

MARCO AURÉLIO BENEDETTI RODRIGUES

**SISTEMA PARA DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO
AUTOMÁTICA DE APNÉIAS DO SONO A PARTIR
DE REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS**

FLORIANÓPOLIS

2002

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**SISTEMA PARA DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO
AUTOMÁTICA DE APNÉIAS DO SONO A PARTIR
DE REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS**

Tese de Doutorado submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

MARCO AURÉLIO BENEDETTI RODRIGUES

Florianópolis, Dezembro de 2002

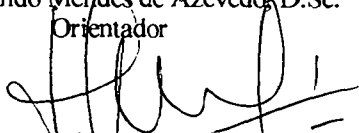
SISTEMA PARA DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE APNÉIAS DO SONO A PARTIR DE REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS

Marco Aurélio Benedetti Rodrigues

Esta Tese foi julgada adequada para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Sistemas de Informação, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.

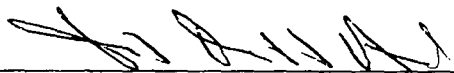


Prof. Fernando Mendes de Azevedo, D.Sc.
Orientador

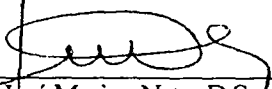


Prof. Edson Roberto de Pieri, Dr.
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

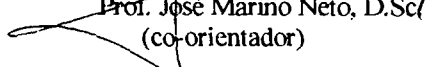
Banca Examinadora:



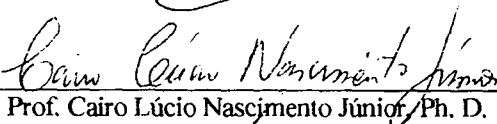
Prof. Fernando Mendes de Azevedo, D.Sc.
Presidente



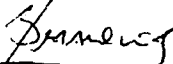
Prof. José Marino Neto, D.Sc.
(co-orientador)



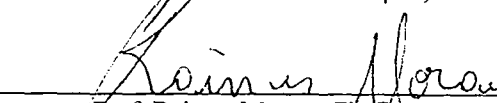
Prof. Jurandir Nadal, D. Sc.



Prof. Cairo Lúcio Nascimento Júnior, Ph. D.



Prof. Jefferson L. Brum Marques, Ph. D.



Prof. Raimes Moraes, Ph. D.



Vânia Maria A. Andriani, M.Sc.

Dedico

*À minha esposa Iria
por acreditar e incentivar.*

AGRADECIMENTOS

Aos Profs. Fernando M. de Azevedo e José Marino Neto,

Por sua orientação, dedicação e amizade

À Vânia Maria A. Andriani,

*Pelos seus ensinamentos e ajuda na
composição do banco de dados.*

Aos meus pais: Acelino Carlos Rodrigues (*In memoriam*) e
Irma Benedetti Rodrigues,

*Pelo apoio e carinho em todos os momentos
difíceis de minha caminhada*

A todos os colegas e amigos que passaram pelo Instituto de Engenharia Biomédica da
UFSC,

*Pela amizade e contribuição com seus trabalhos
na área de I.A. e processamentos de sinais.*

À CAPES,

Pelo auxílio financeiro.

Resumo da Tese apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica

SISTEMA PARA DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE APNÉIAS DO SONO A PARTIR DE REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS

Marco Aurélio Benedetti Rodrigues

Dezembro / 2002

Orientador: Fernando Mendes de Azevedo, Dr. Sc.

Área de Concentração: Engenharia Elétrica – Sistemas de Informação

Palavras-chave: Sono, Apnéia, Classificação Automática, Redes Neurais.

Números de Páginas: 179

A apnéia do sono é a condição definida por paradas repetidas e temporárias da respiração durante o sono, resultando em uma diminuição da oxigenação do sangue. A causa principal da apnéia do sono é o bloqueio do fluxo de ar nas vias aéreas, resultando na diminuição do fluxo de ar para os pulmões e, conseqüentemente, na interrupção do sono. O presente trabalho, visa a implementação de um sistema para identificação das fase do sono, bem como a detecção e classificação das apnéias do sono. Técnicas de pré-processamento de sinais e Redes Neurais Artificiais (RNAs) são empregados sobre um registros polissonográficos com a finalidade de identificar padrões característicos de cada fase do sono e correlacioná-los com as respectivas paradas respiratórias. O conjunto de padrões encontrados pelas RNAs são comparados com os encontrados por um especialista da área e, testes de especificidade e sensibilidade são realizados para cada tipo de RNAs utilizado. A comparação destes resultados possibilita a escolha da RNA adequada para realizar o reconhecimento dos padrões do sono. Após a classificação das fases do sono é feito a identificação das apnéias propriamente ditas e, posteriormente, a sua correlação com a fase do sono que resulta na classificação do tipo de apnéia. Teste finais comparando a performance do sistema com o especialista mostram que o sistema é extremamente útil, pois apresenta um alto grau de concordância, repetibilidade e alta velocidade no reconhecimento e classificação de apnéias do sono.

Abstract of Tesis presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor in Electrical Engineering.

SYSTEM FOR AUTOMATIC DETECTION AND CLASSIFICATION OF SLEEP APNEAS IN POLISSONOGRAPHIC RECORDINS

Marco Aurélio Benedetti Rodrigues

December / 2002

Advisor: Fernando Mendes de Azevedo, Dr. Sc.

Area of Concentration: Electrical Engineering – Information Systems.

Keywords: Sleep, Apnea, Automatic Clustering, Neural Network.

Number of Pages: 179

The sleep apnea is a repeated and temporary obscene of breathing during sleep, which results in a reduced blood oxygenation. The main reason for sleep apneas is the airflow blockade in the airways, resulting in the long airflow reduction and sleep interruption. This work intends to build a system for sleep stage identification, as well as sleep apnea detection and identification. Techniques of signal processing and Artificial Neural Networks (ANN) are utilized on polissonographics registers to identify characteristic patterns of each sleep stage and correlate them to the respective lack of the airflow. The set of patterns classified by the ANN is compared to those classified by an expert; specificity and sensitivity tests are performed for all ANN used. The comparison of results makes possible the choice of the appropriate ANN for the recognition of patterns during sleep. When the classification of the sleep stage is done, the apnea identification is performed. After that, its correlation with the sleep stage is found, giving the apnea type. The final test is accomplished by comparing the system performance to the expert, showing that the system is extremely useful. The system achieved has a high degree of agreement, repeatability and high speed in the sleep apneas recognition and classification.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS.....	X
LISTA DE FIGURAS	XI
LISTA DE ACRÔNIMOS	XVIII
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 APRESENTAÇÃO DO TEMA.....	1
1.2 OBJETIVOS.....	7
1.2.1 <i>Objetivos Gerais</i>	7
1.2.2 <i>Objetivos Específicos</i>	8
1.3 JUSTIFICATIVAS	8
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	10
2.1 O SONO.....	10
2.2 APNÉIAS DURANTE O SONO.....	11
2.2.1 <i>Respiração durante o sono</i>	16
2.2.1.1 Sono NREM.....	16
2.2.1.2 Sono REM.....	17
2.3 CARACTERÍSTICAS DOS REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS DA APNÉIA DO SONO.....	18
2.3.1 <i>O Eletroencefalograma</i>	19
2.3.2 <i>O Eletromiograma</i>	24
2.3.3 <i>O Eletro-oculograma</i>	26
2.3.4 <i>O Eletrocardiograma</i>	27
2.3.5 <i>Oximetria, Movimento Torácico e Fluxo Respiratório</i>	28
2.3.6 <i>Sons e movimentos do paciente</i>	28
3. CLASSIFICAÇÃO DOS ESTÁGIOS DO SONO	30
3.1 O ESTÁGIO W DO SONO.....	31
3.2 O TEMPO DE MOVIMENTO.....	32
3.3 O ESTÁGIO 1 DO SONO.....	32
3.4 O ESTÁGIO 2 DO SONO.....	33
3.5 O ESTÁGIO 3 DO SONO.....	35
3.6 O ESTÁGIO 4 DO SONO.....	35
3.7 O ESTÁGIO REM DO SONO.....	36
3.8 O ESTÁGIO REM E OS FUSOS DO SONO.....	38
3.9 CRITÉRIOS PARA O INÍCIO DO ESTÁGIO REM.....	40
3.10 CRITÉRIOS PARA A FINALIZAÇÃO DO ESTÁGIO REM.....	44
4. MATERIAL E MÉTODO	48
4.1 O BANCO DE DADOS.....	48
4.1.1 <i>Registros obtidos no Laboratório do Sono</i>	49
4.2 CLASSIFICAÇÃO DO REGISTRO POLISSONOGRÁFICO.....	54
4.2.1 <i>Análise do sinal de EEG</i>	55
4.2.2 <i>O registro de EMG</i>	58
4.2.3 <i>O registro de EOG</i>	59
4.2.4 <i>O registro de ECG</i>	60

4.2.5 O registro de Actimetria:	60
4.2.6 O registro de Movimento Torácico, Fluxo Respiratório e Oximetria:	61
4.2.7 O Sistema de Controle	62
5. ANÁLISE DOS RESULTADOS DO SISTEMA	64
5.1 ANÁLISE DA FREQUÊNCIA DO EEG	64
5.2 ANÁLISE DE EMG	69
5.3 ANÁLISE DO EOG	71
5.4 ANÁLISE DO ECG	74
5.5 ANÁLISE DO FLUXO E MOVIMENTO TORÁCICO	76
5.6 ANÁLISE DE PADRÕES ATRAVÉS DE RNAs	77
5.6.1 Rede Neural Artificial Estática (RNAE)	79
5.6.1.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAE	85
5.6.2 Rede Neural Artificial Dinâmica (RNAD)	86
5.6.2.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD	95
5.6.3 Rede Neural Artificial Dinâmica Independente (RNADI)	96
5.6.3.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAI	101
5.6.4 Rede Neural Artificial Dinâmica com Filtro e limite de Sensibilidade (RNADFS)	102
5.6.4.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAFS	108
5.6.5 Rede Neural Artificial Dinâmica Baseada em Mecanismos da Visão (RNAD-BMV)	109
5.6.5.1 Modelos de RNAD-BMV	115
5.6.5.1.1 Primeiro modelo de RNAD-BMV	115
5.6.5.1.1.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV	117
5.6.5.1.2 Segundo modelo de RNAD-BMV	118
5.6.5.1.2.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV	122
5.6.5.1.3 Terceiro modelo de RNAD-BMV	124
5.6.5.1.3.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV	126
5.6.5.1.4 Quarto modelo de RNAD-BMV	127
5.6.5.1.4.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV	138
5.7 ANÁLISE DO SISTEMA PARA A CLASSIFICAÇÃO DAS FASES DO SONO	139
5.8 ANÁLISE DO SISTEMA NA CLASSIFICAÇÃO DAS APNÉIAS DURANTE O SONO	142
6. DISCUSSÕES	150
7. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	153
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	159

