



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INFORMÁTICA  
MESTRADO EM BIOMETRIA**

**COMPARAÇÃO ESTATÍSTICA DE PERFORMANCE  
DE MÉTODOS DE REDES NEURAIS PARA SISTEMA  
DE OLFAÇÃO BIOLÓGICA**

**ANA VIRGÍNIA PEDROSA FIGUEIREDO**

**Dissertação de Mestrado**

**Orientador: Prof. Dr. WILSON ROSA DE OLIVEIRA JÚNIOR**

**RECIFE – PE  
Fevereiro 2007**

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INFORMÁTICA  
MESTRADO EM BIOMETRIA

ANA VIRGÍNIA PEDROSA FIGUEIREDO

## **Comparação Estatística de Performance de Métodos de Redes Neurais para Sistema de Olfacção Biológica**

*Este trabalho foi apresentado à Pós-graduação em  
Biometria do Departamento de Estatística e  
Informática da Universidade Federal Rural de  
Pernambuco como requisito parcial para obtenção  
do grau de Mestre em Biometria.*

**Orientador:** Prof. Dr. Wilson Rosa de Oliveira Júnior

Recife – PE  
Fevereiro 2007

Ficha catalográfica  
Setor de Processos Técnicos da Biblioteca Central – UFRPE

F475c Figueiredo, Ana Virgínia Pedrosa  
Comparação estatística de performance de métodos de  
redes neurais para sistema de olfação biológica / Ana Virgí -  
nia Pedrosa Figueiredo. -- 2007.  
53 f. : il.

Orientador : Wilson Rosa de Oliveira Júnior  
Dissertação (Mestrado em Biometria) - Universidade Fe -  
deral Rural de Pernambuco. Departamento de Estatística  
e Informática.

Inclui bibliografia

CDD 574.018 2

1. Redes neurais
2. Teste de hipótese
3. Olfação
  - I. Oliveira Júnior, Wilson Rosa de
  - II. Título

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO**  
**DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA E ESTATÍSTICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA**

**COMPARAÇÃO ESTATÍSTICA DE PERFORMANCE DE MÉTODOS  
DE REDES NEURAIS PARA SISTEMA DE OLFAÇÃO BIOLÓGICA**

ANA VIRGÍNIA PEDROSA FIGUEIREDO

Dissertação foi julgada adequada para obtenção do título de mestre em Biometria,  
defendida e aprovada por unanimidade em 26/02/2007 pela banca examinadora.

Orientador:



---

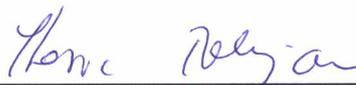
**Wilson Rosa de Oliveira Junior**  
**UFRPE**

Comissão Examinadora:



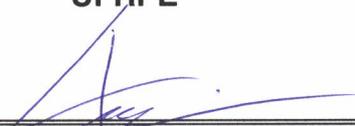
---

**Borko Stosic**  
**UFRPE**



---

**Tatijana Stosic**  
**UFRPE**



---

**Francisco Luiz dos Santos**  
**UNICAP**

# **Dedicatória**

Dedico este trabalho a meus pais Ana Maria Pedrosa Figueiredo e Natanael de Jesus Figueiredo por tudo que me ensinaram durante toda a minha vida e por me educarem sempre com muita atenção e carinho, a meus irmãos que sempre me incentivaram e deram-me forças para seguir em frente e a meu noivo por seu companheirismo e paciência.

# Agradecimentos

Em primeiro lugar agradeço a Deus por ter me iluminado nos meus estudos para que eu conseguisse está aqui hoje.

Agradeço ao Prof. Dr. Wilson Rosa de Oliveira Júnior pela sua orientação em todas as etapas deste trabalho. De forma especial agradeço a sua disponibilidade nas vezes em que precisei.

Quero agradecer também a Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Marizete Silva Santos pelo seu incentivo e ensinamentos que foram fundamentais para a realização deste trabalho e pela concessão da base de dados utilizada.

Também quero agradecer de forma especial a minha gerente e a meus colegas de trabalho que me apoiaram.

# Resumo

Um dos sentidos humanos que apresenta vários aspectos que ainda precisam ser elucidados é o sentido do olfato. Para isto muitos pesquisadores vêm estudando este sentido para melhor entender como ocorre o processamento das informações até a etapa de reconhecimento feita pelo cérebro. Desses estudos muitas foram as teorias propostas sobre o funcionamento do sistema olfativo, onde seus autores procuram esclarecer como ocorre a recepção, análise e detecção do odor.

Muitas pessoas ainda têm como ferramenta de trabalho seus próprios narizes. Nesse tipo de trabalho pessoas são treinadas para inalar e detectar odores. Esse trabalho é considerado exaustivo e de risco para o profissional que, por exemplo, pode vir a inalar gases tóxicos. Para solucionar esse problema foram criados sistemas que simulam o nariz biológico. Esses sistemas são chamados de narizes artificiais. O nariz artificial é um equipamento formado por sensores e um sistema de reconhecimento de padrões. Os sensores são responsáveis por captar do meio externo os sinais de odor. O sistema de reconhecimento de padrões é utilizado para classificar os sinais enviados pelos sensores e apresentar um resultado.

No presente trabalho, foram utilizadas as técnicas de redes neurais artificiais para o reconhecimento de padrões. Pois essas técnicas são não-paramétricas e geralmente são não-lineares. A utilização de redes neurais artificiais como sistema de reconhecimento de odor tem sido bastante vantajosa. Elas têm a capacidade de trabalhar com dados não-lineares, possuem capacidade de adaptação, são tolerantes a erros e a ruídos e também possuem processamento paralelo. Foram utilizadas as redes MLP, RBF e PNN para o desenvolvimento de um sistema de reconhecimento de odor baseado em um modelo do sistema olfativo biológico e seus resultados foram comparados, utilizando o teste *de Wilcoxon*, com os respectivos modelos de redes sem a adaptação ao modelo biológico.

# Abstract

One of the human senses that has several aspects get to be elucidated is the olfactory sense. Therefore, many scientists have been studying this sense in order to better understand how does the information processing happens until the brain recognize it. There were lots of theories regarding olfactory system functioning, in which its authors try to explain how the reception, the analysis and the odor detection occur.

Many people still use their own noses as a working tool. In this kind of job, people are trained to inhale and detect different odors. It is considered as an exhausting and risky job for those professional that, for example, could inhale toxics gases. In order to solve this problem, many systems that try to simulate a biological nose were developed. These systems are known as artificial noses. An artificial nose is an equipment composed of sensors and a pattern recognition system. The sensors are responsible for detecting odor signs from the external environment. The pattern recognition system is used to classify the signs sent by sensors and to provide a result from these signs.

In the present work, artificial neural network techniques were used for the pattern recognition process, once these techniques are non-parametric and usually non-linear. The usage of artificial neural networks as an odor recognition system has been quite advantageous. These networks are capable of working with non-linear data and also have an adaptation capability, they are tolerant to errors and noise, and have parallel processing. MLP, RBF e PNN were used in the development of an odor recognizing system based on a biologic system model and its results were compared, using the *Wilcoxon* test on the respective network models without the adaptation to the biologic model.

# Lista de Figuras

<b>Figura 2-1:</b> Células do epitélio olfativo.....	6
<b>Figura 2-2:</b> Imagem ilustrativa do bulbo olfatório.....	8
<b>Figura 2-3:</b> Áreas laterais do córtex cerebral.....	8
<b>Figura 2-4:</b> Imagem ilustrativa da inalação.....	10
<b>Figura 2-5:</b> Imagem ilustrativa do modelo. ....	15
<b>Figura 3-1:</b> Neurônio artificial projetado por McCulloch e Pitts.....	17
<b>Figura 3-2:</b> Gráfico da Função Sigmóide.....	21
<b>Figura 3-3:</b> Exemplo de arquitetura de um Perceptron Multi-camadas. ....	22
<b>Figura 3-4:</b> Propagação.....	24
<b>Figura 3-5:</b> Retropropagação. ....	24
<b>Figura 5-1:</b> Imagem ilustrativa da primeira etapa. ....	35
<b>Figura 5-2:</b> Imagem ilustrativa da segunda etapa. ....	36
<b>Figura 5-3:</b> Imagem ilustrativa da terceira etapa. ....	37
<b>Figura 5-4:</b> Imagem ilustrativa da quarta etapa.....	39

# Lista de Tabelas

<b>Tabela 5-2:</b> resultados obtidos pelo modelo proposto (MLP).....	39
<b>Tabela 5-3:</b> resultados obtidos pela rede MLP ( <i>newff</i> ) .....	40
<b>Tabela 5-4:</b> resultados obtidos pelo modelo proposto (RBF) .....	41
<b>Tabela 5-5:</b> resultados obtidos pela rede RBF( <i>newrb</i> ) .....	42
<b>Tabela 5-6:</b> resultados obtidos pela rede RBF( <i>newrbe</i> ) .....	42
<b>Tabela 5-7:</b> resultados obtidos pelo modelo proposto (PNN).....	43
<b>Tabela 5-8:</b> resultados obtidos pela rede PNN ( <i>newpnn</i> ) .....	44

# Sumário

1. Introdução .....	1
1.1 Motivação.....	1
1.2 Objetivo.....	2
1.3 Contribuição.....	2
1.4 Organização da dissertação .....	3
2. Sistema Olfativo .....	5
2.1 Introdução.....	5
2.2 Epitélio Olfativo .....	5
2.3 Bulbo Olfativo .....	7
2.4 Córtex Olfativo .....	8
2.5 Teorias Olfativas.....	9
2.5.1 Teoria Vibracional .....	10
2.5.2 Teoria Estereoquímica .....	11
2.5.3 Teoria Energética.....	12
2.5.4 Teoria dos odores primários.....	12
2.6 Modelo Implementado .....	13
2.6.1 Introdução .....	13
2.6.2 Etapas do processamento do sinal .....	13
3. Redes Neurais.....	16
3.1 Introdução.....	16
3.2 Processos de Aprendizado.....	18
3.3 Perceptron multi-camadas (MLP) .....	20
3.4 Backpropagation.....	22
3.5 RBF.....	25
3.6 PNN .....	25
4. Nariz Artificial .....	27
4.1 Introdução.....	27
4.2 Histórico do nariz artificial .....	28
4.3 Composição do Nariz Artificial .....	28
4.4 Aplicações .....	29
5. Análise dos Dados e Resultados.....	31

5.1 Introdução .....	31
5.2 Dados .....	31
5.3 Desenvolvimento .....	33
5.3.1 Etapa 1 .....	34
5.3.3 Etapa 2.....	35
5.3.4 Etapa 3.....	36
5.3.5 Etapa 4.....	38
5.5 Experimentos com MLP utilizando a ferramenta Matlab.....	40
5.7 Experimentos com RBF utilizando a ferramenta Matlab.....	41
5.9 Experimentos com PNN utilizando a ferramenta Matlab.....	43
5.10 Teste de Hipóteses .....	44
5.11 Conclusão.....	45
6. Conclusão .....	47
6.1 Considerações Finais .....	47
6.2 Perspectivas Futuras .....	47
7. Referências Bibliográficas .....	49

# 1. Introdução

## 1.1 Motivação

O sistema olfativo é de extrema importância para o ser humano e também para outros animais. É através desse sentido que os animais escolhem suas comidas, identificam parceiros para reprodução, detectam a presença do inimigo, entre outras finalidades.

Devido à importância do olfato, cientistas buscam compreender como funciona esse sistema, e como resultado dessas pesquisas foram propostas diversas teorias com o objetivo de demonstrar como ocorre o processamento desse sistema. Embora muito já se tenha publicado nessa área, ainda não existe um consenso entre os especialistas em olfação a respeito de como ocorre a recepção, a análise e a detecção dos odores inalados pelos seres humanos. Das teorias propostas até o presente momento algumas delas apresentam exemplos que contradiz outra teoria.

Baseadas nesses estudos, várias propostas de narizes artificiais foram implementadas com o intuito de substituir o nariz humano em algumas atividades que podem provocar danos ou até colocar em risco a vida de algumas pessoas. Uma outra vantagem dessa substituição é que o ser humano está sujeito a vários

fatores que podem interferir nesse processo de classificação de odor como por exemplo, a fadiga, o estado mental, alergias e outras doenças que podem interferir no funcionamento do sistema olfativo.

A comercialização do nariz eletrônico começou em 1993 quando o conceito tornou-se aceito como um instrumento eficaz para a detecção olfativa. O nariz eletrônico consiste em: um arranjo de sensores químicos; um sistema de fluxo do ar, que comuta o ar da referência e o ar testado; uma técnica da análise do sinal; e uma unidade da apresentação [Gardner e Bartlett, 2000].

Com a comercialização do nariz artificial houve uma motivação em elaborar códigos de classificação de odores mais eficazes para tornar esses narizes mais robustos. Com o estudo aprofundado do nariz biológico e uma implementação que o represente, levando em consideração suas características, espera-se que o nariz artificial seja capaz de distinguir odores com perfeição.

## **1.2 Objetivo**

A presente dissertação tem como objetivo principal a implementação de um sistema artificial utilizando redes neurais, levando em consideração informações já conhecidas do sistema olfativo biológico, com o intuito de classificar os sinais de odor.

Para atingir esse objetivo faz-se necessário um estudo aprofundado do sistema olfativo biológico com a finalidade de melhor entender o processo de classificação por ele realizado.

Também é objetivo o estudo sobre redes neurais artificiais para aplicação correta dessa técnica na implementação do sistema classificador.

## **1.3 Contribuição**

Uma contribuição esperada com esse trabalho é o desenvolvimento de um sistema de classificação de odores baseado em um sistema biológico que consiga classificar

odores tanto quanto um sistema neural artificial utilizando técnicas já utilizadas para essa finalidade.

Esse resultado é esperado por se tratar do desenvolvimento baseado em um modelo do sistema olfativo biológico proposto utilizando técnicas de redes neurais artificiais, técnica esta bastante difundida na área acadêmica para esse tipo de problema.

Com isso aparelhos utilizados para detecção de odor podem ser melhorados para conseguir uma *performance* mais eficiente com o uso desse sistema de classificação.

## **1.4 Organização da dissertação**

Neste capítulo são apresentados as motivações, os objetivos e as contribuições do presente trabalho.

