	100%
9	6-F	80x100	14	14	100%	15	15	100%
10	5-F	120x140	11	11	100%	11	11	100%
11	8-M	120x140	5	5	100%	5	5	100%
12	25-F	80x145	3	3	100%	3	1	33.33%
13	4-F	90x100	3	3	100%	2	2	100%
14	20-F	90x100	2	2	100%	2	2	100%
15	2-F	80x110	3	3	100%	3	3	100%
16	2-F	80x110	1	1	100%	1	1	100%
17	5-M	90x100	3	3	100%	4	4	100%
18	5-M	120x80	2	2	100%	2	2	100%
19	2-M	80x110	1	1	100%	1	1	100%
			MEDIA PARCIAL (INDIVIDUAL)		100%	MEDIA PARCIAL (INDIVIDUAL)		95.21%
		SOMAS	175	175		175	165	
			MEDIA GLOBAL (SOMAS)		100%	MEDIA GLOBAL (SOMAS)		94.29%

Tabela 6.2 – Robustez da RBF no treinamento.

INDIVÍDUO	FAIXA DE IDADE - SEXO	LIMIARES (MIN/MAX)	TESTE CRUZAMENTO C_4^A QUANTIDADES		TAXA INDIVIDUAL	TESTE CRUZAMENTO C_4^B QUANTIDADES		TAXA INDIVIDUAL
			TREINO	ACERTOS		TREINO	ACERTOS	
1	40-M	80x145	37	21	56.76%	38	29	76.32%
2	40-F	120x140	14	8	57.14%	13	8	61.54%
3	5-M	120x140	10	6	60.00%	10	8	80.00%
4	14-M	120x140	10	6	60.00%	10	5	50.00%
5	5-F	80x100	15	7	46.67%	15	9	60.00%
6	6-M	90x100	17	10	58.82%	17	10	58.82%
7	6-F	80x100	17	6	35.29%	17	9	52.94%
8	35-F	80x145	7	4	57.14%	6	3	50.00%
9	6-F	80x100	14	9	64.29%	15	12	80.00%
10	5-F	120x140	11	7	63.64%	11	7	63.64%
11	8-M	120x140	5	2	40.00%	5	2	40.00%
12	25-F	80x145	3	2	66.67%	3	1	33.33%
13	4-F	90x100	3	2	66.67%	2	2	100.00%
14	20-F	90x100	2	1	50.00%	2	2	100.00%
15	2-F	80x110	3	2	66.67%	3	2	66.67%
16	2-F	80x110	1	1	100.00%	1	1	100.00%
17	5-M	90x100	3	2	66.67%	4	2	50.00%
18	5-M	120x80	2	1	50.00%	2	2	100.00%
19	2-M	80x110	1	1	100.00%	1	1	100.00%
			MEDIA INDIVIDUAL		61.39%	MEDIA INDIVIDUAL		69.65%
		SOMAS	175	98		175	115	
			MEDIA GLOBAL (SOMAS)		56.00%	MEDIA GLOBAL (SOMAS)		65.71%

Tabela 6.3 – Robustez da RBF.

A rede que treinou o conjunto $\mathbf{C}_4^{\mathbf{B}}$ (tabela 6.3) possui melhor desempenho na aceitação de imagens estranhas ao seu conjunto. Foi feita uma análise global, isto é, calculou-se o resultado da divisão entre a quantidade total de acertos e de fotos testadas, obteve-se para o conjunto $\mathbf{C}_4^{\mathbf{A}}$ a taxa de **56,00%**, e para $\mathbf{C}_4^{\mathbf{B}}$ a taxa de aceitação da ordem de **65,71%**.

7 – Saídas da RBF e síntese

Uma vez treinada, as saídas da rede de melhor desempenho poderá alimentar uma segunda rede neural. Esta nova rede poderá tabelar na sua saída as bases musculares UA's do FACS de acordo com a expressão a ser sinteticamente simulada. TORNICE (2000) classificou dados de entrada a partir da análise da parte superior da face humana e relacionou-os com a tabela das UA's, utilizando um algoritmo MLP. A figura 7.1 a seguir é uma sugestão para fazer a separação das expressões de indivíduos que estão "misturados" entre si num único conjunto.