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1 - CARATERÍSTICAS DE INDIVÍDUOS COM APNÉIA CENTRAL E OBSTRUTIVA (AMERICAN SLEEP DISORDERS, 1997).....	15
TABELA 2.2 - PRINCIPAIS QUEIXAS MENCIONADAS PELOS PACIENTES COM APNÉIAS DO SONO (MODIFICADO DE AMERICAN SLEEP DISORDERS, 1997).....	15
TABELA 2.3 - RITMOS CEREBRAIS E SUAS RESPECTIVAS FREQUÊNCIAS.....	21
TABELA 4.1 - CARACTERÍSTICAS DOS REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS UTILIZADOS NESSE ESTUDO.....	49
TABELA 5.1 - PADRÕES DE ENTRADA E SAÍDA PARA O TREINAMENTO DA RNAE.....	81
TABELA 5.2 - PADRÕES IDENTIFICADOS PELA RNAE.....	83
TABELA 5.3 - PADRÕES DE ENTRADA E SAÍDA PARA O TREINAMENTO DA RNAD.....	89
TABELA 5.4 - PADRÕES IDENTIFICADOS PELA RNAD.....	93
TABELA 5.5 - PADRÕES DE TREINAMENTO PARA AS RNADI.....	96
TABELA 5.6 - PADRÕES IDENTIFICADOS PELA RNADI.....	99
TABELA 5.7- PADRÕES IDENTIFICADOS PELA RNADFS.....	106
TABELA 5.8- PADRÕES IDENTIFICADOS PELA RNADBMV.....	135
TABELA 5.9 - COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS PELAS RNAS.....	138
TABELA 5.10 - ÍNDICES DE ACERTO DO SISTEMA.....	141
TABELA 5.11 - RESULTADOS OBTIDOS NA IDENTIFICAÇÃO DE APNÉIAS NO SONO EM 5 REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS ESCOLHIDOS ALEATORIAMENTE.....	149

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 - RELAÇÃO ENTRE O FLUXO DE AR E O ESFORÇO RESPIRATÓRIO. A ESQUERDA, PODE-SE OBSERVAR O FLUXO E O ESFORÇO RESPIRATÓRIO REFERENTE A APNÉIA CENTRAL E À DIREITA, APNÉIA OBSTRUTIVA	13
FIGURA 2.2 - VINTE SEGUNDOS DE REGISTROS POLISSONOGRÁFICOS DURANTE O SONO. OS DEZ SEGUNDOS DE APNÉIA CENTRAL SÃO CARACTERIZADO PELA AUSÊNCIA DE ESFORÇO ABDOMINAL, OU RESPIRATÓRIO, E FLUXO NASAL. OCORRE ASSÍSTOLE POR 6,5 SEGUNDOS DURANTE A PARADA RESPIRATÓRIA (MODIFICADO DE KRYGER, 1992)	16
FIGURA 2.3 - TIPOS COMUNS DE ATIVIDADES ELETROGRÁFICAS EM HUMANOS. EM A ONDAS DO TIPO ALFA, EM B ONDAS DO TIPO BETA, EM C ONDAS DO TIPO TETA E EM D ONDAS DO TIPO DELTA(ADAPTADO DE TYNER ET AL., 1989)	20
FIGURA 2.4 - EFEITO DO ABRIR E FECHAR DE OLHOS NO REGISTRO DE EEG (ADAPTADO DE WEBSTER, 1992)	22
FIGURA 2.5 - ESTADOS DO PACIENTE E SEUS RESPECTIVOS SINAIS ELETROENCEFALOGRAFICOS. APARTIR DA PARTE SUPERIOR DA FIGURA ATÉ A INFERIOR PODE-SE OBSERVAR O REGISTRO DE EEG PARA O MESMO PACIENTE QUANDO ESTE ESTÁ: EXCITADO, RELAXADO, SONOLENTO, DORMINDO E EM SONO PROFUNDO (ADAPTADO DE WEBSTER, 1992)	23
FIGURA 2.6 - COLOCAÇÃO DOS ELETRODOS C3, C4, O1, O2 E A1 PARA GRAVAÇÃO DO EEG DURANTE OS ESTÁGIOS DO SONO (ADAPTADO DE RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977)	23
FIGURA 2.7 - ORGANIZAÇÃO DO MÚSCULO ESQUELÉTICO. DA ESQUERDA PARA A DIREITA, A PARTIR DE SUCESSIVAS AMPLIAÇÕES DA FIBRA MUSCULAR, PODE-SE VISUALIZAR UMA REPRESENTAÇÃO DA MIOFIBRILA E MIOFILAMENTO (FILAMENTOS DE MIOSINA E ACTINA) (ADAPTADO DE NORMANN, 1988)	24
FIGURA 2.8 - COLOCAÇÃO DOS ELETRODOS PARA GRAVAÇÃO DO EMG DO MENTO DURANTE OS ESTÁGIOS DO SONO (ADAPTADO DE RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977)	26
FIGURA 2.9 - COLOCAÇÃO DOS ELETRODOS PARA GRAVAÇÃO DO EOG DURANTE OS ESTÁGIOS DO SONO (ADAPTADO DE RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977)	27
FIGURA 3.1 - REGISTRO DE EEG EM A, REGISTRO DE EMG EM B E REGISTRO DE EOG EM C, DURANTE O ESTÁGIO DE VIGÍLIA	32
FIGURA 3.2 - REGISTRO DE EEG EM A, REGISTRO DE EMG EM B E REGISTRO DE EOG EM C, DURANTE O ESTÁGIO 1 DO SONO	33
FIGURA 3.3 - REGISTRO DE EEG EM A, REGISTRO DE EMG EM B E REGISTRO DE EOG EM C, DURANTE O ESTÁGIO 2 DO SONO	34

FIGURA 3.4 – CONJUNTO DE PADRÕES DE FUSOS DO SONO.....	34
FIGURA 3.5 - CONJUNTO DE PADRÕES DE COMPLEXOS K DO SONO.....	34
FIGURA 3.6 - REGISTRO DE EEG EM A, REGISTRO DE EMG EM B E REGISTRO DE EOG EM C, DURANTE O ESTÁGIO 3 DO SONO.....	35
FIGURA 3.7 - REGISTRO DE EEG EM A, REGISTRO DE EMG EM B E REGISTRO DE EOG EM C, DURANTE O ESTÁGIO 4 DO SONO.....	36
FIGURA 3.8 - REGISTRO DE EOG DURANTE O ESTÁGIO REM DO SONO.....	37
FIGURA 3.9 - REGISTRO DE EEG DURANTE O ESTÁGIO REM DO SONO.....	38
FIGURA 3.10 - APARECIMENTO DE UM FUSO DO SONO DURANTE O ESTÁGIO REM, UTILIZANDO-SE UMA ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM 3 DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	39
FIGURA 3.11 - APARECIMENTO DE DOIS FUSOS DO SONO MUITO PRÓXIMOS DURANTE O ESTÁGIO REM, UTILIZANDO-SE UMA ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM 3 DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	39
FIGURA 3.12 - APARECIMENTO DE DOIS FUSOS DO SONO AFASTADOS NA MESMA ÉPOCA DURANTE O ESTÁGIO REM, UTILIZANDO-SE UMA ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM 3 DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	40
FIGURA 3.13 - APARECIMENTO DE FUSOS DO SONO NA PRIMEIRA E TERCEIRA ÉPOCAS DO REGISTRO DE EEG, UTILIZANDO-SE UMA ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM 3 DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	40
FIGURA 3.14 - INÍCIO DO ESTÁGIO REM LOGO APÓS PADRÕES DO ESTÁGIO 2. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 80 SEGUNDOS, ANALISANDO EPÓCAS DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	41
FIGURA 3.15 - INÍCIO DA FASE REM LOGO APÓS ATONIA DO EMG, TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 80 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	42
FIGURA 3.16 - INÍCIO DA FASE REM LOGO APÓS UM MOVIMENTO DE DESPERTAR, TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 80 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	42
FIGURA 3.17 - INÍCIO DA REM LOGO APÓS A DIMINUIÇÃO DO EMG. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 80 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	43
FIGURA 3.18 - INÍCIO DO ESTÁGIO REM LOGO APÓS UM MOVIMENTO DE DESPERTAR. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 80 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	43
FIGURA 3.19 - FINALIZAÇÃO DA FASE REM COM A OCORRÊNCIA DE PADRÕES DA FASE 2, TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	44
FIGURA 3.20 - INTERRUPÇÃO DA FASE REM POR UMA ATIVIDADE DE EMG. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	45
FIGURA 3.21 - FINALIZAÇÃO DO ESTÁGIO REM PELO AUMENTO DO NÍVEL DE EMG. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	45
FIGURA 3.22 - INTERRUPÇÃO DO ESTÁGIO REM PELO ESTÁGIO I. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	46
FIGURA 3.23 - FINAL DO ESTÁGIO REM. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS.....	46

FIGURA 3.24 - ESTÁGIO REM SEM INTERRUÇÃO DE OUTROS ESTÁGIOS. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	47
FIGURA 3.25 - FINALIZAÇÃO DO ESTÁGIO REM COM O APARECIMENTO DE PADRÕES DA FASE 2 DO SONO. TRECHO POLISSONOGRÁFICO DE 50 SEGUNDOS, ÉPOCA DE 30 SEGUNDOS COM DIVISÕES DE 10 SEGUNDOS	47
FIGURA 4.1 - TELA DO PROGRAMA QUE VISUALIZA OS SINAIS POLISSONOGRÁFICOS (DE CIMA PARA BAIXO: 4 REGISTROS DE EEG, 2 DE EMG, 2 DE EOG, 1 DE ECG, 3 DE EMG, 1 DE MOV. TORÁCICO, 1 DE FLUXO RESPIRATÓRIO, 1 DE OXIMETRIA E OUTRO DE SONS) EM UMA TELA DE 30 SEGUNDOS.....	52
FIGURA 4.2 - TELA DO PROGRAMA EM MATLAB. CAPAZ DE CAPTURAR, PARA PROCESSAMENTO ADICIONAL, UM DETERMINADO PADRÃO EM QUALQUER UM DOS CANAIS DO REGISTRO POLISSONOGRÁFICO.....	53
FIGURA 4.3 - TELA DO PROGRAMA EM MATLAB. GRAVAÇÃO DE UM TRECHO SELECIONADO.....	54
FIGURA 4.4 - DIAGRAMA EM BLOCOS DO SISTEMA DESENVOLVIDO PARA DETECÇÃO DE APNÉIAS DURANTE O SONO	55
FIGURA 5.1 - APRESENTA OS VALORES DE FREQUÊNCIA PREDOMINANTES EM UM REGISTRO DE EEG. EM A O REGISTRO ORIGINAL (NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS). EM B, C E D O REGISTRO É DIVIDIDO EM 3 PARTES COM 1024 PONTOS CADA. EM E, F E G, O ESPECTRO DE FREQUÊNCIA APÓS TER SIDO SUBMETIDO A UMA FFT COM 1024 PONTOS. AS FREQUÊNCIAS PREDOMINANTES ESTÃO REPRESENTADAS NA ESCALA Y DE CADA GRÁFICO EM HZ.....	65
FIGURA 5.2 - APRESENTA OS VALORES DE FREQUÊNCIA PREDOMINANTES EM UM REGISTRO DE EEG. EM A O REGISTRO ORIGINAL (NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE PONTOS), EM B, C E D O REGISTRO É DIVIDIDO EM 3 PARTE COM 1024 AMOSTRAS CADA. EM E, F E G O ESPECTRO DE FREQUÊNCIA, APÓS TER SIDO SUBMETIDO AO MÉTODO DE WELCH. AS FREQUÊNCIAS PREDOMINANTES ESTÃO REPRESENTADAS NA ESCALA Y DE CADA GRÁFICO EM HZ.....	67
FIGURA 5.3 – PLOTAGEM DA JANELA DE HANNING PARA 256 PONTOS	68
FIGURA 5.4 - APRESENTA OS VALORES DE FREQUÊNCIAS PREDOMINANTES EM UM REGISTRO DE EEG. EM A O REGISTRO ORIGINAL (NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS). EM B, C E D O REGISTRO É DIVIDIDO EM 3 PARTE COM 1024 PONTOS CADA. EM E, F E G O ESPECTRO DE FREQUÊNCIA APÓS TER SIDO SUBMETIDO A PSD COM UMA JANELA HANNING = 256. AS FREQUÊNCIAS PREDOMINANTES ESTÃO REPRESENTADAS NA ESCALA Y DE CADA GRÁFICO EM HZ	69
FIGURA 5.5 – EM A, B E C SÃO APRESENTADOS REGISTROS DE EMG NO MOMENTO DA SAÍDA DA FASE REM PARA A VIGÍLIA.. NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS E NO EIXO Y A AMPLITUDE NORMALIZADA	70
FIGURA 5.6 - DETECÇÃO DE UM SINAL DE MOVIMENTOS OCULARES SOBRE O REGISTRO DE EOG. EM A, É APRESENTADO O REGISTRO ORIGINAL. EM B O REGISTRO FILTRADO COM AS MARCAÇÕES DOS MOVIMENTOS OCULARES. EM C A AMPLIAÇÃO DAS MARCAÇÕES DOS MOVIMENTOS OCULARES. NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS E NO EIXO Y A AMPLITUDE NORMALIZADA	73