No segundo capítulo é apresentado um resumo sobre o sistema olfativo. Nele são mostradas as principais áreas do olfato como o epitélio, o bulbo e o córtex e suas funcionalidades; parte essa que fala sobre o processamento biológico dos sinais do olfato. Ainda no segundo capítulo também serão resumidamente apresentadas algumas das principais teorias da olfação, onde fala sobre o mecanismo fundamental da detecção do olfato. Também traz a proposta de um modelo de processamento dos sinais no sistema olfatório biológico, que foi implementado neste trabalho, e as etapas do processamento do sinal de odor. Nele são apresentadas as funcionalidades dos diversos tipos de células (neurônios) presentes nesse modelo.

No capítulo 3 é exibida uma breve introdução sobre redes neurais artificiais. É apresentada uma introdução geral, uma explicação sobre o processo de aprendizagem, um resumo sobre redes *Perceptron multi-camadas* (MLP) e sobre o algoritmo *Backpropagation*.

O quarto capítulo apresenta um resumo sobre nariz artificial. Nele são apresentados um resumo geral, um breve histórico desses dispositivos, a sua composição e algumas de suas aplicações.

No capítulo 5 é apresentada como foi feita a fase de desenvolvimento do sistema de reconhecimento de odor proposto. Nele é apresentada uma breve introdução do problema, o pré-processamento dos dados, as etapas do desenvolvimento, os resultados obtidos pelas técnicas utilizadas e uma comparação feita entre essas técnicas.

No sexto capítulo são apresentadas as considerações finais e as perspectivas futuras do presente trabalho.

## **2. Sistema Olfativo**

### **2.1 Introdução**

Através do sentido da olfação o ser humano e outros animais interagem com o meio externo escolhendo suas comidas, identificando parceiros para reprodução, e até, em algumas situações, detectando a presença dos inimigos.

Muitas informações já foram elucidadas sobre o sistema olfativo e o seu funcionamento, mas ainda existe muito que explicar. Pesquisadores têm se empenhado em desvendar esse enigmático sistema.

### **2.2 Epitélio Olfativo**

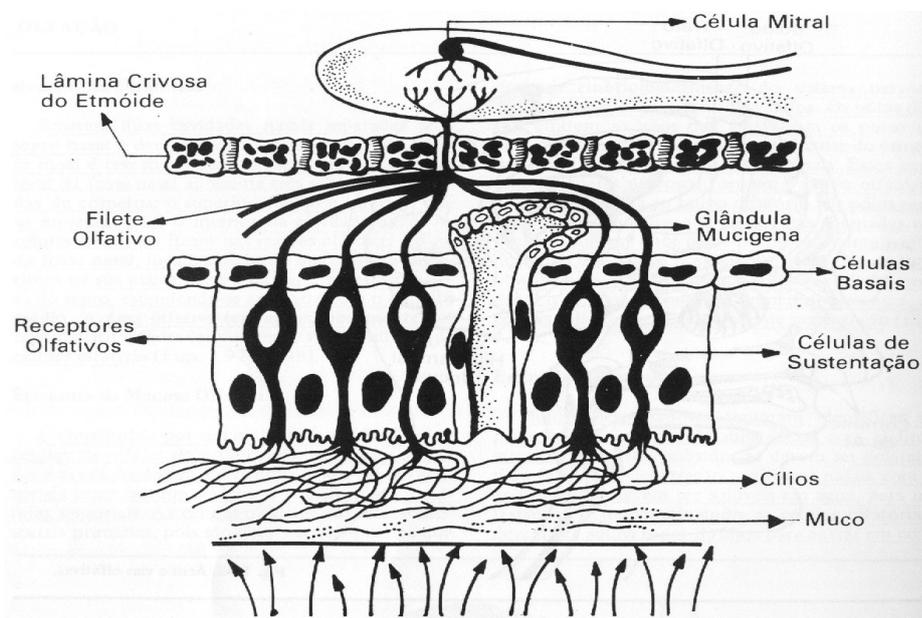
O sistema olfativo tem início na cavidade nasal, que se localiza entre a caixa craniana e a boca. Essa cavidade é dividida em duas partes, sendo uma à direita e outra à esquerda, por uma estrutura parcialmente óssea e parcialmente cartilaginosa chamada septo nasal.

Em cada cavidade nasal, a mucosa olfativa, onde encontra-se o epitélio olfativo, tem uma área de superfície de cerca de dois centímetros, porém este valor pode variar um pouco [Davies et al., 2001].

O epitélio da mucosa nasal é composto por três tipos de células que são:

- As células de sustentação ou suporte;
- As células receptoras ou células olfativas;
- As células Basais.

Estas células são apresentadas na Figura 2-1.



**Figura 2-1:** Células do epitélio olfativo.

As células de sustentação ou células de suporte ocupam toda a altura do epitélio, são esquematicamente cilíndricas e envolvem a base das células sensoriais havendo inter-relação entre elas. As funções atribuídas a esse tipo de célula, são: a função secretora; a de limpeza dos cílios; e a ação fagocitária [Ferreira e Acar, 1975]. Elas também auxiliam na produção de muco.

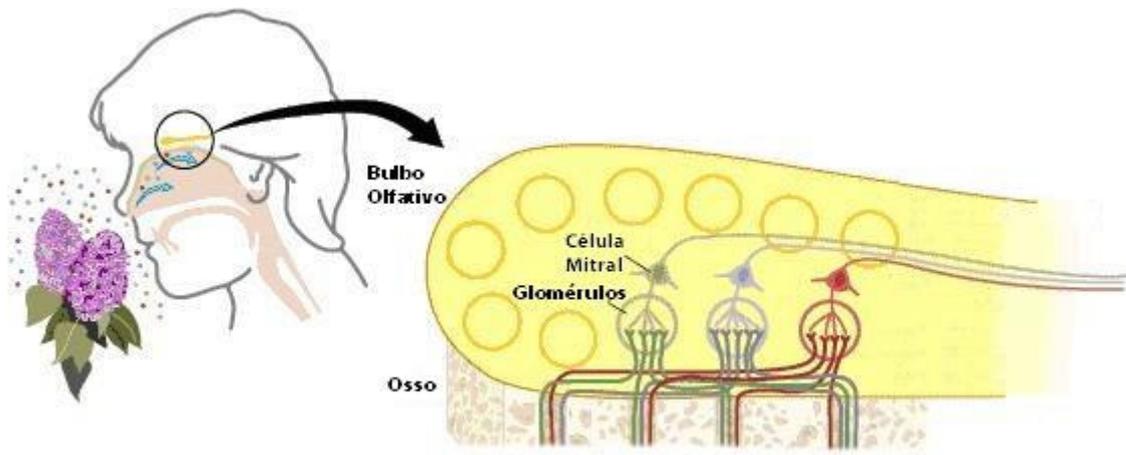
As células receptoras ou células olfativas estão localizadas na parte superior da cavidade nasal, envolvidas pelas células de sustentação. Essas células possuem projeções semelhantes a cílios que se estendem para baixo no interior da cavidade nasal e fibras nervosas que se estendem para cima até o bulbo olfatório. Na extremidade que se projeta para cima, tem origem um axônio não-mielinizado. Um

conjunto desses axônios forma o nervo olfativo, e penetra na base do crânio através de aberturas na placa cribiforme do osso etmóide [Berne, 2004]. As células olfativas crescem continuamente, morrem e se regeneram em um ciclo que dura cerca de quatro a oito semanas [Bear, 2002].

As células basais são células-tronco que irão dar origem a novas células olfativas substituindo as que morrem. Nesse processo as células basais, situadas na parte basal do epitélio, se diferenciam e se desenvolvem por entre as células de sustentação, sempre conservando a integridade funcional do neuroepitélio [Aires, 1999].

## **2.3 Bulbo Olfativo**

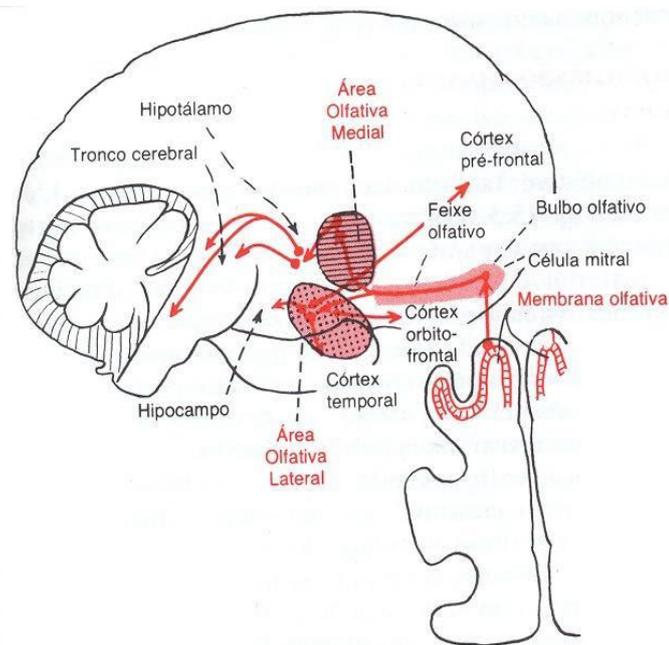
O bulbo olfativo, como apresentado na Figura 2-2, é um dos componentes do rinencéfalo, tem a forma ovóide e repousa sobre a lâmina crivada do etmóide sob o lobo frontal. Ele é formado de 5 camadas assim dispostas: a camada de nervo olfativo, a camada glomerular, a camada externa plexiforme, a camada de células mitrais e a camada de células granulares. Na superfície do bulbo existem glomérulos que traduzem a sinapse entre o prolongamento proximal das células receptoras e o prolongamento protoplasmático dos primeiros neurônios centrais. Esses neurônios compreendem as células mitrais, mais numerosas e importantes, as células em penacho e as granulares. Ao nível do bulbo olfatório existe uma extraordinária concentração do estímulo nervoso originado da célula olfatória. Esse estímulo, que parte dos receptores, faz chaveamento com um dos glomérulos para ser finalmente recolhido por uma das 4 a 5 mil células mitrais. Assim cada célula mitral se relaciona com 4 a 5 glomérulos e cada glomérulo se relaciona com 18 mil células receptoras [Ferreira e Acar, 1975].



**Figura 2-2:** Imagem ilustrativa do bulbo olfatório.

## 2.4 Córtex Olfativo

A integração dos estímulos vindos do bulbo olfativo é feita numa região localizada em áreas laterais do córtex cerebral, que constituem o centro olfativo, (Figura 2-3).



**Figura 2-3:** Áreas laterais do córtex cerebral.

A área olfativa lateral é composta principalmente pelo córtex pré-piriforme e piriforme, mais a porção cortical dos núcleos amigdalóides. A partir dessas áreas os sinais seguem para quase todas as partes do sistema límbico (unidade responsável

pelas emoções), principalmente para o hipocampo (área envolvido com os fenômenos da memória de longa duração) [Guyton, 1997].

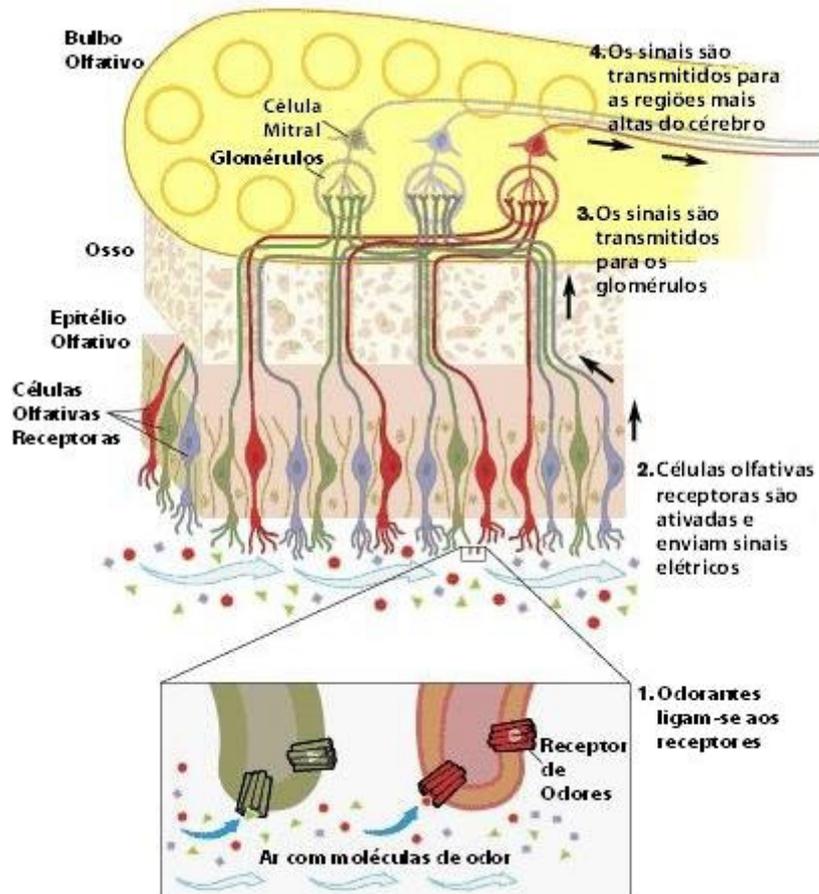
## **2.5 Teorias Olfativas**

Quando inalamos partículas presentes no ar, as quais chamamos de moléculas odoríferas, elas penetram na cavidade olfativa e entram em contato com as células receptoras. Esse contato estimula as células receptoras, as quais transformam esse estímulo em informação.

A principal via percorrida pela informação olfativa, provinda das moléculas odoríferas que entram pelas cavidades nasais junto com o ar aspirado, inicia-se no epitélio olfativo, passa pelos bulbos olfativos e alcança o córtex olfativo (córtex piriforme) [Souza, 2002] (Figura 2-4).

Os receptores olfativos são extremamente sensíveis. Para muitos odores a sensibilidade é tão alta que a interação de algumas poucas moléculas com receptores é suficiente para produzir excitação. O sistema olfativo pode distinguir um grande número de odores e possui uma habilidade de distinguir diferenças na concentração de odores no ambiente. A sensação olfativa também satura muito rapidamente quando exposta continuamente a um odor [Bullock, 2001].