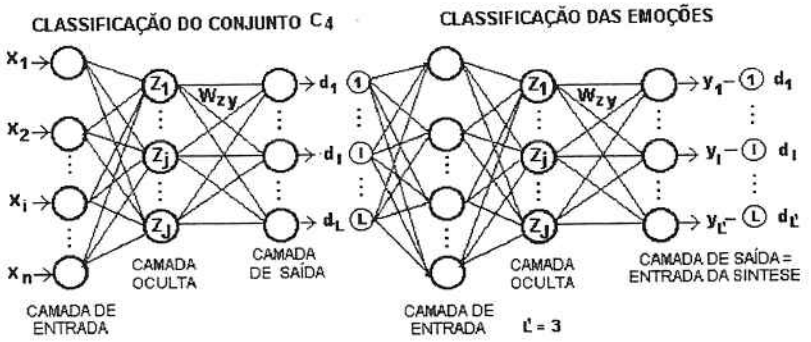

Figura 7.1 – Rede de separação das expressões misturadas

A tabela 7.1 a seguir pode ser utilizada para relacionar saídas desejadas da rede neural com unidades de ação. Sugere-se a ativação (ou não ativação) das **bm**'s utilizando as descrições do item 5.

No. Expressão - FACS	SAÍDAS DESEJADAS	UA - conf. GIL (1993)
01 = Alegria (Happiness)	(1,0,0)	[6,12,26]
02 = Medo (Fear)	(0,1,0)	[1,2,4,5,7,20,26]
03 = Tristeza (Sadness)	(0,0,1)	[1,4,15]
04 = Surpresa (Surprise)	(1,1,0)	[1,2,5,26]
05 = Nojo (Disgust)	(1,0,1)	[4,9,17]
06 = Raiva (Anger)	(0,1,1)	[4,5,7,10,26]
07 = NI Especial (por ex. Saudade (N.D.)	(0,0,1)	[2,4,5,7,11,12,15,25,26,32]
08 = Neutro (Contempt)	(0,0,0)	[0]

Tabela 7.1 – Lista de correspondência entre saída da rede neural e UA's.

8 Conclusões

Este trabalho propôs uma análise sobre as possibilidades de classificação de sinais emocionais, utilizando para isso imagens que foram processadas numericamente a partir de fotos contendo expressões faciais. Em relação a outros trabalhos já publicados, esta pesquisa contribui com um modelo expandido do conjunto de análise, pois implementa um método que admite em seu domínio, as expressões neutra e não identificada, entretanto permite aumentar ainda mais o conjunto de emoções. E em adição, também foi expandido o número de dados cognitivos analisados (UA's), já que foi proposto incluir informações de outros vetores de unidades de ação e de bases musculares. Basicamente foram analisadas duas situações:

Primeira situação - treinamento
Sobre o conjunto com 350 fotos foi determinado perfazer 8 simulações normais com o mesmo algoritmo da RBF com mesmas variáveis. Usando o conjunto de imagens descrito, o sistema que utilizou a RBF_9 é capaz de acertar com um percentual individual de ≅**98%**, enquanto que se considerarmos a média do grupo, este índice é de ≅**92%**.

Segunda situação – testes
Este caso diz respeito ao processo de análise da robustez da RBF, fazendo a separação e o cruzamento dos dois conjuntos de treino. Nas condições em que foram escolhidos os conjuntos, esperava-se os mais baixos índices de aceitação de imagens estranhas, mas uma das validações surpreendeu durante a compilação dos resultados dos testes, e mesmo com um número reduzido de imagens (175), com esta adaptação obteve-se a taxa individual de acerto da ordem de ≅**70%**, e a global em torno de ≅**65%**.

Analisando ambos os procedimentos de experimentação, finalmente conclui-se que o uso de redes neurais artificiais baseadas em funções de base radial permite classificar e parametrizar emoções faciais humanas, a partir de imagens tratadas computacionalmente com algoritmos de erosão/dilatação e segmentação.