FIGURA 5.7 - ANÁLISE DE UM SINAL DE EOG COM ARTEFATOS E ELIMINAÇÃO DE FALSOS POSITIVOS ATRAVÉS DO COEFICIENTE DE VARIAÇÃO. EM A O SINAL ORIGINAL, EM B O SINAL FILTRADO E EM C UMA AMPLIAÇÃO DO SINAL. O TRECHO MARCADO REPRESENTA A VARIAÇÃO DO REGISTRO RELATIVO A ARTEFATOS E NÃO A PADRÕES DO REGISTRO.....	75
FIGURA 5.8 - INTERVALOS R-R DO REGISTRO DE ECG. EM A, O REGISTRO DE ECG NORMAL E EM B, OS INTERVALOS R-R ENCONTRADOS PELO ALGORITMO. NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS E NO EIXO Y A AMPLITUDE NORMALIZADA.....	76
FIGURA 5.9 - HIPOPNEIA DO SONO. EM A, É APRESENTADO O DECRÉSCIMO DO FLUXO RESPIRATÓRIO (REGISTRO SUPERIOR) E EM B, DECRÉSCIMO DO MOVIMENTO TORÁCICO (REGISTRO INFERIOR). NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS E NO EIXO Y A AMPLITUDE NORMALIZADA	77
FIGURA 5.10 - ESTRUTURA DA RNAE, COM UMA CAMADA DE ENTRADA DE 90 NEURÓNIOS, (CORRESPONDENTE AO NÚMERO DE ELEMENTOS DO PADRÃO DE ENTRADA), UMA CAMADA INTERMEDIÁRIA DE 40 NEURÓNIOS E UM NEURÔNIO DE SAÍDA.	81
FIGURA 5.11 - PADRÕES DE TREINAMENTO PARA A RNAE. EM A FUSOS DO SONO; EM B, COMPLEXOS K E EM C, PADRÕES PREDOMINANTES DA FASE 2 DO SONO. NO EIXO X É REPRESENTADO O NÚMERO DE AMOSTRAS E NO EIXO Y A AMPLITUDE NORMALIZADA.....	82
FIGURA 5.12 - ESTRUTURA DE UM REDE NEURAL DINÂMICA PARA O RECONHECIMENTO DE COMPLEXOS K E FUSOS DO SONO. APRESENTA UMA MALHA DE ATRASO NA ENTRADA (Z^{-1}), INTERLIGADA A 90 NEURÓNIOS DA CAMADA DE ENTRADA. A CAMADA INTERMEDIÁRIA É COMPOSTA DE 40 NEURÓNIOS INTELIGADOS A APENAS UM NEURÔNIO DE SAÍDA QUE LEVA O SINAL PARA OUTRA MALHA DE ATRASO. A FUNÇÃO DO SISTEMA SIMBÓLICO (SS) É ANALISAR O VALOR MANTIDO PELA ÚLTIMA MALHA DE ATRASO E IDENTIFICAR O PADRÃO COMO FUSO, COMPLEXO K OU NENHUM DELES.	87
FIGURA 5.13 - REGRAS PARA O SS VERIFICAR UM SEGMENTO.....	91
FIGURA 5.14 - EM A, B E C, OBSERVA-SE FUSOS DO SONO IDENTIFICADOS PELA RNAD. À DIREITA DE CADA PADRÃO (A1, B1, C1), ENCONTRA-SE O VSRN RESULTANTE APÓS A ANÁLISE DA RNAD	92
FIGURA 5.15 - EM A, B E C, OBSERVAM-SE COMPLEXOS K DO SONO IDENTIFICADOS PELA RNAD. À DIREITA DE CADA PADRÃO (A1, B1, C1), ENCONTRA-SE O VSRN RESULTANTE APÓS A ANÁLISE DA RNAD ...	93
FIGURA 5.16 - ESTRUTURA DA RNADI, COMPOSTA DE DUAS RNADs. AS RNAD1 E RNAD2 SÃO RESPONSÁVEIS PELA IDENTIFICAÇÃO DE FUSOS E COMPLEXOS K DO SONO, RESPECTIVAMENTE. O VALOR RESULTANTE DESTAS REDES É A ANÁLISE PELO SISTEMA SIMBÓLICO (SS). ATRAVÉS DOS DOIS VETORES DE ATRASO DA SAÍDA DAS RNAD, E POSTERIORMENTE, CLASSIFICADO COMO FUSO, COMPLEXO K OU NENHUM DOS DOIS PADRÕES.....	97
FIGURA 5.17 - ALGORITMO DO SS DA RNADI.....	98
FIGURA 5.18 - ESTRUTURA DA RNADFS COMPOSTA DE FILTRO DE MÉDIA MÓVEL E LIMITADOR DE SENSIBILIDADE PARA O RECONHECIMENTO DE UM FUSO DO SONO	102

FIGURA 5.19 – A ESQUERDA OBSERVA-SE OS PADRÕES DE TREINAMENTO. À DIREITA O VSRN RESULTANTE DA RNADFS. OS PADRÕES DE EEG CIRCUNDADOS REPRESENTAM O MOMENTO DE OCORRÊNCIA DOS FUSOS DE SONO.	104
FIGURA 5.20 – EM A SÃO APRESENTADOS DOIS REGISTROS DE EEG COM FUSOS DO SONO. A ÁREA MARCADA REPRESENTA O MOMENTO DE OCORRÊNCIA DO FUSO SONO ENCONTRADO PELA RNADFS. A PARTIR DA ANÁLISE DO VSRN RESULTANTE DA RNA PARA CADA PADRÃO. ESTES PODEM SER OBSERVADOS NOS REGISTROS EM B	105
FIGURA 5.21 ELEMENTOS ANATÔMICOS DO OLHO HUMANO (MODIFICADO DE MASON & KANDEL, 1991)	111
FIGURA 5.22 - ESQUEMA DA RETINA DO OLHO HUMANO, RETINA PERIFÉRICA E FÓVEA (MODIFICADO DE GUYTON & HALL, 1997).....	111
FIGURA 5.23 – ESQUEMA DA DISPOSIÇÃO DOS NEURÔNIOS NA RETINA, RETINA PERIFÉRICA E FÓVEA (MACHADO, 1993)	112
FIGURA 5.24 - ESQUEMA HISTOLÓGICO DA RETINA E FÓVEA DO OLHO HUMANO (MODIFICADO DE SOBOTTA, 1999).....	113
FIGURA 5.25 – FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO PARA UM BASTONETE. REPRESENTA UMA FUNÇÃO PARA A ENTRADA DE UM SINAL DE EEG NO EIXO X E SAÍDA NO EIXO Y (ESCALAS NORMALIZADAS), MAIOR AMPLIFICAÇÃO PARA SINAIS COM PEQUENA INTENSIDADE	114
FIGURA 5.26 – FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO PARA UM CONE. REPRESENTA UMA FUNÇÃO PARA A ENTRADA DE UM SINAL DE EEG NO EIXO X E SAÍDA NO EIXO Y (ESCALAS NORMALIZADAS), MAIOR AMPLIFICAÇÃO PARA SINAIS COM MAIOR INTENSIDADE.	115
FIGURA 5.27 - ESTURA DO PRIMEIRO MODELO DE RNAD-BMV. O SINAL DE EEG É ENVIADO PARA A ENTRADA DA RNAD ATRAVÉS DA MALHA DE ATRASO (Z^{-1}), UM A UM, A CADA INTERVALO DE AMOSTRAGEM. O RESULTADO DA RNAD É OBTIDO COM A VARIAÇÃO DOS SINAIS DE ENTRADA, RESULTANDO EM UMA SEQUÊNCIA DE PULSOS QUE SERÃO IDENTIFICADAS PELA APC.	116
FIGURA 5.28 - SEGUNDO MODELO DE RNAD-BMV. APRESENTA DUAS RAND. A PRIMEIRA (QUADRO 1) SOMENTE PROCESSA CARACTERÍSTICAS DA IMAGEM ENQUANTO QUE A SEGUNDA (QUADRO 2) ANALISA O SINAL PROVENIENTE DO NERVO ÓPTICO (VSRN) E PROCURA IDENTIFICAR O PADRÃO DE FUSO OU COMPLEXO K	119
FIGURA 5.29 – ÁREA DE ATIVAÇÃO PARA UM NEURÔNIO GANGLIONAR “ON-CENTER”. ÁREA DE INIBIÇÃO ENTRE OS NEURÔNIOS (0 A 30 E 60 A 90) E ÁREA DE EXCITAÇÃO ENTRE OS NEURÔNIOS DE 30 A 60...121	121
FIGURA 5.30 – CAMPO DE ATIVAÇÃO DAS CÉLULAS HORIZONTAIS. PARA ELEMENTOS COM SAÍDA EM NÍVEL LÓGICO 1 (PADRÃO DE FUSOS) O VETOR DE SAÍDA POSSUI ELEMENTOS EM 1 ENTRE AS AMOSTRAS DE NÚMEROS 30 A 60 E NÍVEL LÓGICO 0 (COMPLEXOS K) NO COMPLEMENTO DO VETOR ANTERIOR. NAS DEMAIS SAÍDAS É REALIZADA UMA COMBINAÇÃO COM OS VETORES ANTERIORES.	121