Ainda hoje não se tem com precisão informações sobre a detecção, identificação e reconhecimento do odor pelo cérebro. Essa falta de informação precisa é decorrente da complexidade do sistema olfativo. Com o intuito de desvendar esse enigma muitas teorias foram elaboradas.



**Figura 2-4:** Imagem ilustrativa da inalação.

A seguir serão explanadas de forma resumida algumas dessas teorias.

### 2.5.1 Teoria Vibracional

Nesta teoria acredita-se que as células receptoras olfativas detectam as moléculas odoríferas através de suas vibrações intramoleculares.

As moléculas odoríferas são compostas de átomos que estão constantemente vibrando; é exatamente essa vibração que gera ondas eletromagnéticas que são detectadas pelo contato com as células receptoras. Os receptores olfativos entram seletivamente em ressonância com as moléculas presentes no ar, as quais o cérebro

interpreta como odor. Foi sugerido que o cérebro seria capaz de interpretar padrões de ativação de detectores sintonizados vibracionalmente como odores [Jacob, 2006].

Em 1996, Luca Turin afirmou que, assim como a visão e a audição, o olfato se comportaria como um espectroscópio e que os receptores olfativos responderiam a vibração das moléculas e não a sua forma molecular. Ele realizou uma série de experimentos nos quais afirmava que duas substâncias de forma química muito similar, porém com diferentes vibrações mostravam-se diferentes e que duas substâncias de forma química diferentes, mas com vibrações similares mostravam-se iguais [Turin, 1996] [Miret, 2004].

## **2.5.2 Teoria Estereoquímica**

Em 1951, Moncrieff formulou sua própria teoria com a hipótese de “chave e fechadura” onde ele fez uma relação com o princípio utilizado na enzimologia de “chave e fechadura” onde nesse princípio os cientistas acreditam que a forma das moléculas enzimáticas encaixa-se perfeitamente à forma dos substratos. Moncrieff criou a hipótese de chave e fechadura adaptada ao odor, onde afirmava que os odores primários tinham locais ou sítios distintos no receptor olfativo [Jacob, 2006]. Em sua teoria Moncrieff também afirma que uma substância para ser um odor deve possuir duas características: ter volatilidade e possuir uma configuração molecular que seja complementar a determinados locais no sistema do receptor [Jacob, 2006].

Em 1952, um cientista inglês chamado John Amoore que estava participando de uma sociedade em Oxford propôs a teoria estereoquímica do odor baseada no modelo chave fechadura de Moncrieff [Tenius et al., 2000].

Amoore analisou mais de 600 substâncias e incorporando o conceito dos odores primários, propôs que existiam sete odores primários devido a sua alta frequência entre os 600 compostos orgânicos estudados. Segundo sua teoria as células olfativas distinguem cinco odores primários baseados na forma que são: canforado, almiscarado, etéreo, floral e menta e dois com base nas cargas elétricas: picante e pútrido. Todas as substâncias dentro de uma dessas sete categorias teriam uma configuração molecular comum [Ferreira e Acar, 1975].

Porém, existem moléculas correspondentes em forma e que não têm o mesmo odor. E, também, casos de odores idênticos apresentando moléculas de formas diferentes, como é o caso do aldeído benzóico ácido cianídrico que têm o odor de amêndoa amarga [Ferreira e Acar, 1975].

### **2.5.3 Teoria Energética**

A teoria energética, ou óxido redutora de Fortunato e Nicolini admite que as substâncias odoríferas, devido às suas propriedades físicas, em contato com o muco que banha a zona olfatória realizariam, por seu poder redutor, uma oxidação favorecida pela abundância de oxidase e peroxidase no interior desse muco. O sulfocianureto do qual é particularmente rico o pigmento olfatório, constituiria um catalisador dessas reações de oxidação. Essa teoria é passível de críticas: os animais aquáticos não têm muco e têm olfato [Ferreira e Acar, 1975].

### **2.5.4 Teoria dos odores primários**

Essa teoria admite que os odores detectados pelo olfato sejam formados através de combinações de um número reduzido de odores; que são chamados de odores primários.

Primeiramente o botânico Lineu apresentou uma classificação composta de oito odores primários. São eles: aromático, fragrante, ambrosíaco, aliáceo, hircino, fétido, nauseabundo e repulsivo [Mueller, 1966].

Henning, em 1924, propõe uma lista com apenas seis odores primários onde ele aceita apenas três odores propostos anteriormente e acrescenta mais três. Os odores sugeridos por ele, foram: aromático, fragrante, pútrido, etéreo, resinoso e queimado. Já Crocker e Henderson, 1945, propõem apenas quatro odores, aceitando apenas dois dos odores proposto por Henning, e acrescentando mais dois, os quais foram: o fragrante, ácido, queimado e coprílico [Mueller, 1966].

## **2.6 Modelo Implementado**

### **2.6.1 Introdução**

Como mostrado no capítulo anterior, o sistema olfativo ainda possui alguns enigmas a serem desvendados e os cientistas dessa área têm feito várias pesquisas com a finalidade de descobrir como ocorre o processamento do reconhecimento do odor pelo ser humano.

Várias teorias já foram publicadas onde cada uma delas explana como ocorrem as várias etapas de processamento no sistema olfativo, desde a inalação da molécula de odor até o reconhecimento do odor pelo cérebro.

O processo de detecção e reconhecimento do odor tem início no epitélio olfativo. As moléculas de odor presentes no ar são inaladas e dissolvidas no muco olfativo e entram em contato com as proteínas receptoras presentes nos cílios, onde geram um sinal elétrico que se propagam até o bulbo olfativo. No bulbo, ocorrem as primeiras interações sinápticas, o sinal é processado e enviado para o córtex e para outras partes do cérebro.

A seguir, serão apresentadas as etapas do processamento do sinal de odor deste modelo proposto e seu percurso pelas células nervosas olfatórias.

### **2.6.2 Etapas do processamento do sinal**

Nesse modelo considera-se que os receptores olfativos tenham um agrupamento espacial e um comportamento como o proposto na teoria dos odores primários, porém isso não impede que algumas células receptoras que deveriam estar posicionadas em um determinado agrupamento estejam deslocadas.

Por sua vez, as células receptoras também possuem um comportamento semelhante ao proposto na teoria estereoquímica onde as estruturas das moléculas de odor se encaixam na célula receptora para a transdução do sinal de odor.

Outra particularidade das moléculas de odor é seu peso molecular. Moléculas com mais de 400 Daltons são inodoras. A influência que o peso molecular exerce sobre detecção dos odores é que moléculas com menor peso molecular são mais velozes, com isso, chegam mais rapidamente às células receptoras [Gardner e Persaud, 2000].

As células receptoras são as células que recebem o estímulo do ambiente externo. Essas células têm seus axônios prolongados até glomérulos específicos, indicando a organização espacial existente nos glomérulos.

Nesta etapa ocorrem as primeiras interações sinápticas e os sinais são transmitidos dos axônios das células receptoras aos dendritos das células mitrais e também aos dendritos das células periglomerulares.

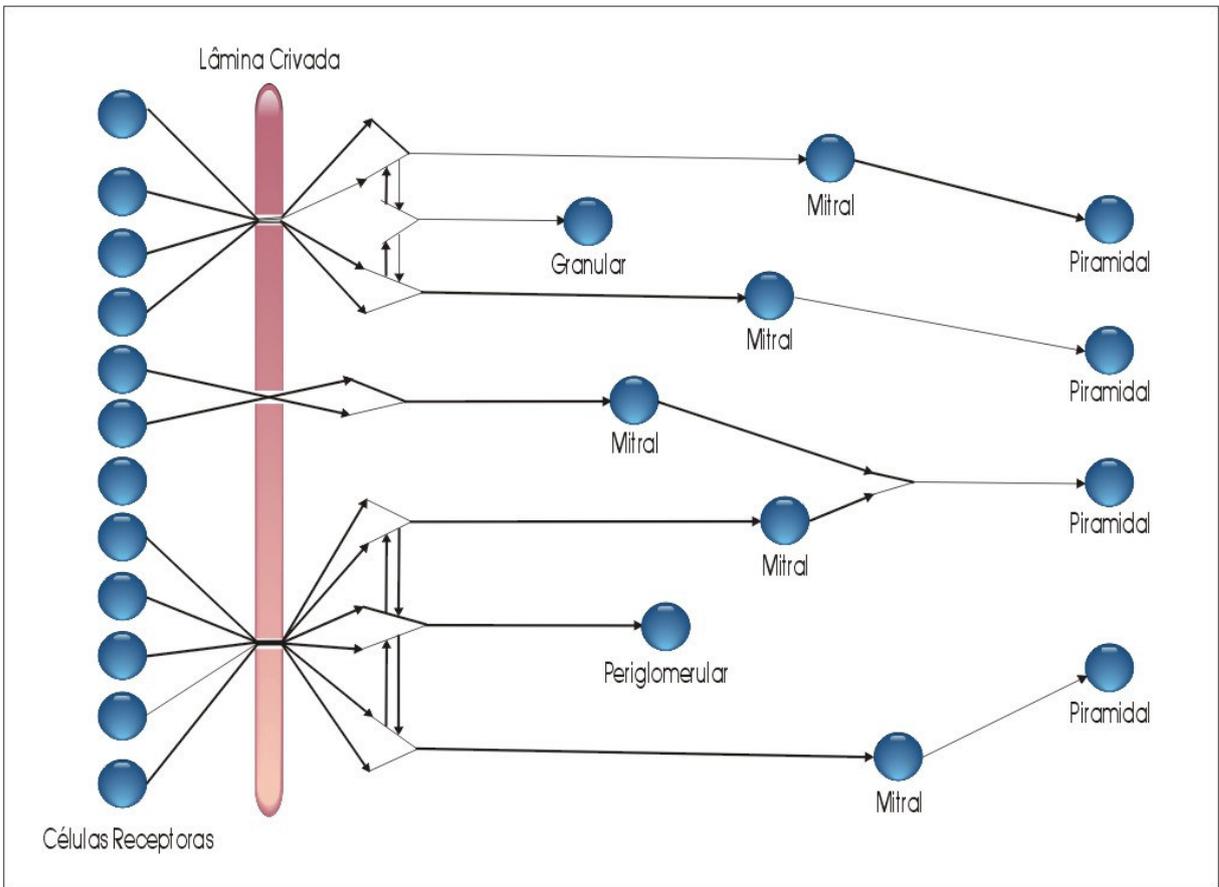
As células mitrais têm a função de propagar o sinal para as células piramidais localizadas no córtex olfativo. Apenas os axônios dessas células fazem sinapses com as células do córtex (células piramidais).

Entretanto, as células periglomerulares têm a função inibitória. Elas fazem sinapses entre os seus dendritos e os dendritos das células mitrais. Essas sinapses são chamadas sinapses dendrodentríticas. As sinapses dendrodentríticas ocorrem dentro do um glomérulo ou entre glomérulos diferentes.

Um outro tipo de célula é a granular, que também possui função inibitória e faz sinapses dendrodentríticas entre as células mitrais. A diferença entre essa célula e a célula periglomerular é que a célula periglomerular faz sinapses com as células receptoras.

Os axônios das células mitrais fazem sinapses com os dendritos das células piramidais, localizadas no córtex olfativo. Um axônio de uma célula mitral pode se projetar para várias células piramidais, e cada célula piramidal pode receber informações de várias células mitrais.

A seguir é apresentada a figura 2-5 para melhor entendimento sobre as disposições das células apresentadas nessa seção e o fluxo da informação.



**Figura 2-5:** Imagem ilustrativa do modelo.

## 3. Redes Neurais

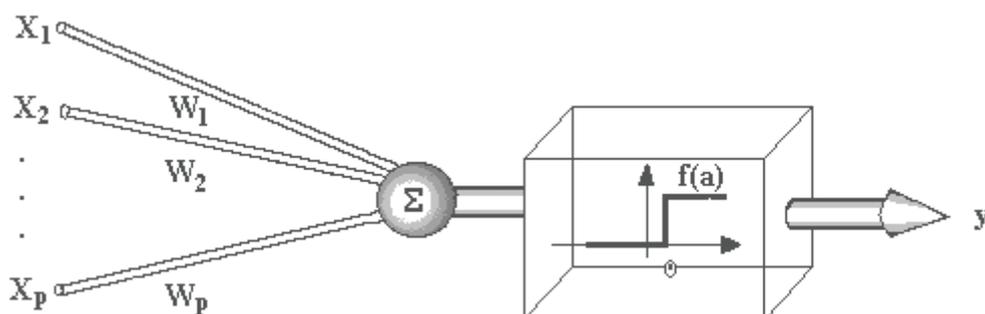
### 3.1 Introdução

Redes Neurais Artificiais são sistemas paralelos distribuídos formados por unidades de processamento simples que calculam determinadas funções, normalmente não-lineares. Essas unidades são distribuídas em camadas, estando interligadas por conexões geralmente unidirecionais, as quais se associam a pesos (nos modelos de redes neurais com pesos). Tais pesos armazenam o conhecimento representado na rede, servindo para ponderar as entradas recebidas por unidade constituinte [Yamazaki, 2001].

Redes neurais artificiais são capazes de aprender através de exemplos a elas apresentados. Esses exemplos utilizados, para fazer com que a rede aprenda, são chamados de conjunto de treinamento. A rede consegue extrair padrões existentes nesse conjunto de dados. Após o treinamento, a rede possui uma generalização do problema e consegue produzir respostas satisfatórias para dados desconhecidos que fazem parte do mesmo problema que os dados utilizados no processo de treinamento.

Um dos primeiros e principais trabalhos publicados na área de neuro computação foi o do neurofisiologista McCulloch e do matemático Walter Pitts [McCulloch, Pitts,

1943]. Neste trabalho eles propõem um modelo de neurônio com  $p$  entradas ( $X_i$ ) ponderadas com seus respectivos pesos ( $W_i$ ) e uma saída ( $y$ )(Figura 3-1).