Referências

CABRAL JR., E. F. et al. **Redes neurais artificiais**: Um curso teórico e prático para engenheiros e cientistas. Edição dos autores. Grupo Comunicação Homem-Máquina. Laboratório de Comunicação de Sinais, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 1999, 324p.

ENGELMANN, A. **Os estados subjetivos: uma tentativa de classificação de seus relatos verbais**. (Ensaios, 36). São Paulo. Ed. Ática, 1978. 544p.

GIL, I. A. **Relações entre ações faciais e relatos verbais de estados subjetivos de emoções e eventos correlatos**. São Paulo, 1993, 183p. Tese (Doutorado) Instituto de Psicologia, Universidade de São Paulo.

GRAY, H.; GOSS, C. M. **Anatomia**, 29ª. Edição, editora Guanabara, 1988.

HASSOUN, M. H. **Fundamental of Artificial Neural Networks**. MIT Press, Cambridge, Massachusetts. 1995, 511p.

KOBAYASHI, H.; HARA, F. Analysis of the Neural Network Recognition Characteristics of 6 Basic Facial Expression. **JSME International Journal**. Series C (Dynamics, Control, Robotics, Design and Manufacturing). Japan. v.39, n.2, p.323-31, June 1996.

LISETTI, C. L.; RUMELHART, D. E., Facial expression recognition using a neural network.. In: ELEVENTH INTERNATIONAL FLORIDA ARTIFICIAL INTELLIGENCE RESEARCH SYMPOSIUM CONFERENCE. 1998. **Proceedings**. American Association for Artificial Intelligence, AAAI Press, 1998, p.328-32.

MENEZES, P. F. B. Linguagens formais e autômatos. Série de livros didáticos do Instituto de Informática do UFRGS. 2ª edição, 1998. 160p.

PRATT, W. K. Digital image processing. John Wiley & Sons, 1978, 750p.

RUSS, J. C. **The image processing handbook** – 2nd edition , IEEE Press, 1995, 674p.

SATO, K., SHAH, S., AGGARWAL, J. K., Partial face recognition using radial basis function networks. In: THIRD IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTOMATIC FACE AND GESTURE RECOGNITION. Nara, Japan, 1998. **Proceedings**. IEEE Comp. Soc. Los Alamitos, CA, USA, p.288-93, 1998.

TERZOPOULOS, D. Analysis and synthesis of facial image sequences using physical and automatical models. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence,** v.15, n.6, p. 569-579, June 1993.

TORNICE, A. **Processamento automático de ações faciais superiores usando redes neurais artificiais e processamento de imagens**. São Paulo, 2000, 108p. Dissertação (Mestrado) Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

VELOSO, P. A. S. **Máquinas e Linguagens – uma introdução à teoria dos autômatos**. Escola de computação, Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo. São Paulo, 242p. 1979.

WALTERS, K. A muscle model for animating three-dimensional facial expressions. **Computer Graphics**, July 1987. Resumo do artigo na página da web-internet.

YACOOB, Y.; DAVIS, L.S. Recognizing human facial expression. **Computer Vision Laboratory Pub.**, Center for Automation Research University of Maryland, College Park. May 1994.

BOLETINS TÉCNICOS - TEXTOS PUBLICADOS

BT/PTC/9901 – Avaliação de Ergoespirômetros Segundo a Norma NBR IEC 601-1- MARIA RUTH C. R. LEITE, JOSÉ CARLOS TEIXEIRA DE B. MORAES

BT/PTC/9902 – Sistemas de Criptofonia de Voz com Mapas Caóticos e Redes Neurais Artificiais – MIGUEL ANTONIO FERNANDES SOLER, EUVALDO FERREIRA CABRAL JR.