FIGURA 5.31 – NA PARTE SUPERIOR, É APRESENTADO UM PADRÃO DE ENTRADA PARA O TREINAMENTO DA PRIMEIRA RNAD DESTE MODELO DE RNAD-BMV. OS PADRÕES ALVOS, RESPECTIVOS AO VETOR ANTERIOR SÃO APRESENTADOS LOGO ABAIXO	122
FIGURA 5.32 – MODELO COM DUAS RETINAS PERIFÉRICAS IDÊNTICAS E UMA FÓVEA CENTRAL. O APC CONTROLA O GLOBO OCULAR QUE DESLOCA O PADRÃO DE ENTRADA PELAS RNAs E, AINDA, AUXILIA NO RECONHECIMENTO DE PADRÕES ATRAVÉS DA ANÁLISE DOS VSRN DAS RETINAS PERIFÉRICAS E DA FÓVEA.	125
FIGURA 5.33 – EM A, REPRESENTAÇÃO DE SINAL CONTÍNUO EM 3D. E, EM B A REPRESENTAÇÃO DE UM FUSO DO SONO EM 3D. EIXO X E EIXO Y REPRESENTAM A AMPLITUDE E A QUANTIDADE DE PONTOS RESPECTIVAMENTE E O EIXO Z É UNITÁRIO.	131
FIGURA 5.34 – EM A, REPRESENTAÇÃO DE UM SINAL CONTÍNUO APÓS O PROCESSO DE INIBIÇÃO LATERAL E EM B A REPRESENTAÇÃO DE UM FUSO DO SONO APÓS A INIBIÇÃO LATERAL CAUSADA PELAS CÉLULAS HORIZONTAIS NA FÓVEA. EIXO X E EIXO Y REPRESENTAM A AMPLITUDE E A QUANTIDADE DE PONTOS RESPECTIVAMENTE E O EIXO Z É UNITÁRIO	132
FIGURA 5.35- EM A, REPRESENTAÇÃO EM DUAS DIMENSÕES DE UM SINAL CONTÍNUO. EM B A REPRESENTAÇÃO DE UM FUSO DO SONO, APÓS O PROCESSO DE INIBIÇÃO LATERAL. EIXOS X E Y, REPRESENTAÇÃO O NÚMERO DE AMOSTRAS DE CADA PADRÃO.	133
FIGURA 5.36 - REPRESENTAÇÃO EM DUAS DIMENSÕES DA POSIÇÃO DOS NEURÔNIOS VENCEDORES. EIXOS X E Y, REPRESENTAM O NÚMERO DE AMOSTRAS DE CADA PADRÃO.....	134
FIGURA 5.37 - COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS DE ANÁLISE DE FREQUÊNCIA UTILIZADOS. EM A, O REGISTRO COMPLETO. EM B, C E D, O ESPECTRO DE FREQUÊNCIA PARA O REGISTRO A.....	140
FIGURA 5.38 - HIPNOGRAMA DE UM REGISTRO POLISSONOGRÁFICO. MOSTRA A EVOLUÇÃO DAS FASES DO SONO DURANTE UM DETERMINADO PERÍODO.....	141
FIGURA 5.39 - TELA PRINCIPAL DO PROGRAMA PARA ANÁLISE DAS APNÉIAS DURANTE O SONO. NO TERCEIRO REGISTRO, PODE-SE ESCOLHER O CANAL A SER PLOTADO, OS DEMAIS SÃO FIXOS (OXIMETRIA E MOVIMENTO TORÁCICO).....	142
FIGURA 5.40 – TELA DO PROGRAMA APRESENTADA QUANDO OCORRE A DETECÇÃO DE UM ARTEFATO	144
FIGURA 5.41 – EXEMPLO DE DETECÇÃO DE HIPOPNÉIA OBSTRUTIVA IDENTIFICADA PELO SC.....	144
FIGURA 5.42 – TELA DO PROGRAMA RELATIVO À IDENTIFICAÇÃO DE HIPOPNÉIA OBSTRUTIVA IDENTIFICADA PELO SC.....	145
FIGURA 5.43 - TELA DO PROGRAMA RELATIVO À IDENTIFICAÇÃO DE APNÉIA CENTRAL IDENTIFICADA PELO SC.....	146
FIGURA 5.44 - TELA DO PROGRAMA RELATIVO À IDENTIFICAÇÃO DE APNÉIA MISTA IDENTIFICADA PELO SC	147
FIGURA 5.45 - TELA DO PROGRAMA RELATIVO À IDENTIFICAÇÃO DE APNÉIA MISTA IDENTIFICADA PELO SC	147

FIGURA 5.46 - GRÁFICO DA OCORRÊNCIA DE APNÉIAS E HIPONÉIAS NO DECORRER DO REGISTRO
POLISSONOGRÁFICO, REGISTRO SUPERIOR FOI REALIZADO PELO SISTEMA E O INFERIOR PELO
ESPECIALISTA.....148

LISTA DE ACRÔNIMOS

APC – Área de Processamento Central
Ba – Bastonetes
CPN – Rede Neural Probabilística Causal
ECG – Eletrocardiograma
EEG – Eletroencefalograma
EMG – Eletromiograma
EOG – Eletro-oculograma
FFT – Transformada Rápida de Fourier
MC – Movimentos de curta duração do corpo
MD – Movimento de despertar
PaCO₂ – Pressão de gás carbônico
PaO₂ – Pressão de Oxigênio
PH – Potencial de Hidrogênio, indica a concentração iônica de H em determinado meio
PSD – Densidade espectral de potência
PSG – Polissonografia
REM – Movimentos Rápidos dos Olhos
RNA – Rede Neural Artificial
RNAD – Rede Neural Artificial Dinâmica
RNAD-BMV - Rede Neural Artificial Dinâmica Baseada em Mecanismos da Visão
RNADFS – Rede Neural Artificial Dinâmica com Filtro e controle de Sensibilidade
RNADI – Rede Neural Artificial Dinâmica Independente
RNAE – Rede Neural Artificial Estática
RNN – Rede Neural Natural
SC – Sistema de Controle
SEQT – Somatório do Erro Médio Quadrático
SNC – Sistema Nervoso Central
SS – Sistema Simbólico
TM – Tempo de Movimento
VSRN – Vetor de Saída da Rede Neural
Z⁻¹ – Elemento de atraso em uma malha

1. INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação do Tema

Os estudos sobre o ciclo vigília-sono desenvolveram-se a partir da década de 30, quando Loomis e colaboradores (LOOMIS, 1936) descreveram o sono como um processo unitário e passivo, distribuído em duas etapas, cada uma com características próprias (sono paradoxal e não paradoxal). Esse conceito do sono unitário perdurou até a década de 50, quando Aserinsky e Kleitman observaram a existência de um outro estado de sono caracterizado pela ativação cortical e surtos de movimentos oculares rápidos. Nos anos seguintes, novas pesquisas de Dement, Aserinsky e Kleitman (Chicago, USA) e Jouvett e Michel (Mounier, França) descreveram pela primeira vez a relação existente dos movimentos oculares rápidos (REM) com os estados de sono (apud. CHESSON, 1997). Em meados dos anos sessenta, Tassinari e Kuhlo (apud. CHESSON, 1997) realizaram observações sobre existência da correlação entre a obstrução das vias aéreas superiores e os distúrbios do sono, o que os levou a descobrirem a apnéia do sono. Após a descoberta do sono REM e das apnéias do sono, os registros polissonográficos se tornaram uma ferramenta importante e um padrão confiável para clínica médica, na investigação do sono e suas desordens (GUILLEMINAULT, 1992).

O sono atualmente é estudado como um fenômeno ativo, visto que não se observa uma redução generalizada da descarga dos neurônios cerebrais, mas um aumento de forma notável das frequências de descarga dos neurônios, chegando, inclusive, a níveis maiores do que os observados em vigília tranqüila (TYNER, 1989).

Com a abertura de um novo campo da fisiologia, o estudo do sono, e a possibilidade de registro de um número considerável de variáveis durante o

sono, o volume de pesquisas sobre o assunto cresceu significativamente. Através dos critérios de monitoração e estagiamento do sono é possível quantificar as insônias, apnéias e outros distúrbios que fragmentam o sono.

De acordo com o *National Commission on Sleep Disorder Research*, as desordens do sono afetam aproximadamente 40 milhões de pessoas nos Estados Unidos (CHESSON, 1997). O bom funcionamento do metabolismo do homem é relacionado com os mecanismos do sono (ALDRICH, 1997; BLOOD, 1997). Para o homem, não basta deitar e dormir a noite toda para acordar bem no dia seguinte. Hoje em dia, é consenso entre os médicos que a qualidade do sono (e não apenas o número de horas que o indivíduo dorme) é importante para um repouso adequado e para a reposição das energias gastas na rotina diária. Assim, passou-se a intensificar os estudos a respeito do sono e descobriu-se que muitos indivíduos dormiam durante toda a noite, porém, acordavam já "cansados" e continuavam com sono ao longo do dia. Dentre estes, muitos possuem uma doença denominada **síndrome da apnéia do sono**. Nesta síndrome, a dificuldade para respirar durante o sono (por causa de obstrução do nariz ou da garganta, ou por disfunções cerebrais) chega a fazer a pessoa parar de respirar por alguns segundos, reduzindo a oxigenação sangüínea. Isto ocasiona despertares rápidos durante a noite, muitas vezes não percebidos pela própria pessoa. Somando-se todos esses despertares, o tempo de sono "eficiente" torna-se muito pequeno, e isso explica porque o indivíduo acorda já cansado. Essa não é a única consequência da síndrome. A baixa oxigenação sangüínea durante a noite pode afetar o aparelho cardiovascular, levando à hipertensão arterial, arritmias cardíacas, impotência sexual, ou a alterações no funcionamento cerebral, prejudicando a concentração em determinadas atividades e a memória (BRADLEY, 1992; FINDLEY, 1992; SHEPARD, 1992; FLETCHER, 1996; STROHL, 1996; MORGAN, 1996; SAWCZENKO & FLEMING, 1996 e BONSIGNORE, 1997; YOUNG et al., 1997).

Seguindo os critérios de estagiamento, grande parte dos médicos e técnicos em polissonografia têm realizado o estagiamento do registro polissonográfico manualmente desde a década de 70. Essa tarefa, quando executada manualmente, é considerada tediosa, pois o registro de uma noite inteira de sono consome até 8 horas de anotações e cuidadosa observação. Por este motivo, muito esforço tem sido empreendido em projetar sistemas para auxiliar o estagiamento do sono, bem como a identificação das apnéias durante o sono.

Na tentativa de classificar o sono automaticamente nos diferentes estágios, segundo os critérios definidos por Rechtschaffen (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977), diversas técnicas tem sido adotadas desde a década de 70.

Entre as técnicas desenvolvidas e adotadas, podemos citar classificadores Baseados em Regras, em Análises Multidimensionais, em Análise Espectral, em Processamento de Sinal Digital, em FFT (Fast Fourier Transform) em Sistemas Híbridos, em Classificadores Bayesianos, em Redes Probabilísticas, em matrizes de densidades espectral de cor, em Redes Neurais Artificiais e outros.

Atualmente, o problema de classificação do sono tem sido resolvido, em parte, utilizando técnicas estatísticas, ou mesmo técnicas provenientes da inteligência artificial – IA. Segundo Sykacek (SYKACEK et al., 1998), entre as técnicas consideradas clássicas, a mais utilizada foi a técnica chamada de KNN (k nearest neighbour). Outras técnicas também são citadas pela literatura, como o caso da análise multidimensional sobre o EEG, aplicado por Burger (BURGER et al., 1977), ou ainda pré-processamento sobre o EEG, como meio de realizar o estagiamento, relatado por Green (GREEN, 1975).

Técnicas estatísticas e de análise espectral ainda tem sido exploradas para o estagiamento do sono, ou mesmo para o processamento de sinal. Podemos citar como exemplo o estudo realizado por Berthomer (BERTHOMER et al., 1997), cujo trabalho propõe a utilização de filtros para

analisar os canais de EEG. Os autores também apontam características que podem ser utilizadas como meio de detecção do estágio do sono. Contudo, Bentrup e Ray (Apud SYKACEK et al., 1998) relatam que essas técnicas, em geral, possuem um performance inferior às técnicas baseadas em IA.