**Figura 3-1:** Neurônio artificial projetado por McCulloch e Pitts.

Entretanto, as pesquisas na área de redes neurais diminuíram bastante após a publicação de “Perceptrons: an introduction to computational geometry” em 1969, pelos professores Marvin Minsky e Seymour Papert do Instituto de Tecnologia de Massachusetts(MIT) [Minsky e Papert, 1969]. Sua análise revelou muitas limitações fundamentais em redes perceptron de uma única camada, e sugeriram que estas limitações aconteceriam naturalmente sobre as arquiteturas de múltiplas camadas mais complexas [Skapura, 1995].

Todavia, nos anos 80 houve uma retomada das pesquisas nessa área devido à importância do artigo de Hopfield em 1982 [Hopfield, 1982] e do livro de Rumelhart e McClelland em 1986 [Rumelhart et al., 1986].

Após a proposta de McCulloch e Pitts surgiram outras propostas de modelo do neurônio artificial onde a saída do neurônio era uma função do somatório das entradas ponderadas pelos seus respectivos pesos. Essas funções receberam o nome de função de ativação.

As funções de ativação mais utilizadas são a sigmoideal e a tangente hiperbólica [Prechelt, 1994].

Com o intuito de melhor transcrever o sistema nervoso humano, no caso o sistema olfativo, é que utilizamos redes neurais artificiais para representar esse sistema no seu processo de reconhecimento de odores.

Uma das principais funções realizadas pelo cérebro humano é o reconhecimento de padrões. E essa atividade cerebral tem sido representada artificialmente por redes neurais.

### **3.2 Processos de Aprendizado**

A característica mais importante em uma rede neural artificial é a sua capacidade de aprender através de estímulos do ambiente. Essa capacidade é adquirida através de um processo iterativo de ajuste de seus parâmetros até que se atinja um estágio de generalização da solução de um determinado problema.

O processo de aprendizagem ocorre com a execução de um conjunto de instruções bem deliberadas, ao qual chamamos de algoritmo de aprendizado. Existem vários algoritmos de aprendizado para redes neurais artificiais, porém o que diferencia esses vários algoritmos é o método utilizado por cada um para ajustar os parâmetros da rede para que haja o aprendizado.

Na fase de treinamento da rede uma parte dos dados é apresentada para que a rede consiga extrair os padrões existentes neles. Essa porção dos dados não pode ser nem muito pequena, fazendo com que a rede não extraia os padrões necessários para o aprendizado, nem muito grande, fazendo com que a rede “memorize” os dados e perca sua capacidade de generalização.

Os dados são então separados em três conjuntos que são denominados conjunto de treinamento, conjunto de validação e conjunto de teste. O conjunto de treinamento é utilizado para ajustar os parâmetros da rede, fazendo com que ela aprenda. Por sua vez, o conjunto de validação valida a capacidade de generalização da rede para resolver o problema em questão. Já o conjunto de teste verifica o desempenho da rede.

Existem vários tipos de classificação quanto à forma de aprendizado. Uma das formas é quanto à Independência de quem aprende, que pode ser por memorização, por contato, por exemplos, por analogia ou por exploração e descoberta. Neste trabalho foram usados exemplos para o treinamento da rede.

Outra forma de classificação é por Retroação do Mundo o qual pode ser supervisionado ou não supervisionado.

No supervisionado a rede neural é treinada através da apresentação de pares de entradas e saídas, para cada entrada a rede produz uma resposta na saída. A resposta é comparada com o sinal de saída desejado e assim, a rede gera um sinal de erro que corresponde à diferença desses sinais. O sinal de erro obtido é utilizado então, para calcular o ajuste necessário aos pesos sinápticos da rede, os quais serão corrigidos até que a resposta da rede case com a saída desejada. Esse é o processo de minimização do erro. Nesse tipo de aprendizado, os cálculos necessários para minimizar o erro são importantes e estão atrelados ao algoritmo utilizado [Correa, 2001].

No aprendizado não-supervisionado não existe saída desejada. A rede é treinada através de excitações ou padrões de entrada e então, arbitrariamente, organiza os padrões em categorias. Para uma entrada aplicada à rede, será fornecida uma resposta indicando a classe a qual a entrada pertence. Se o padrão de entrada não corresponde às classes existentes, uma nova classe é gerada [Correa, 2001].

Neste trabalho foi utilizado o tipo de aprendizado supervisionado, uma vez que os dados trabalhados possuíam a informação da classe a que cada vetor de dados pertencia.

O ajuste dos pesos sinápticos durante o processo de aprendizado pode ser feito de duas formas. Em uma delas a correção dos pesos ocorre após cada exemplo ser apresentado a rede. Na segunda forma os pesos são ajustados após a apresentação de um conjunto com N exemplos (épocas).

### 3.3 Perceptron multi-camadas (MLP)

As redes neurais perceptron de uma camada são incapazes de aprender problemas não linearmente separáveis, ou seja, problemas que podem ser separados por uma reta em um hiperplano. Essa descoberta foi feita por [Minsky e Papert, 1969].

Mesmo considerando um único perceptron apresentando essa limitação foi mostrado que redes perceptrons com camadas intermediárias eram capazes de aprender e solucionar os problemas não linearmente separáveis.

As redes com uma única camada intermediária podem implementar qualquer função contínua [Cybenko, 1989] e as redes com duas camadas intermediárias podem implementar qualquer função matemática [Cybenko, 1988].

A camada intermediária também pode ser chamada de camada escondida. Ela recebe esse nome pelo fato de as saídas de seus neurônios serem entradas dos neurônios da próxima camada e, conseqüentemente, está escondida do usuário que observa apenas a saída dos neurônios da última camada [Hu, Hwang, 2001].

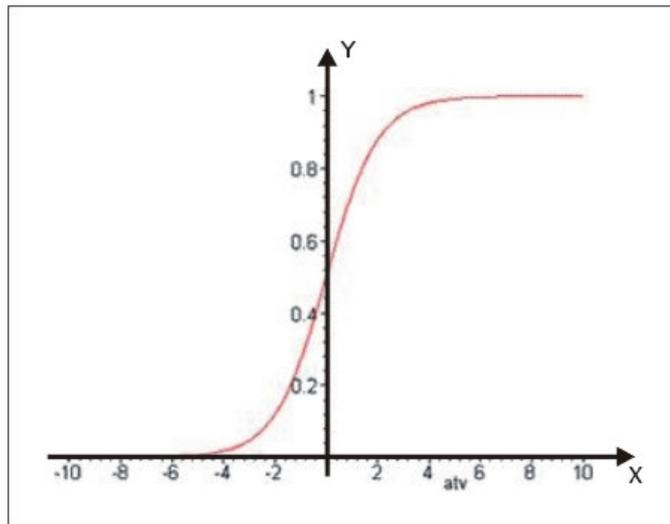
Nesse modelo de rede neural as unidades de processamento são organizadas em múltiplas camadas. Cada unidade de uma camada faz conexão com os neurônios da camada seguinte.

As unidades de processamento possuem uma função de ativação que fornece o valor de saída do neurônio. Nesse trabalho a função de ativação utilizada foi a função sigmóide tanto nos neurônios da camada escondida como nos neurônios da camada de saída. Essa função pode assumir valores contínuos entre 0 e 1 (Figura 3-2). A representação para esta função é definida como a seguir:

$$f(v) = \frac{1}{1 + e^{(-\alpha v)}}$$

Onde:  $\alpha$  = parâmetro de inclinação da função sigmóide e

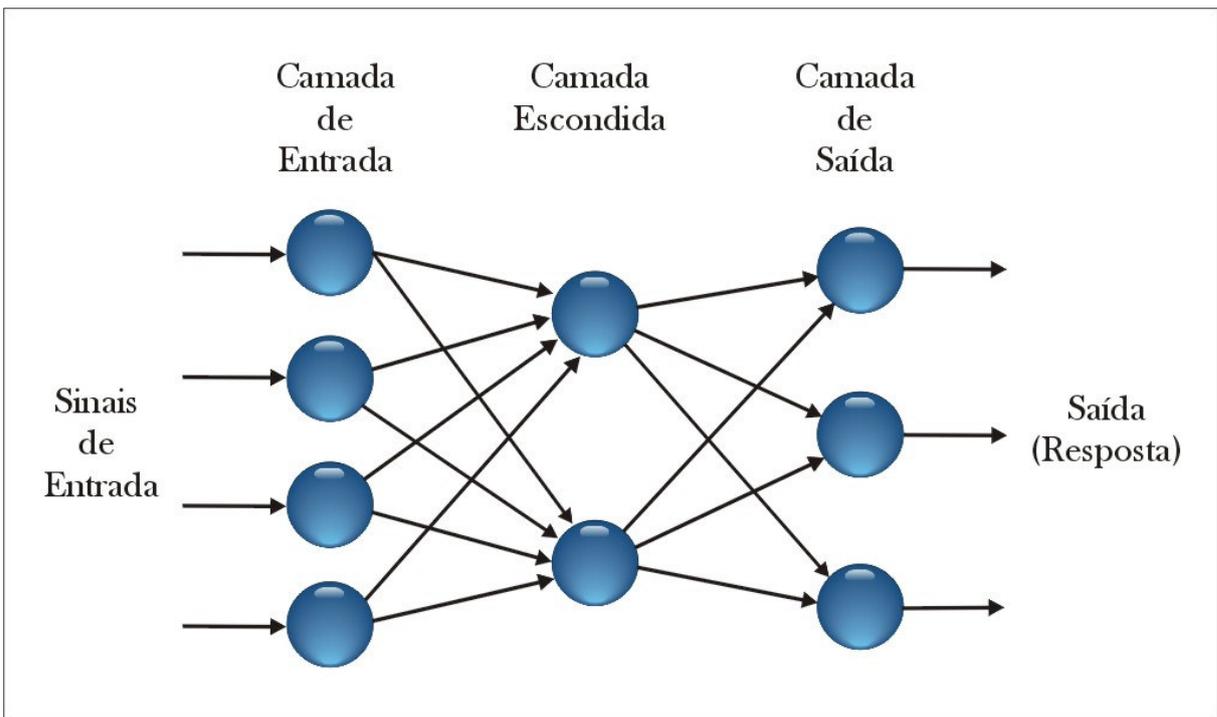
$v$  = valor de ativação do neurônio.



**Figura 3-2:** Gráfico da Função Sigmóide.

Uma rede perceptron multi-camada que utiliza função de ativação linear é equivalente a redes perceptron com uma única camada.

A camada de entrada recebe os estímulos (vetores de dados) do meio externo e propagam essa informação para a camada escondida sem que seja feito processamento, pela camada de entrada, com essas informações recebidas. As camadas escondidas funcionam como extratoras de características armazenando em suas conexões os pesos adequados para a resolução do problema. Por sua vez, a camada de saída apresenta a resposta produzida pela rede ao ambiente externo (Figura 3-3).



**Figura 3-3:** Exemplo de arquitetura de um Perceptron Multi-camadas.

### 3.4 Backpropagation

"*Backwards propagation of errors*" ou simplesmente *Backpropagation* é um método de treinamento de redes neurais artificiais que funcionam de modo supervisionado. Nessa técnica a rede recebe um retorno sobre sua saída.

Esse algoritmo é baseado no método do gradiente descendente, de modo que as funções de ativação utilizadas devem ser contínuas e diferenciáveis [Yamazaki, 2001].

Nesse algoritmo os erros verificados na saída da rede são propagados da direção inversa, ou seja, da saída para a entrada. Nessa propagação os pesos das conexões são ajustados de acordo com o cálculo do gradiente do erro obtido na saída da rede. Esse processamento é feito com o intuito de minimizar o erro na resposta da rede neural.

O treinamento com esse algoritmo envolve duas fases: a fase *forward* e a fase *backward*.

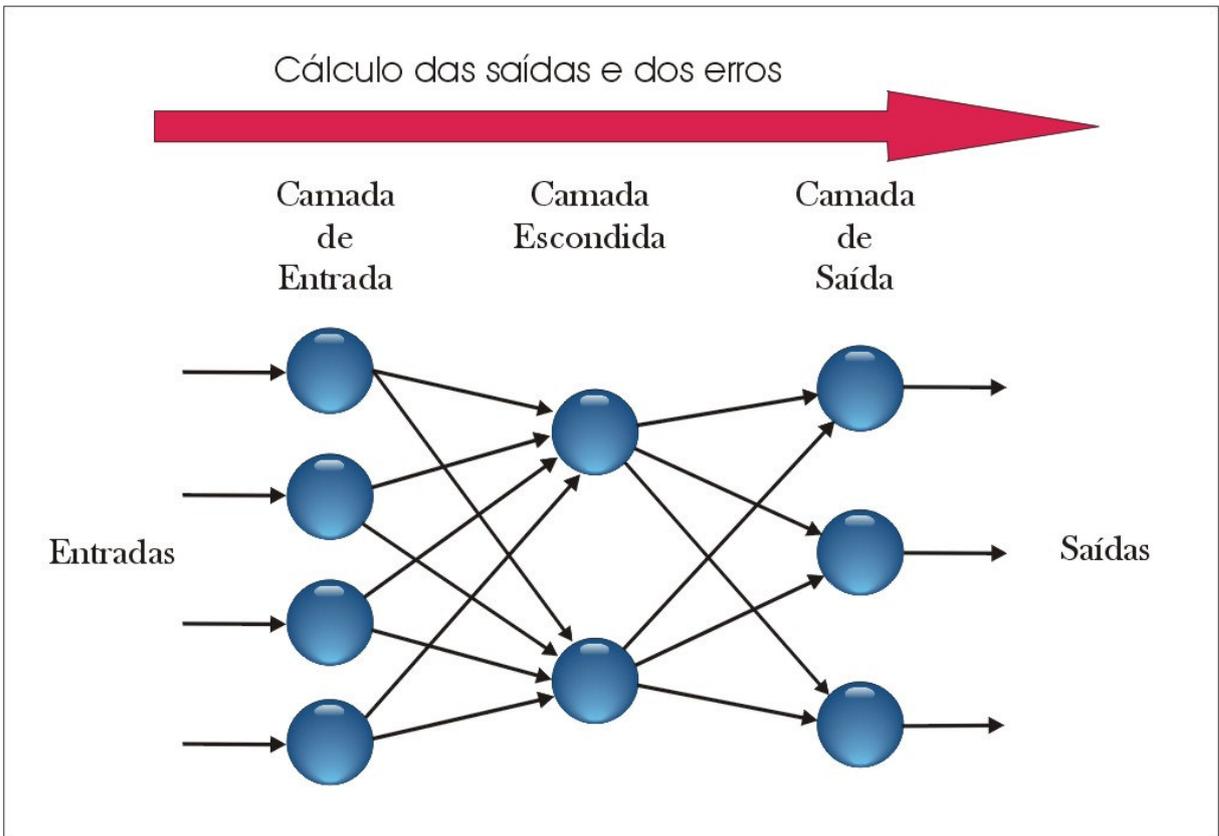
Na fase *forward* o exemplo dos dados (vetor de entrada) é apresentado à rede neural através da camada de entrada. Esses dados são propagados através das

camadas da rede onde cada nodo executa sua função e propaga o resultado obtido por essa função. A rede apresenta uma saída a qual é comparada com a saída desejada e o erro de cada neurônio na camada de saída é calculado (Figura 3-4).