BT/PTC/9903 – Regulação Sincronizada de Distúrbios Senodais – VAIDYA INÉS CARRILLO SEGURA, PAULO SÉRGIO PEREIRA DA SILVA

BT/PTC/9904 – Desenvolvimento e Implementação de Algoritmo Computacional para Garantir um Determinado Nível de Letalidade Acumulada para Microorganismos Presentes em Alimentos Industrializados – RUBENS GEDRAITE, CLÁUDIO GARCIA

BT/PTC/9905 - Modelo Operacional de Gestão de Qualidade em Laboratórios de Ensaio e Calibração de Equipamentos Eletromédicos – MANUEL ANTONIO TAPIA LÓPEZ, JOSÉ CARLOS TEIXEIRA DE BARROS MORAES

BT/PTC/9906 – Extração de Componentes Principais de Sinais Cerebrais Usando Karhunen – Loève Neural Network – EDUARDO AKIRA KINTO, EUVALDO F. CABRAL JR.

BT/PTC/9907 – Observador Pseudo-Derivativo de Kalman Numa Coluna de Destilação Binária – JOSÉ HERNANDEZ LÓPEZ, JOSÉ JAIME DA CRUZ, CLAUDIO GARCIA

BT/PTC/9908 – Reconhecimento Automático do Locutor com Coeficientes Mel-Cepstrais e Redes Neurais Artificiais – ANDRÉ BORDIN MAGNI, EUVALDO F. CABRAL JÚNIOR

BT/PTC/9909 – Análise de Estabilidade e Síntese de Sistemas Híbridos – DIEGO COLÓN, FELIPE MIGUEL PAIT

BT/PTC/0001 – Alguns Aspectos de Visão Multiescalas e Multiresolução – JOÃO E. KOGLER JR., MARCIO RILLO

BT/PTC/0002 – Placa de Sinalização E1: Sinalização de Linha R2 Digital Sinalização entre Registradores MFC- PHILLIP MARK SEYMOUR BURT, FERNANDA CARDOSO DA SILVA

BT/PTC/0003 – Estudo da Técnica de Comunicação FO-CDMA em Redes de Fibra Óptica de Alta Velocidade – TULIPA PERSO, JOSÉ ROBERTO DE A. AMAZONAS

BT/PTC/0004 – Avaliação de Modelos Matemáticos para Motoneurônios – DANIEL GUSTAVO GOROSO, ANDRÉ FÁBIO KOHN

BT/PTC/0005 – Extração e Avaliação de Atributos do Eletrocardiograma para Classificação de Batimentos Cardíacos – ELDER VIEIRA COSTA, JOSÉ CARLOS T. DE BARROS MORAES

BT/PTC/0006 – Uma Técnica de Imposição de Zeros para Auxílio em Projeto de Sistemas de Controle – PAULO SÉRGIO PIERRI, ROBERTO MOURA SALES

BT/PTC/0007 – A Connected Multireticulated Diagram Viewer – PAULO EDUARDO PILON, EUVALDO F. CABRAL JÚNIOR

BT/PTC/0008 – Some Geometric Properties of the Dynamic Extension Algorithm – PAULO SÉRGIO PEREIRA DA SILVA

BT/PTC/0009 – Comparison of Alternatives for Capacity Increase in Multiple-Rate Dual-Class DS/CDMA Systems – CYRO SACARANO HESI, PAUL ETIENNE JESZENSKY

BT/PTC/0010 – Reconhecimento Automático de Ações Faciais usando FACS e Redes Neurais Artificiais – ALEXANDRE TORNICE, EUVALDO F. CABRAL JÚNIOR

BT/PTC/0011 – Estudo de Caso: Tornando um Projeto Testável Utilizando Ferramentas Synopsys – REINALDO SILVEIRA, JOSÉ ROBERTO A. AMAZONAS

BT/PTC/0012 – Modelos Probabilísticos para Rastreamento em Carteiras de Investimento – HUGO G. V. DE ASSUNÇÃO, OSWALDO L. V. COSTA

BT/PTC/0013 – Influência de um Controle Imperfeito de Potência e Monitoramento da Atividade Vocal na Capacidade de Sistemas DS/CDMA – MÁRCIO WAGNER DUARTE ROLIM, PAUL JEAN ETIENNE JESZENSKY