Entre as técnicas baseadas em IA, pesquisadores tem utilizado o aprendizado indutivo para construir árvores de decisão e classificadores baseados em regras, como é o caso de aplicações relatados por Langley (LANGLEY & SIMON, 1997), e Kufrin (KUFRIN, 1998). Outro tipo de proposta apresentada, também baseada em conhecimento, é a utilização de sistemas especialistas para a realização do estagiamento, proposto por Ray (RAY et al., 1986). Os testes foram realizados em registros de 7 pacientes, e demonstraram índices de acerto em torno de 89%. Utilizando um Sistema Especialista para estagiar o sono de 6 pacientes, Principe (PRINCIPE, 1993) relata uma média de acerto em torno de 86 %. Outro exemplo da utilização de regras é o trabalho apresentado por Nielsen (NIELSEN et al., 1997) que, usando os sinais do EEG e do EOG, utilizou uma rede probabilística (Causal Probabilistic Network - CPN) para realizar o estagiamento automático do sono em 6 pacientes. Como comparação, Nielsen utilizou o estagiamento manual realizado por dois especialistas como referência. Os resultados obtidos por Nielsen tiveram uma concordância de 68% a 71%.

Redes Neurais Artificiais - RNAs também têm sido utilizadas para classificação do sono partindo de treinamentos realizados com exemplos selecionados. Neste contexto, o trabalho de Schaltenbrand (SCHALTENBRAND et al., 1995), mostrou resultados interessantes. Utilizando uma rede neural do tipo perceptron multicamada, Schaltenbrand conseguiu índices de acertos de 82%. Uma taxa de acerto bastante próxima (85%) foi obtida por Principe (PRINCIPE, 1993), em testes realizados em uma população de 6 pacientes. Um trabalho semelhante proposto por Kirby (KIRBY, 1999), também, tem apresentado bons resultados na identificação de padrões do sono através da aplicação de redes neurais artificiais.

Outro exemplo do uso de redes neurais artificiais e EEG é o trabalho de Shimada e Shiina (SHIMADA & SHIINA, 1997), do Instituto de Ciência de Informação e Eletrônica da Universidade de Tsukaba, no Japão. Shimada e Shiina utilizaram uma rede neural com aprendizado *backpropagation* para detectar características próprias das ondas de sono através do EEG (ondas alfa, corcundas e ondas longas). Conforme seus resultados, obtiveram taxas de acerto de até 90% para ondas alfa, e até 70% de acerto para as lentas (teta e delta). Também tem sido utilizados outros paradigmas de redes neurais, como o caso de redes neurais não supervisionadas. Exemplo deste método são os trabalho de Lossmann e Guimarães (LOSSMANN, 1996, GUIMARÃES, 2001), que utilizaram mapas auto-organizativos e um rede neural do tipo Kohonen, respectivamente, para classificar desordens na respiração e semi-estagiamento semi-automático do sono. Podemos dizer semi-estagiamento uma vez que o trabalho de Lossmann não dividiu os estágios conforme as definições recomendadas por Rechtschaffen e Kales (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977), mas segundo critérios próprios que reduz o número de estágios.

O número de trabalhos que procura combinar o uso de RNA com alguma outra técnica de IA (híbridos) também tem aumentado de forma significativa. É certo que as RNA atuam em conjunto com técnicas de processamento de sinal digital, uma vez que é requisito necessário para o tratamento do sinal proveniente do sistema de amostragem. Podemos citar, por exemplo, Baumgart (BAUMGART-SCHMITT et al., 1998), cujo trabalho utiliza algoritmos genéticos e algoritmos evolucionários para a otimização da rede neural. Os resultados alcançados por Baumgart (BAUMGART-SCHMITT et al., 1998) alcançam até 80% de concordância. Outra combinação publicada é a utilização de inferência Bayesiana em conjunto com uma RNA de 2 camadas, conforme proposta por Sylacek (SYKACEK et al., 1998), cujos resultados apresentam uma performance de 82% de acertos. Segundo

Sykacek, os bons trabalhos de estagiamento baseado em redes neurais tem apresentado performances que variam de 75% a 85 % de acerto.

Também encontra-se outros tipos de classificadores de sono, cujos objetivos são mais específicos e voltados mais para a detecção de características próprias, como o caso dos distúrbios do sono (EL-SOLH & MADOR, 1999). Podemos, ainda, citar o trabalho de Hadjiyannakis (HADJIYANNAKIS et al., 1997), cujo objetivo é detectar a transição do estado NREM para o estado REM do sono. Para isso, Hadjiyannakis tem utilizado a FFT sobre os sinais do EEG. Alguns destes classificadores também são baseados em redes neurais, como é o caso do trabalho de Pohl (POHL et al., 1995), cujo objetivo é reconhecer os complexos K durante o sono em sinais de EEG. Para tanto, Pohl utiliza uma rede neural fuzzy, que apresenta uma taxa de acerto em torno de 50%.

No mercado não existem muitos sistemas que realizam o estagiamento automático, ou mesmo semi-automático do sono. Entre os sistemas que realizam esse tipo de estagiamento, destacamos o "Nightingale Polygraphic Sleep Analyser", da empresa dinamarquesa "Judex Datasysteme", e o "Sleep Stage Scoring", da Universidade de Joensuu (Finlândia), cujo estagiamento é semi-automático.

O sistema "Nightingale" da Judex Datasystems (JUDEX, 1998), foi idealizado, inicialmente, dentro da Universidade de Aalborg (Dinamarca) pelo Departamento de Informática Médica, e somente depois foi realizada uma parceria comercial com a empresa Judex Datasystems para finalizar o produto. O "Nightingale" extrai a informação espectral do EEG usando modelos autoregressivos, e combinado os movimentos dos olhos, através do EOG, e a atividade muscular através do EMG, estes são passados por um classificador baseado em regras. Para aumentar a eficiência de classificação, especificamente sobre os distúrbios do sono, pesquisas que combinam parte do analisador já existente, com redes neurais artificiais e métodos probabilísticos (NILSSON et al., 1993).

O sistema "Sleep Stage Scoring" – SSS, do Departamento de Matemática da Universidade de Joensuu (Finlândia), está sendo realizado como parte do projeto EUROMED (LOSSMANN, 1997). O sistema SSS procura aplicar transformadas de wavelets e modelos de autoregressão, além de redes neurais (mapas de Kohonen) para o processamento do sinal digital de forma que atue sobre o estagiamento do sono. Pela característica semi-automática do SSS, o sistema realiza o estagiamento em 3 fases: seleção, treinamento e estagiamento. Na fase de seleção, o operador deve selecionar algumas épocas características de cada estágio que se deseja identificar do sinal de EEG. Na fase de treinamento, as épocas selecionadas são submetidas à rede neural de Kohonen para classificação. Na última fase, do estagiamento, o sistema, partindo da rede neural treinada com as épocas selecionadas, submete o restante das épocas para a respectiva classificação.

O sistema proposto possui a finalidade de identificar apnéias durante o sono, bem como, realizar a classificação das fases do sono. Ainda são raros os sistemas que possibilitam a identificação do tipo de apnéia do sono e que realizam a relação com as fases do sono, provavelmente, devido a emergência e especificidade do tema.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

O eletroencefalograma (EEG) tem sido objeto de grande diversidade de pesquisas ainda não esgotadas pelos cientistas das mais variadas áreas (KAMINSKI et al., 1995). Deste modo, o objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de uma ferramenta capaz de auxiliar na identificação de apnéias durante o sono, através da aplicação de técnicas computacionais modernas e processamento de sinais em um registro de polissonografia (registro normalmente composto por sinais de: eletroencefalograma (EEG), eletro-oculograma (EOG), eletromiograma (EMG), eletrocardiograma (ECG),

esforço respiratório, fluxo aéreo nasal e oral do nível de oxigênio). Esta ferramenta visa auxiliar a análise de registros polissonográficos para o médico especialista, bem como, diminuir o tempo para identificar padrões característicos da apnéia do sono.

1.2.2 Objetivos Específicos

O objetivo específico deste trabalho é o desenvolvimento de métodos e técnicas de análise para o processamento de sinais de EEG, bem como para os registros de ECG, EOG, EMG, respiração e fluxo respiratório, imprescindíveis na identificação e classificação das apnéias durante o sono.

Técnicas de processamento de sinais através da aplicação de algoritmos rápidos serão utilizadas nestes registros, devido ao fato destes possuírem uma longa duração (mais de 6 horas). Métodos baseados em Redes Neurais Artificiais, também serão utilizados, com a finalidade de auxiliar os especialistas na detecção e classificação de padrões em determinados tipos de apnéia, e de agilizar o processo de classificação dos distúrbios do sono, os quais demoram, normalmente, cerca de 4 horas para serem realizados por um médico especialista na área de polissonografia.

1.3 Justificativas

Inúmeras vantagens podem ser apontadas na utilização de um sistema computacional para identificar e classificar apnéias do sono. Dentre estas podem-se citar a diminuição do tempo de análise dos registros pela automação do processo de identificação de padrões pertencentes a um determinado tipo de apnéia, permitindo o aumento da confiabilidade e repetibilidade do processo.

O emprego de Redes Neurais Artificiais no processamento e análise de padrões apresenta-se como uma ferramenta poderosa no tratamento de sinais bioelétricos, já que as dificuldades para o ser humano e para as técnicas

convencionais são elevadas devido, principalmente, à quantidade, à qualidade e ao nível de abstração dos dados disponíveis.

Como justificativa específica, Figura a complexidade em construir sistemas para realizar a análise automatizada de processos. Este trabalho tem como intenção apresentar mais uma opção na análise automática de sinais bioelétricos, a qual vem de encontro com as linhas de pesquisa do Laboratório de Neurofisiologia I (LNFI I) e do Instituto de Engenharia Biomédica (IEB), ambos da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). No caso do LNFI, o tema central é o estudo da evolução dos sistemas de regulação do sono, para o qual torna-se necessário um conjunto de técnicas para a análise dos registros. No caso do IEB, uma das linhas de pesquisa é centrada na metodologia do processamento digital de sinais bioelétricos e suas possíveis aplicações na área médica.

2. Fundamentação Teórica

2.1 O Sono

Todos os seres vivos, desde o unicelular até o multicelular mais complexo, apresentam variações rítmicas no funcionamento de seus órgãos e sistemas. Geralmente, essas variações estão sincronizadas com um período de rotação da Terra (24h). Isto pode levar à conclusão apressada que essas flutuações rítmicas dos animais são dependentes da periodicidade do meio ambiente. Entretanto, trabalhos experimentais têm demonstrado, de modo inequívoco, que as variações desses ritmos biológicos prosseguem mesmo após a exclusão de todos os fatores do meio ambiente (SANVITO, 1991; FLEMONS & REMMERS, 1996). Não se conhece o mecanismo de controle que produz a sincronização dos ritmos, mas seguramente ele é endógeno e recebe a denominação de "relógio biológico", onde um dos principais componentes é o ciclo sono-vigília.

O ciclo sono-vigília não pode ser considerado um fenômeno passivo e monótono. Inúmeros estudos mostram que, durante o sono, ocorre uma sucessão de estágios que se alternam de acordo com o "relógio biológico" de cada indivíduo e podem ser caracterizados por mudanças na atividade elétrica cerebral (CABRERA et al., SMITH et al., 1996).