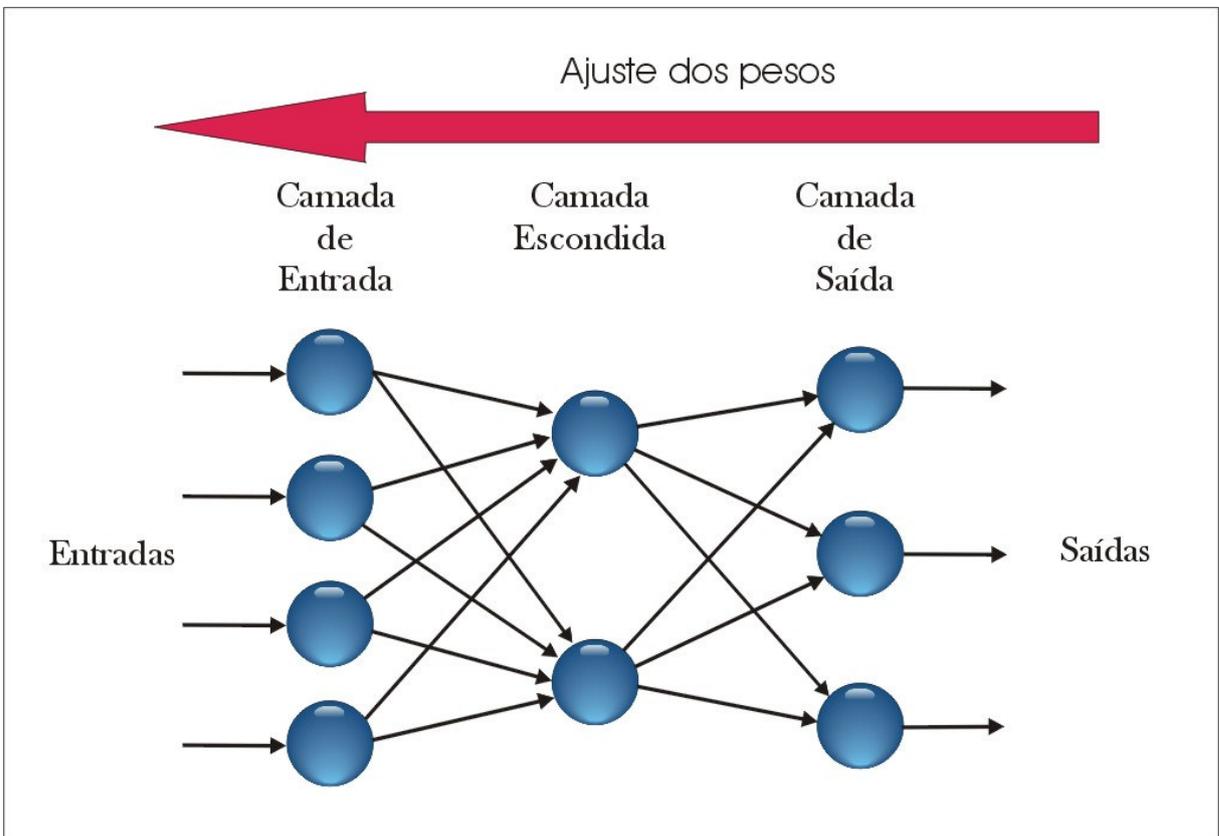
Na fase *backward* esses erros são utilizados para ajustar os pesos associados aos neurônios da última camada com o intuito que a rede produza uma resposta o mais próximo possível ou igual à saída desejada, ou seja, o erro seja diminuído. Em seguida são ajustados os valores dos pesos dos neurônios da penúltima camada; esses ajustes dependem dos erros obtidos pela última camada ponderados pelos pesos associados das conexões entre esta camada e a última camada, e assim sucessivamente vão sendo ajustados os pesos das conexões até atingir a camada de entrada [Rumelhart et al., 1986] (Figura 3-5).

Esse processo é repetido para todos os vetores de dados utilizados no treinamento da rede.

Para o uso do algoritmo *backpropagation* é necessária uma rede com várias camadas. Normalmente, utiliza-se uma camada de entrada, uma escondida e uma de saída.



**Figura 3-4:** Propagação.



**Figura 3-5:** Retropropagação.

Esse algoritmo busca ajustar os pesos das conexões com o intuito de minimização do erro obtido pela rede, ou seja, que as coordenadas mais baixas da superfície de erro sejam atingidas. Com essa finalidade é utilizado o gradiente descendente para que a rede percorra a superfície de erro no sentido e direção que esse erro seja diminuído.

### 3.5 RBF

Redes RBF (*Radial Basis Function*) são redes de aprendizado supervisionado e multicamada. Essas redes buscam ajustar uma superfície que melhor represente os dados de treinamento.

Esse tipo de rede é constituído de 3 camadas:

- 1ª camada: recebem informação do meio externo, porém não executa nenhuma operação sobre esses dados;
- 2ª camada: executa uma função de base radial sobre os dados recebidos da 1ª camada;
- 3ª camada: executa uma função linear sobre os dados recebidos da 2ª camada.

A função de base radial utilizada no presente trabalho foi a função Gaussiana.

### 3.6 PNN

Rede PNN (*Probabilistic Neural Network*) é um tipo das redes RBF. Essa rede fornece uma solução geral para os problemas de classificação de padrão seguindo uma aproximação desenvolvida na estatística, chamada classificadores de Bayes.

Esse tipo de rede também faz uso do aprendizado supervisionado e possui uma arquitetura em camadas.

Na primeira camada é calculada a distância entre os dados de entrada e os dados de treinamento. Em seguida, na segunda camada, faz-se um somatório. Desse somatório são resultantes as probabilidades. Por fim, é verificado a que classe a entrada pertence [Fernandes et al., 2005].

## 4. Nariz Artificial

### 4.1 Introdução

Nos dias atuais ainda existem muitos especialistas que têm como instrumento de trabalho os seus próprios narizes. Esses especialistas trabalham em vários ramos como, por exemplo, nas fábricas de carros, adegas de vinhos, indústrias alimentícias, entre outras.

A utilização desse profissional é desvantajosa, pois o ser humano está sujeito a doenças e a outros fatores subjetivos como, por exemplo, *stress*, cansaço mental, entre outros, que podem alterar o desempenho do profissional além de colocá-lo em risco ao inalar determinadas substâncias que sejam tóxicas ao organismo do ser humano.

Desde os anos 1980, pesquisas para criação de sistemas olfativos artificiais, que permitam detectar e classificar odores, vapores e gases automaticamente, têm tido avanços significativos. Esses sistemas podem ser utilizados em várias áreas como no monitoramento ambiental, para detectar vazamentos, controlar a qualidade do ar e controlar a quantidade de emissão de gases pelas indústrias. Na área de saúde, equipamentos capazes de reconhecer odores automaticamente podem ser utilizados para diagnóstico de doenças, uma vez que os odores da respiração podem indicar

problemas gastrintestinais, infecções, diabetes e doenças do fígado. Na indústria de alimentos, esses equipamentos podem ser utilizados no controle de qualidade e no monitoramento de processos de produção [Ferreira, 2004].

## **4.2 Histórico do nariz artificial**

O aparelho mais antigo criado com a finalidade de detecção de odores data de 1961 [Gardner e Barlett, 1994] e foi desenvolvido por Moncrieff [Moncrieff, 1961].

O aparelho desenvolvido por Moncrieff era mecânico, porém logo em seguida foram desenvolvidos os aparelhos eletrônicos com a mesma finalidade. Esses aparelhos eletrônicos foram desenvolvidos por Wilkens e Hatman em 1964 [Wilkens e Hatman, 1964], Buck et al. em 1965 [Buck et al., 1965] e Dravnieks e Trotter em 1965 [Dravnieks e Trotter, 1965].

O conceito de nariz artificial como um sistema inteligente de sensores químicos para classificação de odores só apareceu cerca de vinte anos mais tarde [Ferreira, 2004], nos trabalhos de Persaud e Dodd [Persaud e Dodd, 1982], e em 1985, nos trabalhos de Ikegami e Kaneyasu [Ikegami e Kaneyasu, 1985].

A denominação nariz eletrônico surgiu no fim da década de 1980 [Gardner e Bartlett, 1994], e foi especificada em uma conferência em 1987 (*8th Int. Congress of European Chemoreception Research Organization*) [Gardner, 1987]. Em 1989, uma sessão do *Advanced Workshop on Chemosensory Information Processing* da OTAN foi dedicada ao olfato artificial [Schild, 1990]. No ano de 1990, foi realizada a primeira conferência dedicada ao tópico de narizes eletrônicos [Gardner e Bartlett, 1992].

## **4.3 Composição do Nariz Artificial**

Os dois principais componentes de um nariz eletrônico são o sistema de detecção e o sistema automatizado de reconhecimento de padrão. O sistema de detecção pode

ser uma disposição de diversos elementos diferentes (por exemplo, sensores químicos), onde cada elemento mede uma propriedade química diferente, ou pode ser um único dispositivo detectando (por exemplo, espectrômetro) que produza um conjunto de medidas para cada produto químico, ou pode ser uma combinação. Cada vapor químico apresentado ao sensor produz uma assinatura ou um padrão de características do vapor. Apresentando muitos produtos químicos diferentes aos sensores, uma base de dados das assinaturas é construída. Esta base de dados de assinaturas é usada para treinar o sistema de reconhecimento de padrão. O objetivo desse processo de treinamento é configurar o sistema de reconhecimento para produzir classificações únicas de cada produto químico de modo que uma identificação automatizada possa ser executada [Keller et al., 1995].

Uma alternativa na construção de narizes artificiais é montar uma estrutura de sensores onde cada sensor seria sensível a uma das substâncias analisadas. Nesse caso ter-se-ia um número de sensores igual ao número de substâncias analisadas. Porém essa alternativa se torna muito cara e é difícil construir uma estruturas de sensores altamente seletivos.

As redes neurais artificiais, que são usadas para analisar dados complexos e reconhecer padrões, estão mostrando resultados promissores no reconhecimento de vapores químicos. Quando uma rede neural artificial é utilizada para o reconhecimento dos sinais obtidos de um arranjo de sensores, o número de produtos químicos detectáveis é geralmente maior que o número de sensores [Hoffheins, 1989]. Tornando-se assim, uma configuração menos cara que a alternativa proposta anteriormente.

#### **4.4 Aplicações**

Os narizes artificiais são utilizados em várias áreas com diversas funcionalidades como, por exemplo: detecção de vazamento de óleo [Shurmur, 1990]; detecção de mistura de combustíveis [Lauf, Hoffheins, 1991]; classificação de safras de vinho [Yamazaki, 2001; Souza et al., 1999]; entre outros.

A seguir serão mostrados exemplos da utilização desses sistemas de reconhecimento de odor:

- Na área médica o nariz artificial vem sendo utilizado para detectar odores peculiares emitidos pelo corpo humano como, por exemplo, os odores da respiração, que podem identificar diversos problemas como doenças gastrintestinais, infecções, diabetes, ou doenças no fígado; os odores emitidos pelas feridas e odores emitidos pela urina que podem significar problemas no fígado ou problemas na bexiga. Atualmente, o nariz artificial que examina odores emitidos pelas feridas e tecidos infeccionados está sendo testado no South Manchester University Hospital [Pope, 1995].
- Setenta amostras de mel de origem geográfica e botânica diferentes foram analisadas com um nariz eletrônico. A metodologia é simples, rápida e os resultados sugeriram que o nariz eletrônico poderia ser uma ferramenta útil para a caracterização e o controle do mel [Benedetti et al., 2004].
- A análise da respiração fornece uma maneira de diagnosticar doenças pela detecção de odores especiais nas respirações; uma de suas aplicações clínicas, o nariz eletrônico, foi provado como uma ferramenta não invasiva e rápida para o diagnóstico. No teste clínico, o nariz artificial discrimina respirações dos pacientes normais, dos pacientes com uremia (intoxicação produzida pela presença de compostos da urina no sangue devido a problemas nos rins), dos pacientes com insuficiência renal crônica e dos pacientes com falha renal [Lin et al. 2001].

# **5. Análise dos Dados e Resultados**

## **5.1 Introdução**

A implementação do modelo biológico foi baseada em técnicas de redes neurais artificiais. Através dessas técnicas estruturou-se cada etapa que compõe a arquitetura baseada no modelo biológico, com seus vários tipos de células neurais e suas topologias organizacionais.

A seguir, serão apresentadas as etapas realizadas para realização desse trabalho e os resultados obtidos.

## **5.2 Dados**

Os dados utilizados foram obtidos de testes de sensibilidade do arranjo de sensores frente aos gases derivados de petróleo metano, etano, propano e butano. E também foi verificada a sensibilidade frente ao monóxido de carbono.

Os dados estão organizados em tabela onde existem 16 colunas que correspondem aos sensores utilizados e nas linhas a resposta dos sensores quando submetidos à substância. As substâncias foram submetidas uma a uma aos sensores.