BT/PTC/0014 – Canceladores de Interferência Sucessivo e Paralelo para DS/CDMA – TAUFIK ABRÃO, PAUL JEAN E. JESZENSKY

BT/PTC/0015 – Transmissão de Serviços de Multimídia num Sistema Móvel Celular CDMA de Banda Larga – EDUARDO MEIRELLES MASSAUD, PAUL JEAN ETIENNE JESZENSKY

BT/PTC/0016 – Disseminação do HIV em uma População Homossexual Heterogênea – MARCOS CASADO CASTÑO, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA

BT/PTC/0017 – Implementação e Avaliação em Laboratório de um Monitor Cardíaco Portátil para Três Derivações – RAISA FERNÁNDEZ NUNEZ, JOSE CARLOS TEIXEIRA DE BAROS MORAES

BT/PTC/0018 – Projeto de Filtros Recursivos de N-ésima Banda – IRINEU ANTUNES JÚNIOR, MAX GERKEN

BT/PTC/0019 – Relative Flatness and Flatness of Implicit Systems – PAULO SÉRGIO PEREIRA DA SILVA, CARLOS CORRÊA FILHO

BT/PTC/0020 – Estimativa de Fluxo Sangüíneo nas Artérias Coronárias Usando Imagens de Cineangiocardiografia – ANA CRISTINA DOS SANTOS, SÉRGIO SHIGUEMI FURUIE

BT/PTC/0021 – Modelos Populacionais para AIDS e Análise do Equilíbrio sem Epidemia – ELIZABETH FERREIRA SANTOS, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA

BT/PTC/0101 – Model-Based Soft-Sensor Design for On-Line Estimation of the Biological Activity in Activated Sludge Wastewater Treatment Plants – OSCAR A. Z. SOTOMAYOR, SONG WON PARK, CLAUDIO GARCIA

BT/PTC/0102 – Reconhecimento Automático do Locutor Utilizando a Rede Neural Artificial *Field Distributed Memory* – FDM – MARCELO BLANCO,EUVALDO F. CABRAL JR.

BT/PTC/0103 – Algoritmos de Filtragem e Previsão em Modelos de Volatilidade – FERNANDO LOVISOTTO, OSWALDO L. V. COSTA

BT/PTC/0104 – Método de Diferenças Temporais Aplicado às Equações de Riccati Acopladas entre Si – OSWALDO L. V. COSTA, JULIO C. C. AYA

BT/PTC/0105 – Método de Diferenças Finitas e de Monte Carlo em Derivativos – ANDRÉ CURY MAIALI, OSWALDO LUIZ DO VALLE COSTA

BT/PTC/0106 – Resolução de um Problema Inverso de Eletromagnetismo por Meio de Redes Neurais Artificiais – ARNALDO MEGRICH, JORGE MIECZYSLAW JANISZEWSKI

BT/PTC/0107 – Projeto de Controlador de Temperatura para Perfusão Peritoneal com Hipertermia e Quimioterapia – GIANCARLO ANTONIO BERZACOLA, FUAD KASSAB JÚNIOR

BT/PTC/0108 – 0 Papel de Diferentes Grupos Populacionais na Transmissão Sexual do HIV – ELIZABETH FERREIRA SANTOS, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA

BT/PTC/0109 – Terapias Ótimas Anti-HIV para a Redução da Transmissão Vertical – RENATO BEVILACQUA, LUIZ HENRIQUE ALVES MONTEIRO

BT/PTC/0110 – Brain Signal Analysis Using Non-Linear ARIMA Models – ERNANE J. X. COSTA, EUVALDO FERREIRA CABRAL JR.

BT/PTC/0111 – Cancelamento de Eco Acústico Estéreo: Análise de Algoritmos Adaptativos e um novo Método de Redução do Desalinhamento – ROBERTO ROSCHEL BELLI, PHILLIP MARK SEYMOUR BURT

BT/PTC/0112 – Natural Gas Flow Computer With Open Architecture Using Intelligent Instrumentation And Field Bus – OSMEL REYES VAILLANT, CLAUDIO GARCIA

BT/PTC/0113 – Aplicação de Métodos de Inteligência Artificial em Inteligência de Negócios –ROGÉRIO GARCIA DUTRA, EUVALDO FERREIRA CABRAL JR.