O sono é um estado fisiológico que obedece a um ritmo circadiano e que interrompe o estado de vigília. O sono e a vigília devem ser considerados estados alternantes do ciclo sono-vigília e, portanto, são funções que se complementam. Dentro do conceito tradicional, o sono foi considerado um fenômeno de fadiga que se segue a uma vigília prolongada; entretanto, estudos neurofisiológicos têm demonstrado a existência de atividade cerebral durante o sono, fato que leva a se concluir que o sono e a vigília constituem

dois padrões diferentes de atividade cerebral (AMERICAM SLEEP DISORDERS ASSOCIATION, 1997; CHESSON et al., 1997).

O sono pode ser dividido em dois tipos. O primeiro tipo é o de ondas lentas, caracterizado no EEG como fase de baixa frequência cerebral e de grande amplitude (LANQUART et al., 1996). É seguido de uma redução do tônus vascular periférico e de muitas outras funções vegetativas do corpo. Além disso, há uma diminuição de 10% a 30% da pressão sanguínea, da frequência respiratória e da intensidade do metabolismo de base (GOLDSTEIN, 1992; GUYTON & HALL, 1997).

O segundo tipo é o sono paradoxal, ou sono dessincronizado, que está relacionado às atividades cerebrais que oscilam em alta frequência e baixa amplitude, típicas da vigília, como constatado pelo EEG. Esta fase do sono é denominada de sono paradoxal devido ao contraste existente entre a acentuada atividade do cérebro e ao fato da pessoa estar dormindo. Uma diferença importante entre o sono paradoxal e a vigília é a atonia muscular generalizada dos músculos esqueléticos, que ocorre no sono paradoxal, exceção para musculatura respiratória, ouvido médio e dos movimentos dos olhos. Mesmo com a atonia muscular, podem ocorrer movimentos rápidos dos olhos (REM). Esta característica é de grande importância para identificar este tipo de sono; em decorrência disto, muitas vezes, o sono paradoxal é chamado de estágio REM do sono, mesmo quando os movimentos rápidos dos olhos não ocorrem (KELLY, 1991). Neste trabalho, o sono paradoxal será considerado como estágio REM, isto é, sono dessincronizado, com o aparecimento, ou não, de movimentos rápidos dos olhos.

2.2 Apnéias durante o sono

No tronco encefálico, uma região chamada "centro respiratório" foi localizada em 1824 na parte inferior do bulbo por C.J.J. Legallois. Apesar das investigações, que se seguirão os mecanismos que controlam a respiração ainda não foram satisfatoriamente compreendidos. Sabe-se, no entanto, que o

"centro respiratório" processa informações químicas (em resposta às modificações de PaCO₂, PaO₂ e pH); mecânicas (da parede torácica e dos pulmões) e comportamentais (Centros corticais superiores) (KAPSIMALIS & KRYGER, 2002a). É oportuno recordar que o sistema respiratório participa de muitas funções não respiratórias (canto, riso, grito e fala), que são comandadas pelos centros cerebrais superiores. É por isso que as vias envolvidas nessas atividades podem alterar o funcionamento do centro respiratório do bulbo e a função metabólica homeostática do sistema e controle respiratório; quando se dorme e sonha, as mudanças de informação provenientes dos centros corticais superiores podem ser muito dramáticas (KAPSIMALIS & KRYGER, 2002b).

Termo "apnéia" provém do latim e significa ausência de entrada ou saída de ar. A apnéia obstrutiva do sono é caracterizada por episódios repetitivos de obstrução da via aérea superior que ocorrem durante o sono por pelo menos 10 segundos, geralmente acompanhados da redução da saturação de oxi-hemoglobina no sangue. A obstrução das vias aéreas pode ser total (apnéia) ou parcial (hipopnéia). A apnéia central é definida, por convenção, como sendo um período superior a 10 segundos sem fluxo de ar, durante o qual não existe esforço respiratório evidente pelos músculos torácicos. Esta condição difere da apnéia obstrutiva, pela ausência de obstruções nas vias aéreas superiores e pela existência, nesta, de esforço respiratório. A grande maioria dos pacientes que possui apnéia central também possui alguns eventos obstrutivos (GUILLEMINAULT et al., FLEETHAM, 1992; BERRY & GLEESON, 1997). Já a hipopnéia é definida como a diminuição da ventilação até 50%, de igual duração a anterior. Ambas são acompanhadas de dessaturação de oxigênio e culminam com um microdespertar encefalográfico que definimos como despertar breve.

As apnéias do sono podem ser classificadas em:

- centrais: ausência total do fluxo aéreo-buco-nasal e de esforço ventilatório, por inibição do centro respiratório;

- obstrutivas: parada do fluxo aéreo-buco-nasal com persistência de esforço ventilatório diafragmático. Manifesta a existência de um componente obstrutivo das vias aéreas superiores;
- mistas: apnéia que começa com o componente central e logo se torna obstrutiva.

Portanto, a parada respiratória durante o sono pode se dar devido à obstrução das vias aéreas superiores (apnéia obstrutiva), ao dano do esforço respiratório (apnéia central) ou à combinação dos dois fatores (apnéia mista). A Figura 2.1 apresenta o fluxo e o esforço respiratório referente aos dois tipos de apnéias, central e obstrutiva.

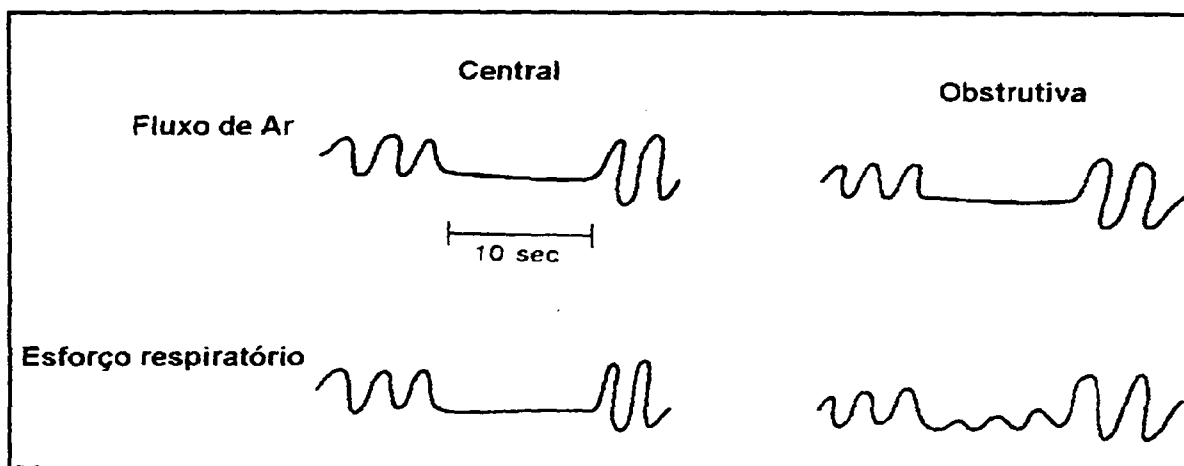


Figura 2.1 - Relação entre o fluxo de ar e o esforço respiratório. A esquerda, pode-se observar o fluxo e o esforço respiratório referente a apnéia central e à direita, apnéia obstrutiva

Os músculos das vias aéreas superiores, ou que auxiliam no processo respiratório (como o genioglosso e outros), provavelmente agem em conjunto para dilatar a faringe na respiração. O decréscimo ou perda da atividade muscular nestes músculos e/ou no diafragma, aumento de peso, alteração da estrutura óssea, podem ser uma causa das apnéias (BRADLEY, KRYGER, 1992; FLEMONS & REMMERS, 1996).

A diminuição do tônus muscular do músculo dilatador da faringe pode produzir a obstrução das vias aéreas superiores e conduzir a obstrução do

fluxo respiratório quando a atividade do diafragma é fraca (apnéia mista). Por outro lado, se uma perda da atividade muscular não caracteriza uma obstrução da faringe, verifica-se a ocorrência de uma apnéia central.

É importante determinar como ocorre a apnéia central em indivíduos normais que possuem algum tipo de disfunção respiratória durante o sono. Desordens respiratórias durante o sono (apnéias e hipopnéias, ambas centrais ou obstrutivas) são comuns em indivíduos normais, e possuem maior incidência em homens com idade elevada (acima de 40 anos) e mulheres após a menopausa, sugerindo que ocorrem especialmente em indivíduos com maior idade. Porém, a causa deste evento (central ou obstrutiva) ainda continua obscura (GUILLEMINAULT et al., 1992; KRYGER et al., 1994; OHAYON et al., 1997).

A representação clínica de pacientes com apnéia central do sono pode diferir da representação dos pacientes com apnéia obstrutiva, embora exista uma considerável sobreposição entre as características dos dois grupos (KRYGER et al., 1994, apud GUILLEMINAULT et al., 1992; WU & SLATER, 1993; ROEHRS et al., 1985). Com base nos estudos referidos anteriormente, a Tabela 2.1 descreve as características sintomáticas dos indivíduos com apnéia central e apnéia obstrutiva. Já na Tabela 2.2 é apresentado um conjunto de queixas que os pacientes realizam para serem relacionados com os sintomas da apnéia do sono.

As seqüelas causadas pelos problemas de parada respiratória durante o sono são, geralmente, de origem cardiovascular ocorrendo, ainda, problemas pulmonares, hipertensão arterial sistêmica, sono de má qualidade e dessaturação de oxigênio arterial (LÉVY et al., 1992; YOUNG et al., GRUSTEIN, 1996). As conseqüências hemodinâmicas das apnéias centrais são visíveis e podem ocasionar arritmias cardíacas (EDMONDS, 1992). Evidências indicam que essas arritmias são similares às que ocorrem em pacientes com apnéia obstrutiva (HUDGEL, 1992; WHITE, 1983).

Tabela 2.1 - Características de indivíduos com apnéia central e obstrutiva (AMERICAN SLEEP DISORDERS, 1997)

Características dos pacientes	
Apnéia Central	Apnéia Obstrutiva
Peso normal	Normalmente obesos
Insônia; hipersonolência	Sonolência diária
Despertar durante o sono	Ronco alto
Sono suave e intermitente	Deterioração intelectual
Mínima disfunção sexual	Disfunção sexual
Depressão	Enxaqueca matutina

A arritmia cardíaca mais comum que acompanha as apnéias do sono é a arritmia do sinus, com a ocorrência de bradicardia no final da parada respiratória. Bradicardias de elevada duração (com uma taxa menor do que 20 batimentos cardíacos por minuto) podem ocorrer durante estas apnéias. A Figura 2.2 exemplifica um tipo de arritmia cardíaca acompanhada com uma parada respiratória.