Dentre as linhas dessas tabelas existe uma divisão em três partes. A primeira corresponde à resistência, de cada sensor que compõe o arranjo, antes da apresentação da substância. Nesse momento os dados foram coletados a cada 20 (vinte) segundos num período de 10 (dez) minutos. A segunda parte diz respeito a dados da resistência de cada sensor que compõe o arranjo durante cada análise quando submetidos à presença da substância; neste caso, metano, etano, propano, butano e monóxido de carbono. Nessa fase, a coleta também ocorre a cada 20 (vinte) segundos num período médio de 40 (quarenta) minutos. A terceira e última etapa informa a resistência, de cada sensor que compõe o arranjo, coletados após a retirada da substância. Essa seção é chamada de purga do sistema e o seu tempo de coleta é igual ao da primeira parte (Tabela 5-1). Os dados utilizados para análise são os que foram coletados na segunda seção.

**Tabela 5-1:** forma de apresentação dos dados.

Tempo (s)	Sensor 1	Sensor 2	...	Sensor N
Parte Um			...	
0	0,59	0	...	0
20	0,294	0,562	...	0,33
40	0,441	0,28	...	0,165
...	...	...	...	...
Parte Dois			...	
0	-0,359	0	...	0,005
20	-0,067	0	...	0,005
40	-0,067	0	...	0,005
...	...	...	...	...
Parte Três			...	
0	360	613,969	...	141,775
20	360	613,969	..	141,775
40	360	613,969		141,775

Os dados foram normalizados entre os valores 0 e 1. Uma das formas mais comuns do pré-processamento consiste em reescalar as variáveis de entrada. Isto é freqüentemente útil se as variáveis tiverem os valores típicos que diferem significativamente [Bishop, 1995]. Essa normalização foi feita sensor a sensor para que não haja predomínio da informação de um sensor em relação aos outros vetores de entrada da rede.

A equação utilizada para a normalização dos dados é a seguinte:

$$x_{normalizado} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

onde  $x_{normalizado}$  é o valor normalizado da resistência do sensor e  $x_{\min}$  e  $x_{\max}$  são respectivamente os valores mínimo e máximo entre os valores do vetor de cada sensor.

Os dados foram divididos em 3 (três) partes, sendo 50% usada para treinamento, 25% para validação e 25% para teste.

Para o treinamento da rede neural foi utilizado o algoritmo *Backpropagation*. Aprender pelo *backpropagation* transformou-se o método mais popular de treinar redes neurais. A razão para a popularidade é a simplicidade subjacente e o poder relativo do algoritmo. Seu poder deriva do fato que pode ser empregada para redes de treinamento não-lineares e conectividade arbitrária [Rumelhart et al., 1995].

### 5.3 Desenvolvimento

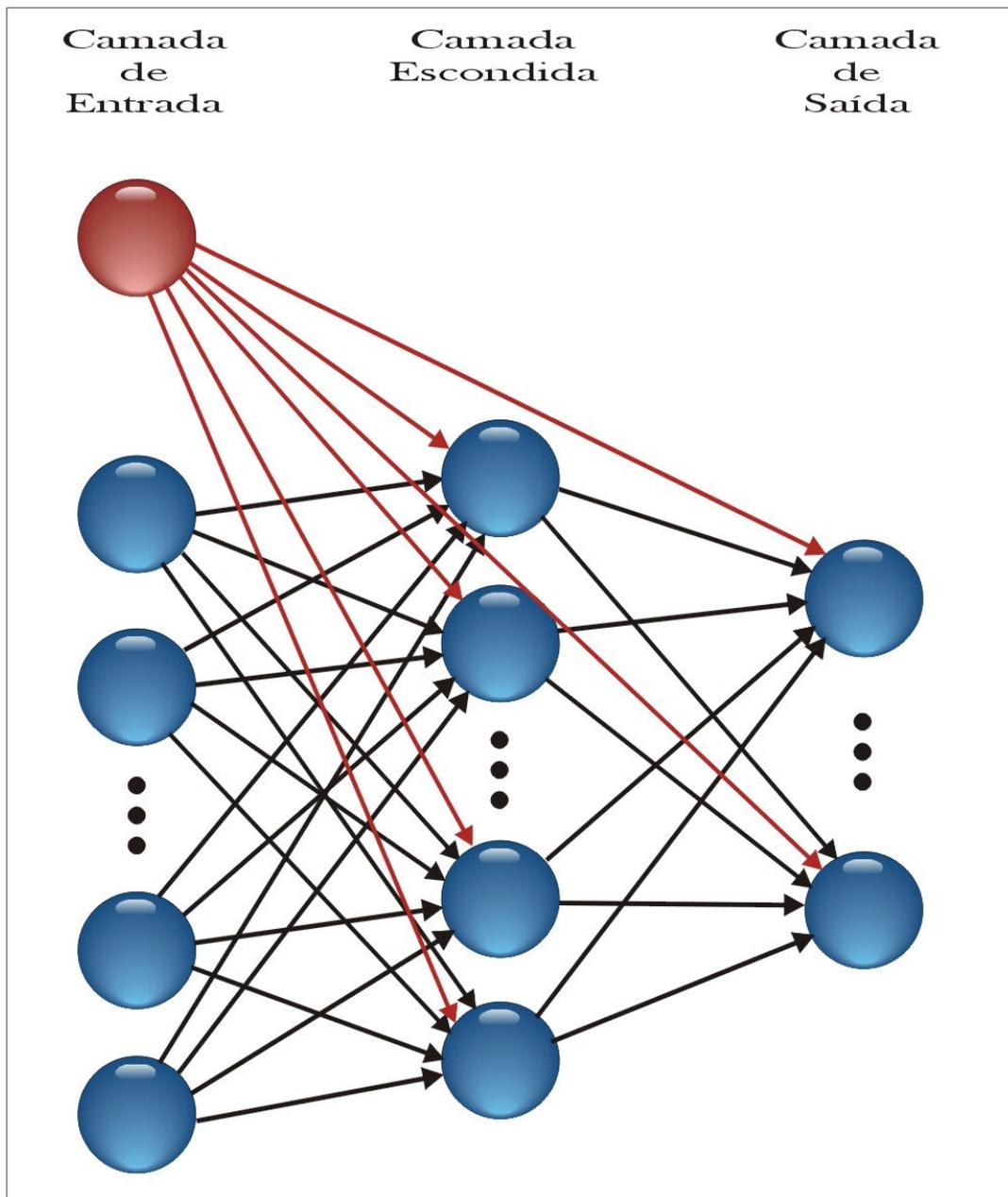
A implementação da rede neural artificial baseada no modelo biológico foi desenvolvida por etapa. A seguir será explanada cada uma das 4 (quatro) etapas realizadas. Essas etapas consistem na modificação do algoritmo de uma rede neural MLP para se conseguir reproduzir adequadamente o modelo biológico da olfação proposto nessa dissertação.

Para essa implementação foi utilizada a plataforma de desenvolvimento *Eclipse* na versão 3.0 e a linguagem de programação *Java*.

### 5.3.1 Etapa 1

Nessa etapa foi retirado o neurônio *bias* para seguir o modelo biológico que não possui um neurônio com essas características de se ligar a todos os neurônios das camadas escondidas e da camada de saída. Essa implementação é composta de 16 (dezesesseis) neurônios sensores (camada de entrada), 8 (oito) células mitrais (camada escondida) e 5 (cinco) células piramidais (camada de saída). Todos os neurônios sensores se ligam a todas as mitrais e todas as mitrais se ligam a todas as piramidais.

A Figura 5-1 ilustra essa etapa do desenvolvimento. A parte da imagem em vermelho mostra o que foi removido da rede nesse estágio. Os círculos simbolizam os neurônios e as setas simbolizam as conexões sinápticas.



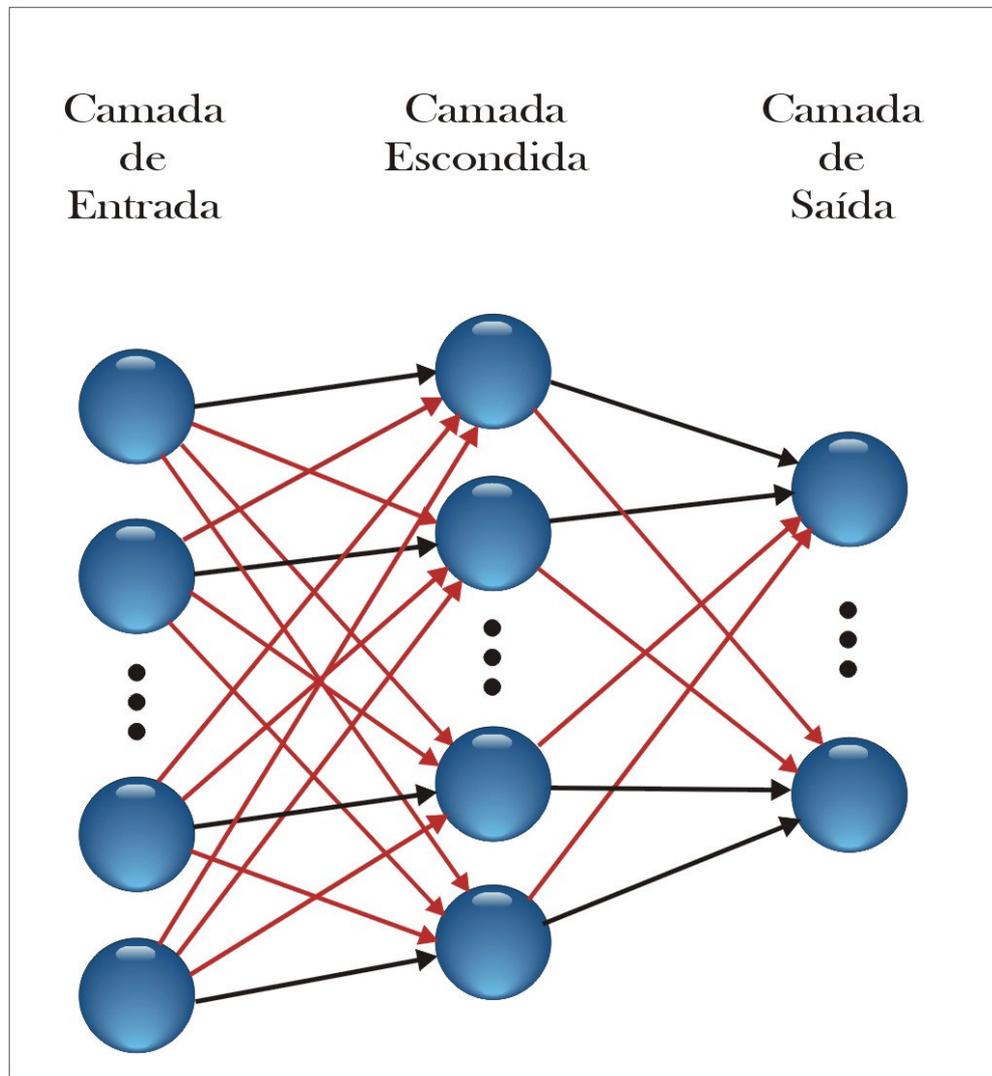
**Figura 5-1:** Imagem ilustrativa da primeira etapa.

### 5.3.3 Etapa 2

Na segunda fase, foram implementadas mudanças para atender ao modelo biológico, onde os axônios das células receptoras se ligam a um dendrito de uma célula mitral, e os axônios das células mitrais se ligam a um dendrito de uma célula piramidal, porém, considerando que a quantidade de neurônios em cada camada, representando as células sensoriais, mitrais e piramidais, continua a mesma.

Com isso o número de ligações em relação a primeira etapa diminuiu de 168 conexões sinápticas para 24.

A Figura 5-2 ilustra essa etapa do desenvolvimento. A parte da imagem em vermelho simboliza as conexões sinápticas que foram removidas nesta etapa.



**Figura 5-2:** Imagem ilustrativa da segunda etapa.

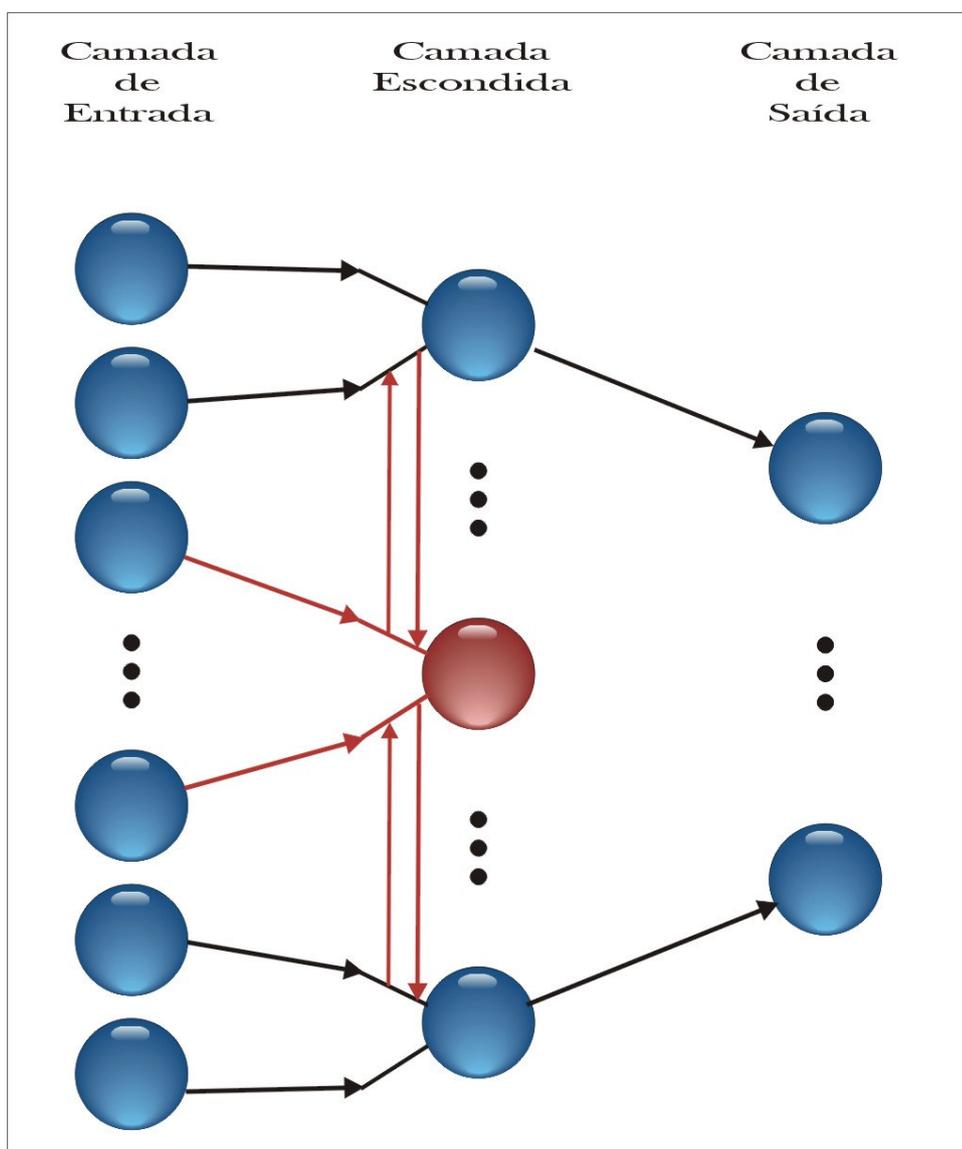
### 5.3.4 Etapa 3

Nesse passo, foram acrescentadas, na implementação, as células periglomerulares, que têm a função inibitória sobre as células mitraes. As demais células que compunham a rede neural continuaram sem alterações. Apenas algumas células

mitrais passaram a sofrer ações de inibição com a alteração do código devido a sinapses que ocorrem entre o dendrito da célula periglomerular e o dendrito da célula mitral.