BT/PTC/0114 – Detectores Multiusuário para DS/CDMA – Canceladores de Interferência –TAUFIK ABRÃO, PAUL JEAN E. JESZENSKY

BT/PTC/0115 – Reconhecimento Automático do Locutor Usando Pré-Processamento em Sons Nasalizados com Diversos Classificadores Neurais – ROBERTO AMILTON BERNARDES SÓRIA, EUVALDO FERREIRA CABRAL JR.

BT/PTC/0116 – Aplicando a Técnica de Times Assíncronos na Otimização de Problemas de Empacotamento Unidimensional – REINALDO DE BERNARDI, TSEN CHUNG KANG

BT/PTC/0117 – A Simplified Implementation of the Theory of Emotions for Emotrots – RODRIGO DE TOLEDO CAROPRESO, RODRIGO DIAS MORGADO, EUVALDO FERREIRA CABRAL JR.

BT/PTC/0118 – Modelos Dinâmicos Aplicados à Propagação de Vírus em Redes de Computadores – BETYNA FERNÁNDEZ NAVARRO, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA

BT/PTC/0119 – Técnicas para Melhorar o Desempenho do Método dos Análogos Modificado em Predição de Séries Temporais Caóticas – LUIZ MONZÓN BENITEZ, ADEMAR FERREIRA

BT/PTC/0120 – Um Modelo Microscópico para a Simulação de uma Intersecção Semaforizada – EDUARDO ULI NELLAR, ADEMAR FERREIRA

BT/PTC/0121 – Subspace Identification Methods Applied to Activated Sludge Processes: A Performance Comparison Study – OSCAR A. Z. SOTOMAYOR, SONG WON PARK, CLAUDIO GARCIA

BT/PTC/0122 – Controle Avançado de Temperatura para Perfusão Peritoneal com Hipertermia e Quimioterapia - ARNALDO LAGANARO JUNIOR, FUAD KASSAB JUNIOR

BT/PTC/0123 – Análise de Sinais Biológicos Utilizando *Wavelets* – FRANCO BELTRAME RUNZA, FUAD KASSAB JUNIOR

BT/PTC/0123 – Certificação de Estimuladores Neuromusculares no Sistema Brasileiro de Certificação de Equipamentos Médicos – EDUARDO RODRIGUES MANDL, JOSÉ CARLOS TEIXEIRA DE BARROS

BT/PTC/0201 – Aplicação de Transformadas Tempo – Freqüência e de Redes Neurais Artificiais no Processamento Digital de Sinais Cerebrais – MARCOS TEIXEIRA DE FREITAS FILHO, EUVALDO FERREIRA CABRAL JR.

BT/PTC/0202 – Aspectos de Identificação para Controle de Sistemas NARX usando Redes Neurais RBF – RITA DE CÁSSIA PAVANI LAMAS, ADEMAR FERREIRA

BT/PTC/0203 – A Equação de Riccati Estacionária na Estimação Linear em Sistemas Lineares Discretos no Tempo com Saltos Markovianos – SUSSET GUERRA JIMENEZ, OSWALDO LUIZ DO VALLE COSTA

BT/PTC/0204 – Comparação entre Algoritmos de Identificação Não-Assistida de Canais de Comunicação Baseados em Estatísticas de Segunda Ordem – CLÁUDIO JOSÉ BORDIN JUNIOR, LUIZ ANTONIO BACCALA

BT/PTC/0205 – Desenvolvimento de um Simulador de uma Sub-Rede da Medula Espinhal – ROGÉRIO RODRIGUES LIMA CISI, ANDRÉ FABIO KOHN

BT/PTC/0206 – Novos Modelos de Motoneurônios de Vertebrados – MARCOS FRAGA VIEIRA, ANDRÉ FABIO KOHN