Tabela 2.2 - Principais queixas mencionadas pelos pacientes com apnéias do sono (modificado de AMERICAN SLEEP DISORDERS, 1997)

Queixas referidas pelos pacientes
Acorda cansado
Sonolência no trabalho, dirigindo, vendo TV
Não tem paciência com as crianças
Perturba todos na casa enquanto dorme
Não pode dormir em viagens
Não pode frequentar igrejas ou cinemas
Virou a "piada" dos netos
Namorada (o) não quer casar
Cônjuge dorme em quarto separado

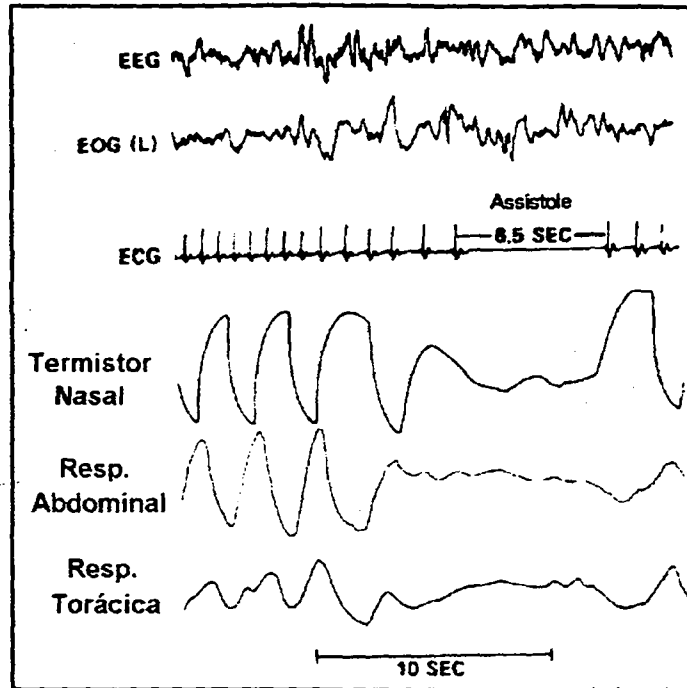


Figura 2.2 - Vinte segundos de registros polissonográficos durante o sono. Os dez segundos de apnéia central são caracterizado pela ausência de esforço abdominal, ou respiratório, e fluxo nasal. Ocorre assístole por 6,5 segundos durante a parada respiratória (modificado de KRYGER, 1992)

2.2.1 Respiração durante o sono

Durante o sono, a respiração pode sofrer diversas alterações de ordem patológicas ou não. O importante na classificação das apnéias do sono é a correlação existente com as fases do sono, principalmente a relação com o sono paradoxal.

2.2.1.1 Sono NREM

No início do sono NREM pode se observar irregularidade respiratória, consistindo-se de oscilações de amplitude de ventilação denominada "respiração periódica".

As oscilações podem ser de amplitude variável, resultando em hiper ou hipo ventilação, ocorrendo em apnéias centrais ou obstrutivas (pausas respiratórias com a duração mínima de 10 segundos no adulto). Em geral a frequência respiratória não se modifica muito. O EGG mostra que a

diminuição na amplitude da respiração coincide com o adormecer. A respiração periódica do início do sono pode durar tanto como a alternância entre a vigília e os estágios 1 e 2; desaparece quando se estabelece o estágio 2 ou se alcança o sono estável ou profundo. No sono produz-se uma hipoventilação (controle respiratório é químico e há mudança na sensibilidade quimio-receptora para CO₂), por esse motivo alcançando um nível mais alto de PCO₂, o qual permite que o indivíduo se mantenha dormindo. Quanto à resistência das vias aéreas superiores (VAS), tem-se demonstrado que aumenta mais que o dobro no sono NREM, enquanto que as propriedades elásticas do pulmão não estão alteradas. Talvez o aumento da resistência das VAS contribua para a diminuição da ventilação durante o sono. Por outro lado, a atividade EMG dos músculos intercostais e do diafragma é mais baixa durante o sono NREM do que durante a vigília (FLEETHAM, 1992).

2.2.1.2 Sono REM

Durante o sono REM, a respiração irregular é habitual nos adultos e nem a hipercapnia pode regularizar esse padrão. Por outro lado, tanto as funções motoras como as sensoriais estão reduzidas. Esta combinação, provavelmente, contribui para a deterioração acentuada das respostas ventilatórias durante o sono REM. A irregularidade de respiração durante o sono REM consiste de bruscas modificações de amplitude e frequência, por vezes interrompida por apnéias centrais que, normalmente, duram de 10 a 30s. Isto encontra-se associado a salvas de movimentos oculares rápidos. Tem-se sugerido que o padrão respiratório durante o sono REM não depende de processos de regulação química e sim, de ativação do sistema de controle do comportamento respiratório, próprio do processo do sono REM. A participação da caixa torácica está diminuída durante o sono REM, entretanto, a atividade diafragmática está aumentada.. Vale ressaltar que as

investigações e trabalhos clínicos e experimentais realizados até hoje não são suficientes para esclarecer por que ocorrem as mudanças observadas na respiração durante o sono (GUILLEMINAULT et al., 1978; HUDGEL, 1992).

2.3 Características dos registros polissonográficos da apnéia do sono

A polissonografia (PSG) é o registro simultâneo de múltiplos sinais bioelétricos durante o sono. Normalmente, estudos clínicos utilizam montagens de PSG que incluem eletroencefalograma, eletro-oculograma (EOG), eletromiograma de mento (EMG), eletrocardiograma, entre outros. A informação necessária para identificação dos parâmetros do sono é adquirida através da análise combinada e simultânea destes registros da PSG (ARDIGO, 1994; RODRIGUES, 1997; SILVA, 1998a; BROUGHTON, 1995).

Os registros de PSG relacionados com o estudo da apnéia do sono, utilizados para todos os pacientes neste trabalho, são os seguintes:

- quatro registros de EEG, dois deles tomados na região occipital (O1 e O2) e outros dois na região central (C3 e C4);

- três registros de EMG, tomados no músculo do mento, tibial anterior direito e esquerdo;

- dois registros de EOG, tomados à direita e esquerda da face, próximo aos olhos;

- um registro de ECG;

- um registro de oximetria, através de um transdutor infravermelho colocado no dedo da mão;

- um registro de movimento torácico, obtido através de uma cinta colocada na cintura do paciente;

- um registro de fluxo respiratório, através de termistores situados próximos às narinas;

- um registro de sons e movimentos ou posição de dormir do paciente.

Os três primeiros tipos de sinais (EEG, ECG e EOG) são essenciais, como será visto mais adiante, na identificação das fases do sono (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977). Os demais sinais são necessários para diagnosticar e classificar o tipo de apnéia do sono (BROUGHTON, 1995). Todos os registros citados serão rapidamente descritos no decorrer desta seção, enfatizando as características principais relacionadas à identificação das apnéias durante o sono.

2.3.1 O Eletroencefalograma

A ativação do córtex cerebral na percepção ou controle de movimentos, por exemplo, depende da operação neuronal em conjunto, e não da simples ativação de um único neurônio. O comportamento neuronal em conjunto pode ser estimado pela observação das respostas individuais das células com microeletrodos. Essa técnica consome muito tempo na preparação do indivíduo e, eticamente, somente pode ser utilizada em experimentos com animais. Uma técnica mais apropriada é a que utiliza macroeletrodos (similar à anterior, a qual é utilizada para mapear respostas no córtex cerebral) para gravar o somatório das atividades de um grande grupo de neurônios. Registros de respostas elétricas dos neurônios em conjunto podem ser obtidos em humanos quando a superfície do córtex cerebral está exposta durante uma cirurgia (eletrocorticograma-ECOG), ou não-invasivamente, com os eletrodos na superfície do escalpo (eletroencefalograma-EEG).

Um registro de EEG é caracterizado pelas flutuações da atividade elétrica de grandes conjuntos de neurônios no cérebro. Especificamente, é a medida do fluxo de corrente extracelular associado com a soma das atividades individuais de muitos neurônios (KELLY, 1991).

Posicionando eletrodos no escalpo e amplificando a atividade elétrica que eles captam, torna-se possível o registro desse tipo de sinal. A variação dos níveis elétricos captados nessa superfície são chamados de ondas

4cerebrais (KELLY, 1991). Estas atividades elétricas são o resultado da atividade coletiva de muitas células em uma pequena área do córtex cerebral. Quando os potenciais em muitos neurônios são modificados sincronicamente (ao mesmo tempo ou em seqüência ordenada), eles criam ritmos de vários tipos (PRADIAN et al., 1996). O sincronismo e os ritmos resultantes dos neurônios corticais podem ser influenciados por mudanças locais e células nervosas de outras partes do cérebro (TYNER et al., 1989).

Esses sinais do EEG são de baixa amplitude (ordem de alguns microvolts (μV)), e a sua freqüência, em humanos, ocupa uma banda em freqüência de 0 a 100Hz, com uma concentração de energia do sinal entre 0,5 a 60Hz. Na Figura 1.3 são apresentados diferentes tipos de atividades elétricas registradas no EEG. No primeiro bloco, Figura 2.2-A, durante o intervalo de um segundo houve variação na amplitude do sinal, indicando uma freqüência em torno de 10 Hz; a esta onda denomina-se ritmo *Alfa*. O ritmo *Alfa* é comum em indivíduos acordados e possui uma freqüência característica na faixa de 8 a 13Hz, variando de indivíduo para indivíduo (TYNER et al., 1989) (ver Figura 2.3 letra A).

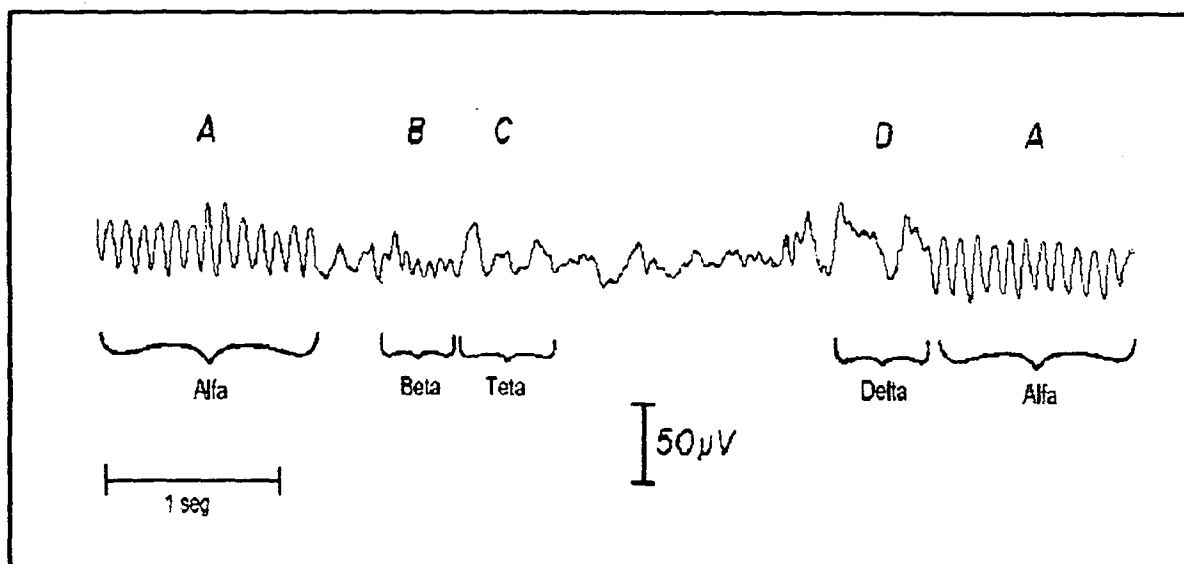


Figura 2.3 - Tipos comuns de atividades eletrográficas em humanos. Em A ondas do tipo alfa, em B ondas do tipo beta, em C ondas do tipo teta e em D ondas do tipo delta(adaptado de Tyner et al., 1989)

Ondas de baixa amplitude de tensão (em torno de microvolts), que possuem o conteúdo de frequência entre 13 e 22Hz, chamam-se ondas *Beta* (ver Figura 2.3 letra B). Este ritmo é comum em pacientes adultos normais, durante o estado de vigília e é predominante na região pré-central do cérebro. O ritmo *Beta* pode dividir-se em *Beta I* e *Beta II*, ocupando a faixa de 13 a 17Hz e 18 a 22Hz, respectivamente.