As células periglomerulares também recebem informações das células sensoriais.

A Figura 5-3 ilustra essa etapa do desenvolvimento. O círculo vermelho simboliza as células periglomerulares. As setas vermelhas simbolizam as conexões sinápticas dessas células com as células receptoras e as conexões entre os dendritos dessas células e os dendritos das células mitrais.

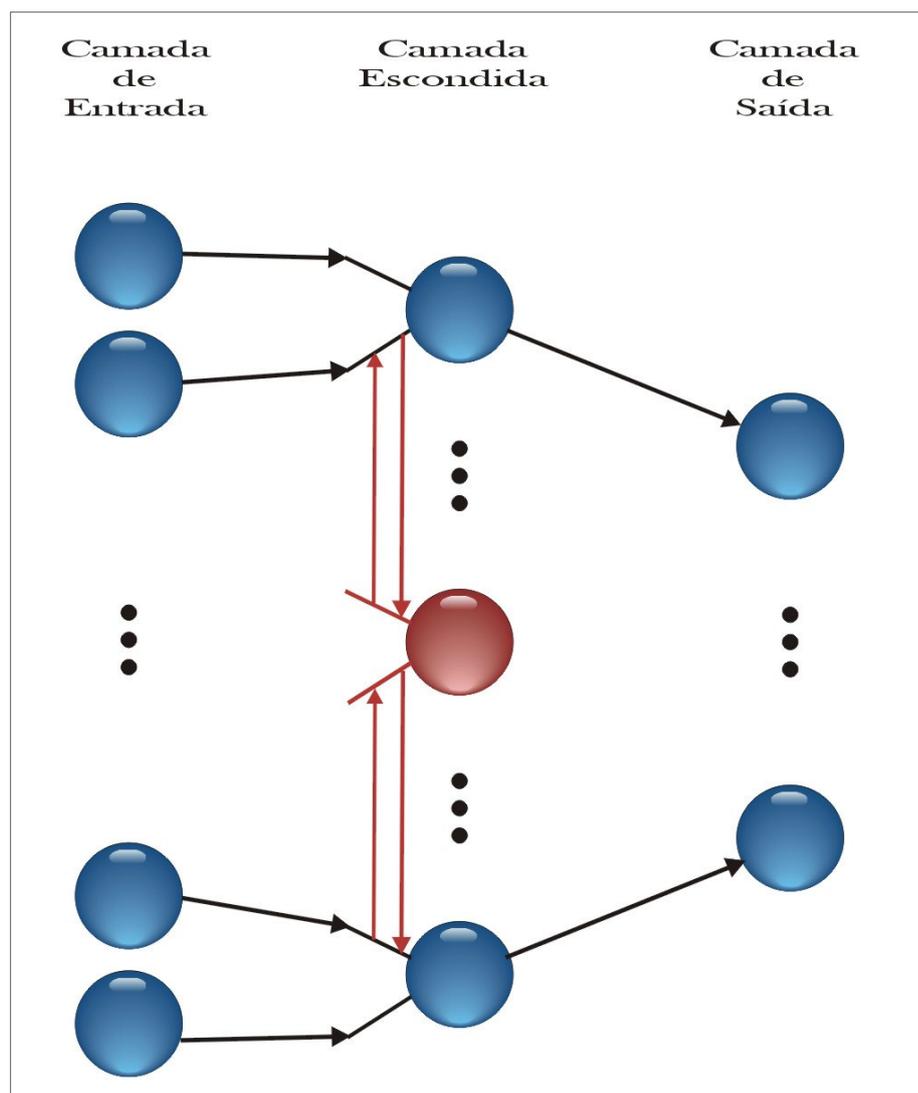


**Figura 5-3:** Imagem ilustrativa da terceira etapa.

### 5.3.5 Etapa 4

O último passo da implementação foi acrescentar o outro tipo de célula inibitória, a célula granular. Ao contrário das células periglomerulares, essas células não fazem sinapses com as células sensoriais. Esse tipo de célula recebe informações das células mitrais e apresenta também uma função inibitória sobre essas células mitrais. Quando a célula mitral excita a célula granular, a célula granular, por sua vez, inibe a mitral.

A Figura 5-4 ilustra essa etapa do desenvolvimento. O círculo vermelho simboliza a célula granular. As setas vermelhas simbolizam as conexões entre os dendritos dessas células e os dendritos das células mitrais.



**Figura 5-4:** Imagem ilustrativa da quarta etapa.

Após essa etapa, foram feitos vários experimentos mudando o número de nodos na camada escondida e o tipo de neurônio de acordo com as redes utilizadas. O número de nodos colocados nesta camada foram 8, 10, 12, 14 e 16.

## 5.4 Experimentos com MLP

Os resultados obtidos com a execução desse modelo proposto são mostrados na Tabela 5-2.

**Tabela 5-2:** resultados obtidos pelo modelo proposto (MLP)

Nodos na camada escondida	Média da taxa de erro de classificação(%)
8	74,67
10	46,67
12	60
14	60
16	59,33

O número de nodos escondidos ficou limitado a 16 (dezesesseis) porque a base de dados dispõe de 16 (dezesesseis) vetores de entradas e no modelo biológico proposto cada axônio dos neurônios sensores apenas fazem sinapse com um dendrito de uma célula mitral, não podendo, entretanto, o número de células mitrais (células da camada escondida) excederem o número de células receptoras (células da camada de entrada).

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

A função de ativação dos nodos da camada escondida e da camada de saída foi a sigmóide logística.

## 5.5 Experimentos com MLP utilizando a ferramenta *Matlab*

A ferramenta *Matlab* foi utilizada para realizar os experimentos com redes MLP.

Para a criação das redes foi utilizado o comando *newff* o qual cria uma rede *feed-forward backpropagation*.

Os parâmetros informados para criação da rede foram os seguintes:

1. Número de nodos na camada escondida;
2. Número de nodos na camada de saída;
3. Função de ativação dos nodos da camada escondida;
4. Função de ativação dos nodos da camada de saída;
5. Algoritmo utilizado para o treinamento da rede.

O número de nodos na camada escondida foi variado, utilizando a mesma quantidade empregada para o modelo biológico, ou seja, 8, 10, 12, 14 e 16.

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

A função de ativação dos nodos da camada escondida e da camada de saída foi a sigmóide logística e o algoritmo para o treinamento da rede foi o *backpropagation*.

Os resultados alcançados com esse experimento estão apresentados na Tabela 5-3.

**Tabela 5-3:** resultados obtidos pela rede MLP (*newff*)

Nodos na camada escondida	Média da taxa de erro de classificação(%)
8	80
10	64
12	69,06
14	66,13
16	63,33

## 5.6 Experimentos com RBF

A Tabela 5-4 mostra os resultados obtidos com a execução do modelo proposto.

**Tabela 5-4:** resultados obtidos pelo modelo proposto (RBF)

SPREAD	Média da taxa de erro de classificação(%)
0.05	59,33
0,08	58,67
0,1	58,66
0,5	80
1	80

Como dito, o número de nodos escondidos ficou limitado a 16 porque a base de dados dispõe de vetores de entradas composto de 16 sensores e no modelo biológico proposto o número de células mitrais não pode exceder o número de células receptoras.

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

## 5.7 Experimentos com RBF utilizando a ferramenta *Matlab*

A ferramenta *Matlab* também foi utilizada para realizar os experimentos com redes RBF.

Para a criação das redes foram utilizados os comandos *newrb* e *newrbe*. A diferença entre os dois comandos está na forma de criação dos nodos da camada escondida.

Os parâmetros informados para criação da rede com o comando *newrb* foram os seguintes:

1. Matriz de vetores de entrada;
2. Matriz de vetores de saída desejada;
3. Soma dos erros quadráticos.

4. Largura para função de base radial. Nos experimentos foram utilizados 0,05; 0,08; 0,1; 0,5 e 1.
5. Número máximo de neurônios na camada escondida. O valor padrão é o número de vetores.

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

Os resultados alcançados com esse experimento estão apresentados na Tabela 5-5.

**Tabela 5-5:** resultados obtidos pela rede RBF(*newrb*)

SPREAD	Média da taxa de erro de classificação(%)
0.05	80
0,08	68
0,1	64,67
0,5	41,33
1	40

Os parâmetros informados para criação da rede com o comando *newrbe* foram os seguintes:

1. Matriz de vetores de entrada;
2. Matriz de vetores de saída desejada;
3. Largura para função de base radial. Nos experimentos foram utilizados 0,05; 0,08; 0,1; 0,5 e 1.

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

Os resultados alcançados com esse experimento estão apresentados na Tabela 5-6.

**Tabela 5-6:** resultados obtidos pela rede RBF(*newrbe*)

SPREAD	Média da taxa de erro de classificação(%)
0.05	79,33
0,08	79,33
0,1	78,66
0,5	4
1	0,67

## 5.8 Experimentos com PNN

Os resultados obtidos com a execução desse modelo proposto são apresentados na Tabela 5-7.

**Tabela 5-7:** resultados obtidos pelo modelo proposto (PNN)

SPREAD	Média da taxa de erro de classificação(%)
0,0001	80
0,0005	80
0,005	80
0,05	60
0,1	65,33

Também nesse modelo o número de nodos escondidos ficou limitado a 16, pois o número de células mitrais (células da camada escondida) não pode exceder o número de células receptoras (células da camada de entrada).

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

## 5.9 Experimentos com PNN utilizando a ferramenta *Matlab*

Também foi utilizada a ferramenta *Matlab* para realizar os experimentos com redes PNN.

Para a criação dessa rede foi utilizado o comando *newpnn*.

Os parâmetros informados para criação da rede foram os seguintes:

1. Matriz de vetores de entrada;
2. Matriz de vetores de saída desejada;

3. Largura para função de base radial. Nos experimentos foram utilizados 0,05; 0,08; 0,1; 0,5 e 1.

O número de nodos na camada de saída foi igual a 5 (cinco), que representa os cinco tipos de substâncias analisadas.

Os resultados alcançados com esse experimento estão apresentados na Tabela 5-8.

**Tabela 5-8:** resultados obtidos pela rede PNN (*newpnn*)

SPREAD	Média da taxa de erro de classificação(%)
0,0001	80
0,0005	80
0,005	51,33
0,05	2,67
0,1	4

## 5.10 Teste de Hipóteses

Com os resultados apresentados, torna-se necessária uma comparação para verificar se os experimentos são equivalentes.

O teste de hipóteses utilizado na comparação das técnicas nesse trabalho é o teste de Wilcoxon.

O teste de Wilcoxon, também conhecido por Teste dos Sinais por Postos, é um teste de hipóteses não-paramétrico [Zanchettin e Ludermir, 2005]. O teste de hipóteses será utilizado para comparar os resultados obtidos pela rede implementada com base no modelo biológico e pela rede criada no *Matlab*.

Como foi dito anteriormente, almeja-se verificar se os resultados obtidos nos experimentos são equivalentes e para isso definiu-se a hipótese  $H_0$ , ou hipótese nula. Seria quando  $\mu_1 = \mu_2$  onde  $\mu_1$  é a média da taxa de erro de classificação alcançada pela rede criada no *Matlab* e  $\mu_2$  é a média da taxa de erro de classificação alcançada pelo modelo de classificação baseado no modelo biológico. A hipótese alternativa, ou seja,  $H_1$ , foi  $\mu_1 \neq \mu_2$ .

### **MLP**

O valor P resultante desse testes foi igual a 0,0794 e o valor h foi igual a 0. Significando que a hipótese nula não pode ser rejeitada. Porém o modelo desenvolvido com base no sistema biológico tem um tempo médio de convergência em épocas 13,79% menor que a rede criada no *Matlab*, o que o torna mais interessante.

### **RBF newrb**

Nesse teste o valor de P foi igual a 0,6905 e o valor de h igual a 0. O que também mostra que não se pode rejeitar a hipótese nula.

### **RBF newrbe**

Nesse caso o valor de P obtido no teste foi 0,5159 e o valor de h foi igual a 0. Mostrando que não se tem evidência que permita rejeitar a hipótese nula.

### **PNN**

O valor de p obtido nesse teste foi igual a 0,2857 e o valor de h foi igual a 0. O que significa que a hipótese nula não pode ser rejeitada.

## **5.11 Conclusão**

Foram desenvolvidos sistemas de classificação de odor baseado em um modelo olfativo biológico proposto. Esses modelos seguiram as técnicas das redes neurais MLP, RBF e PNN. Os dados foram submetidos a essas redes e os resultados foram mostrados nas Tabelas: 5-2, 5-4 e 5-7 respectivamente.

Esses mesmos dados também foram submetidos a redes criadas na ferramenta *matlab* e os resultados estão apresentados nas Tabelas: 5-3, 5-5, 5-6 e 5-8.

O teste de Wilcoxon foi utilizado para comparar as técnicas desenvolvidas com base no modelo biológico com a respectiva rede criada na ferramenta *Matlab*. Essa comparação mostrou que as duas técnicas são estatisticamente iguais, ou seja, os modelos desenvolvidos com base no sistema biológico classificam tanto quando as redes criadas no *Matlab*. Entretanto a rede MLP desenvolvida com base no modelo

biológico obteve um tempo de convergência em épocas menor que a rede MLP criada no *Matlab*.

## **6. Conclusão**

### **6.1 Considerações Finais**

Foram implementados modelos de rede neural baseado em um modelo proposto para a olfação biológica fundamentado nas teorias da olfação já existentes.

Os resultados obtidos com essa implementação foram comparados com os resultados de redes neurais criadas no *Matlab* (sem alteração baseada no modelo biológico). Utilizando o teste de Wilcoxon foi verificado que com 5% de significância os resultados obtidos pelas redes baseadas em um modelo biológico foram estatisticamente iguais aos resultados apresentados pelas redes com configurações padrão. Porém, o tempo de convergência em épocas da rede MLP com configurações padrão é maior que o tempo de convergência em épocas gasto pelo modelo MLP implementado de acordo com o biológico.

### **6.2 Perspectivas Futuras**

Dado o resultado obtido nesse trabalho uma das perspectivas futuras é a possibilidade de utilizar outras abordagens de redes neurais artificiais adaptando-as a algum modelo biológico olfativo com a finalidade de verificar os resultados obtidos por essas técnicas e até mesmo compará-los com as técnicas utilizadas no presente trabalho.

As possíveis técnicas de redes neurais que podem ser utilizadas são as mesmas utilizadas em trabalhos que fazem uso de bases de dados obtidas pelos protótipos de nariz artificial criados por Santos [Santos, 2000]. Esses trabalhos são: [Santos, 2000; Yamazaki, 2001; Zanchettin, 2004; Ferreira, 2004].

As técnicas de reconhecimento de padrões utilizadas por Santos [Santos, 2000] foram redes neurais artificiais MLP, RBF e Elman. Yamazaki [Yamazaki, 2001] também fez uso da rede neural MLP e utilizou a rede TDNN para verificar a possível relação temporal existente na aquisição dos dados. Em 2004, Zanchettin [Zanchettin, 2004] também utilizou MLP e mais redes com atraso no tempo, redes Feature-weighted detector e Evolving Fuzzy Neural Networks. Ferreira [Ferreira, 2004] comparou MLP, RBF, TDNN e PNN.

Outra abordagem interessante seria implementar uma solução híbrida utilizando as técnicas já utilizadas por Santos [Santos, 2000], Yamazaki [Yamazaki, 2001], Zanchettin [Zanchettin, 2004] e Ferreira [Ferreira, 2004] somada às técnicas propostas neste trabalho, ou seja, uma técnica baseada no modelo biológico.

## 7. Referências Bibliográficas

- [Aires, 1999] Aires, Margarida de Mello, Fisiologia. 2 ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1999.
- [Bear, 2002] Bear, Mark F. Neurociências – Desvendando o sistema nervoso. 2 ed. Editora: Artmed. 2002.
- [Benedetti et al., 2004] Benedetti, Simona; Mannino, Saverio; Sabatini, Anna Gloria e Marcazzan, Gian Luigi. Electronic nose and neural network use for the classification of honey. *Apidologie*, 35: 397-402. 2004.
- [Berne, 2004] Berne, Robert M.; Levy, Mattehew N.; Fisiologia. Editora: Elsevier. 5ªEd. 2004.
- [Bishop, 1995] Bishop, Christopher M. Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, 1995.
- [Buck et al., 1965] Buck, T. M., Allen, F. G. e Dalton, M. Detection of chemical species by surface effects on metals and semiconductors. T. Bregman e A. Dravnieks (Eds.), *Surface Effects in Detection*, Spartan Books Inc., USA, 1965.
- [Bullock, 2001] Bullock, John; Boyle, Joseph; Wang, Michael. *NMS Physiology (National Medical Series for Independent Study)*, Ed. Lippincott Williams & Wilkins, 2001
- [Correa, 2001] Correa, Claudio. Um enfoque semântico para recuperação de dados. *Detecção de ataques em redes de computadores*.

- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Computação Aplicada - CAP/INPE. 2001.
- [Craven et al., 1996] Craven, M. A., Gardner, J. W. e Bartlett, P. N. Electronic noses – development and future prospects. In Trends in Analytical Chemistry, vol. 5, n. 9. 1996.
- [Cybenko, 1988] Cybenko, G. Continuous valued neural networks with two hidden layers are sufficient. Technical Report, Department of Computer Science, Tufts University, 1988.
- [Cybenko, 1989] Cybenko, G. Approximation by superpositions of a sigmoid function. In Mathematics of Control, Signals and Systems, 2: 303-314. 1989.
- [Davies et al., 2001] Davies, Andrew, Blakeley, Asa G. H., Kidd, Cecil. Fisiologia Humana. 1. ed. Artmed, 2001.
- [Dravnieks e Trotter, 1965] Dravnieks, A. e Trotter, P. J. Polar vapors detection based on thermal modulation of contact potentials. Journal of Scientific Instruments, vol. 42, (pp. 624), 1965.
- [Fernandes et al., 2005] Fernandes, Délio E. B.; Alves, Mário Fabiano e Júnior, Pyramo P. C.; Classificação de Padrões de Afundamentos de Tensão em Sistemas de Monitoramento da Qualidade da Energia Elétrica. VI Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica. Agosto de 2005.
- [Ferreira e Acar, 1975] Ferreira, Ary Guilherme; Acar, Alvaro; OLFATO - ATUALIZAÇÃO (2.<sup>a</sup> Parte); Revista Brasileira de Otorrinolaringologia; Volume 41 Ed. 3; Setembro – Dezembro, 1975.
- [Ferreira, 2004] Ferreira, Aida Araújo. COMPARAÇÃO DE ARQUITETURAS DE REDES NEURAIIS PARA SISTEMAS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES EM NARIZES ARTIFICIAIS. Dissertação de Mestrado, Centro de Informática, UFPE, 2004.
- [Gardner, 1987] Gardner, J. W. Pattern recognition in the Warwick Electronic Nose, 8th Int. Congress of European Chemoreception Research Organization, University of Warwick, UK., 1987.
- [Gardner e Bartlett, 1992] Gardner, J. W. e Bartlett, P. N. Sensors and Sensory Systems for an Electronic Nose, NATO ASI Series E: Applied Sciences,

- vol. 212, Kluwer, Dordrecht, 1992.
- [Gardner e Barlett, 1994] Gardner, J. W. e Bartlett, P. N. A brief history of electronic noses. *Sensors and Actuators B*, vol. 18-19, (pp. 211-220), 1994.
- [Gardner e Bartlett, 2000] Gardner, J W e Bartlett, P N . *Electronic Noses. Principles and Applications. Volume 11. Measurement Science and Technology*. Julho de 2000.
- [Gardner e Persaud, 2000] Gardner, J. W. e Persaud K. C. *Electronic Noses and Olfaction 2000*. Bristol: Institute of Physics Publishing. 2000.
- [Gardner et al., 1990] Gardner, J. W., Hines, E. L. e Wilkinson, M. Application of artificial neural networks to an electronic olfactory system. In *Meas. Sci.Technol.* 1: 446-451. 1990.
- [Guyton, 1997] Guyton, Arthur C., *Tratado de Fisiologia Médica*. 10 ed. Guanabara Koogan. 1997
- [Hoffheins, 1989] Hoffheins, B.S., *Using Sensor Arrays and Pattern Recognition to Identify Organic Compounds*. MS-Thesis, The University of Tennessee, Knoxville, TN, 1989.
- [Hopfield, 1982] Hopfield, J. J. Neural networks and physical system with emergent collective properties, *Proc. Nat. Acad Sci.*, vol. 79, (pp. 2554-2558), 1982.
- [Hu, Hwang, 2001] Hu, Yu Hen; Hwang, Jenq-Neng. *HANDBOOK OF NEURAL NETWORK SIGNAL PROCESSING*. Editora CRC PRES. 1ª Edição - 408 pág. 2001.
- [Ikegami e Kaneyasu, 1985] Ikegami, A. e Kaneyasu, M. Olfactory detection using integrated sensors, *Proc. 3rd Int. Conf. Solid-State Sensors and Actuators (Transducers'85)*, Philadelphia, PA, USA, (pp. 136-139), 1985.
- [Jacob, 2006] Jacob, Tim, Cardiff University, UK, *Theories of Olfaction*. Disponível em:  
<<http://www.cf.ac.uk/biosi/staff/jacob/teaching/sensory/olfact1.html#Theories>> acessado em nov/2006
- [Keller et al., 1995] Keller, P. E., Kangas, L. J., Liden, L. H., Hashem, S. e Kouzes, R. T. *Electronic noses and their applications*. IEEE North on Technical Application Conference (TAC'95), Portland, OR, (pp. 116-119), 1995.

- [Lauf, Hoffheins, 1991] Lauf, R.J. e Hoffheins, B.S., "Analysis of Liquid Fuels Using a Gas Sensor Array," *Fuel*, vol. 70, pp. 935-940, 1991.
- [Lin et al. 2001] Lin Y.-J.; Guo H.-R.; Chang Y.-H.; Kao M.-T.; Wang H.-H.; Hong R.-I. Application of the electronic nose for uremia diagnosis. *Sensors and Actuators B: Chemical*. Volume 76, pp. 177-180. 2001.
- [McCulloch, Pitts, 1943] McCulloch, W. S. e Pitts, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, (pp.115-133),1943.
- [Minsky e Papert, 1969] Minsky, M., Papert, S. *Perceptrons: an introduction to computational geometry*, MIT Press, Massachusetts, 1969.
- [Miret, 2004] Miret, J. Mullaol I, El Olfato sus Receptores. La Historia de um Nobel, Unitat de Rinologia. Servei DÓtorino-Laringologia. ICEMEQ. Hospital Clínic de Barcelona. IDIBAPS. *Acta Otorrinolaringol, Esp* 2004; 55: 452-456.
- [Moncrieff, 1961] Moncrieff, R. W. An instrument for measuring and classifying odors, *Journal Applied Physiology*, vol. 16, (pp. 742), 1961.
- [Mueller, 1966] Mueller, Conrad G. *Psicologia sensorial*. Rio de Janeiro: Zahar, 1966.
- [Persaud e Dodd, 1982] Persaud, K. e Dodd, G. H. Analysis of discrimination mechanisms of mammalian olfactory system using a model nose, *Nature*, vol. 299, (pp. 352-355), 1982.
- [Pope, 1995] Pope, K., "Technology Improves on the Nose As Science Tries to Imitate Smell," *Wall Street Journal*, pp. B1-2, 1 March 1995.
- [Prechelt, 1994] Prechelt, L. Proben1 – A Set of Neural Network Benchmark Problems and Benchmarking Rules. Technical Report 21/94, Fakultät für Informatik, Universität Karlsruhe, Germany. 1994.
- [Rumelhart et al., 1986] Rumelhart, D. E., Hilton, G. E. e Williams, R. J. Learning internal representations by error propagation. D. E. Rumelhart e J. L. McClelland (Eds.). *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, vol. 1: Foundations, Cambridge, MA, MIT Press, (pp. 318-362), 1986.
- [Rumelhart et al., 1995] Rumelhart, D. E., R. Durbin, R. Golden, and Y. Chauvin. Backpropagation: the Basic Theory. In Y. Chauvin and D. E. Rumelhart (Eds.), *Backpropagation: Theory, Architecture, and*

- Applications. Editora Lawrence Erlbaum Associates. 1995.
- [Santos, 2000] Santos, M. S. Construção de um nariz artificial usando redes Neurais, Tese de Doutorado, Centro de Informática, UFPE, 2000.
- [Schild, 1990] Schild, D. Chemosensory Information Processing, NATO ASI Series H: Cell Biology, Vol. 39, Springer, Berlin. 1990.
- [Shurmur, 1990] Shurmur, H.V., "The fifth sense: on the scent of the electronic nose," IEE Review, pp. 95-58, 1990.
- [Skapura, 1995] Skapura, David M., Building Neural Networks, Addison-Wesley Professional; 1ª edição, 1995
- [Souza, 2002] Souza, Fábio M. S.; Simulação Computacional do Sistema Olfativo de Vertebrados; Universidade de São Paulo; Ribeirão Preto, SP, 2002.
- [Souza et al., 1999] Souza, J.E.G. de; Neto, B.B.; Santos, F.L. dos; Melo, C.P. de; Santos, M .S. e Ludermir, T.B.. Polypyrrole based aroma sensor. Synthetic Metals, Volume 102, Issues 1-3, Páginas 1296-1299, Junho 1999.
- [Tenius et al., 2000] Tenius, Beatriz Soares Machado, Schroeder, Evelyn Koeche e Schenato, Rossana Angélica. Ambergris: perfume e síntese. Quím. Nova. [online]. mar./abr. 2000, vol.23, no.2, p.225-230. Disponível na World Wide Web: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0100-40422000000200013&lng=pt&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-40422000000200013&lng=pt&nrm=iso)>. ISSN 0100-4042.
- [Turin, 1996] Turin, Luca. A Spectroscopic Mechanism for Primary Olfactory Reception. Chemical Senses Vol 21/ 6 pp773-791. 1996.
- [Wilkins e Hatman, 1964] Wilkins, W. F. e Hatman, A.D. An electronic analog for olfactory process, Ann. NY Academy of Science, vol. 116, (pp. 608), 1964.
- [Yamazaki, 2001] Yamazaki, A. Reconhecimento de padrões em um nariz artificial por redes neurais, Dissertação de Mestrado, Centro de Informática, UFPE, 2001.
- [Zanchettin, 2004] Zanchettin, C. Sistema Neural Híbrido Para Reconhecimento de Padrões em um Nariz Artificial. Dissertação de Mestrado, Centro de Informática, UFPE, 2004.
- [Zanchettin e Ludermir, 2005] Zanchettin, Cleber; Ludermir, Teresa Bernarda. Sistemas

2005]

neurais híbridos para reconhecimento de padrões em narizes artificiais. Sba Controle & Automação., Campinas, v. 16, n. 2, 2005.

Disponível em:

<[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-17592005000200005&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592005000200005&lng=en&nrm=iso)>.

Acesso em: 15 Dez 2006.