Embora as ondas Alfa e Beta tenham sido as primeiras a serem identificadas, outros tipos de atividades foram posteriormente descritas, sendo o caso dos ritmos na faixa de frequência de 4 a 8Hz, chamados de ondas *Teta*, Figura 2.3 - C. As ondas *Teta* são freqüentemente encontradas em crianças, nas regiões central e temporal, e são atividades típicas dos estados iniciais do sono (KLIMESCH et al., 1996).

Em um adulto normal em vigília, atividades abaixo de 4Hz são relativamente raras. Ondas nesta faixa podem ser vistas na Figura 2.3 letra D. Essas ondas, em particular, são de aproximadamente 0,33 segundos de duração, equivalente a uma frequência de aproximadamente 3 Hz. As frequências menores que 4Hz, no EEG, podem ser consideradas, em geral como ritmo *Delta*.

As atividades cerebrais registradas no EEG, que apresentam frequências maiores que 22Hz, normalmente entre 23 e 30Hz, são chamadas de ondas *Gama*. Normalmente, essas ondas são relacionadas com a percepção visual (EROGLU et al., 1996a e EROGLU et al., 1996b). A Tabela 2.3 resume as frequências características de cada onda do EEG.

Tabela 2.3 - Ritmos cerebrais e suas respectivas frequências

Tipo de onda	Frequência
Delta	0.5 a 4Hz
Teta	4 a 8 Hz
Alfa	8 a 13 Hz
Beta	13 a 22 Hz
Gama	23 a 30 Hz

Em adultos normais, sem problemas cerebrais, as mudanças na atividade registradas no EEG ocorrem regularmente durante mudanças de níveis de consciência, podem ser mais proeminentes em algumas áreas do cérebro do que em outras e podem ser relacionadas a diferentes estados de reatividade. Por exemplo: como dito anteriormente, o adulto saudável, relaxado e acordado, com os olhos fechados, normalmente apresenta um ritmo *Alfa*. Caso o indivíduo seja instruído a abrir os seus olhos, a atividade *Alfa* deve apresentar um decréscimo de voltagem (atenuação) e mudança de frequência predominante, como consequência de estímulo visual (WEBSTER, 1902; GUYTON & HALL, 1997). A Figura 2.4 ilustra esse tipo de estimulação visual.

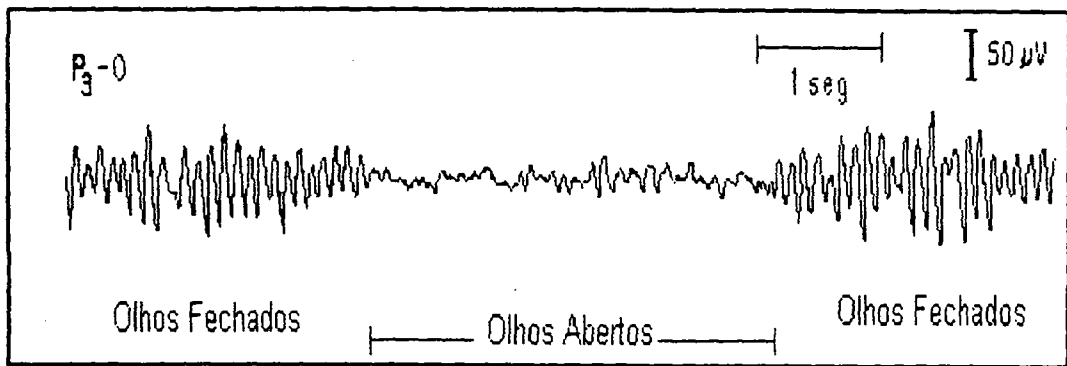


Figura 2.4 - Efeito do abrir e fechar de olhos no registro de EEG (adaptado de Webster, 1992)

Em geral, existe uma relação entre o grau de atividade cerebral e a média das frequências do ritmo do registro no EEG: a frequência aumenta progressivamente, com o aumento do grau de atividade do cérebro. As ondas *Delta* são freqüentemente encontradas em redução ou paralisias das reações intelectuais sensitivas ou motoras, como por exemplo: anestesia cirúrgica e sono. A Figura 2.5 ilustra a variação do registro de EEG à medida que o indivíduo começa a “aprofundar-se” no sono.

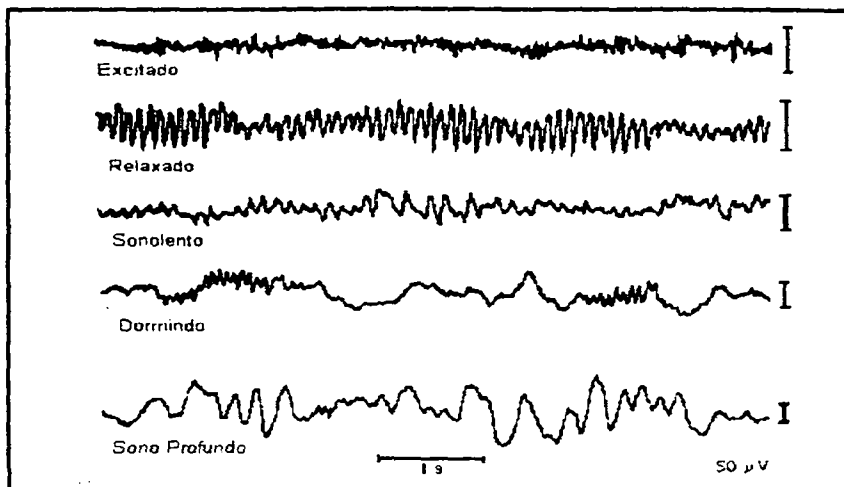


Figura 2.5 - Estados do paciente e seus respectivos sinais eletroencefalográficos. Apartir da parte superior da figura até a inferior pode-se observar o registro de EEG para o mesmo paciente quando este está: Excitado, relaxado, sonolento, dormindo e em sono profundo (adaptado de Webster, 1992)

Para a visualização dos estágios do sono de forma adequada, normalmente costuma-se monitorar as derivações C3/A1 (Central 3/referência), C4/A1 (Central 4/referência), O1/A2 (Occipital 1/referência), O2/A1 (Occipital 2/referência), adotando como referência A1 o lobo esquerdo da orelha do paciente e A2 o lobo direito (Figura 2.6) (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977).

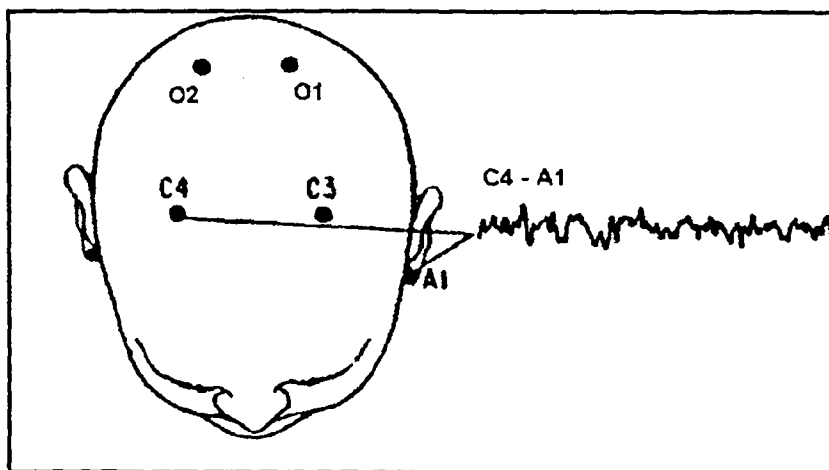


Figura 2.6 - Colocação dos eletrodos C3, C4, O1, O2 e A1 para gravação do EEG durante os estágios do sono (adaptado de Rechtschaffen & Kales, 1977)

2.3.2 O Eletromiograma

A eletromiografia é o estudo da atividade elétrica, normal ou anormal, dos músculos. Existem três tipos de músculos: esqueléticos (usados para o movimento e controle da postura, bíceps, tríceps, peitorais, etc.); cardíacos (músculos que bombeiam sangue através do coração e dos vasos) e lisos (músculos que cobrem vasos, bexiga, intestino e estômago). A Figura 2.7 mostra a organização interna dos músculos esqueléticos (GUYTON & HALL, 1997).

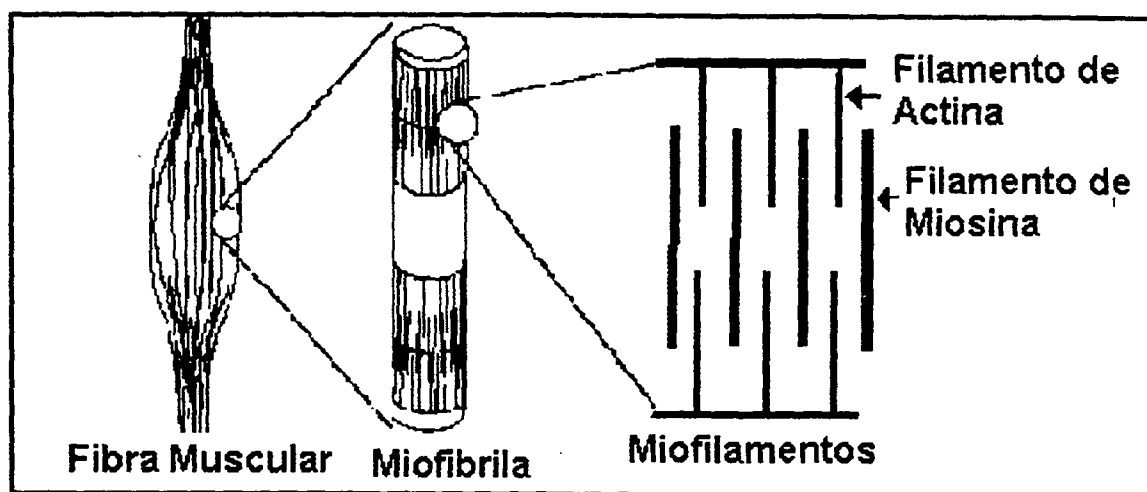


Figura 2.7 - Organização do músculo esquelético. Da esquerda para a direita, a partir de sucessivas ampliações da fibra muscular, pode-se visualizar uma representação da miofibrila e miofilamento (filamentos de miosina e actina) (adaptado de NORMANN, 1988)

Os músculos esqueléticos são compostos de uma grande quantidade de fibras, cada uma com cerca de 50 μm de diâmetro. Cada fibra muscular é composta por muitas fibrilas, com cerca de 150 Å de diâmetro, as quais são compostas por proteínas contráteis, a miosina e a actina. Essas proteínas são extremamente bem organizadas e são capazes de se deformarem quando ocorre um aumento do nível de cálcio na fibra muscular. Com a modificação de sua forma, elas se sobrepõem uma sobre a outra fazendo com que a fibra muscular se encurte e produza uma determinada força.

O aumento do nível de cálcio, que causa a contração, é ativado por um potencial elétrico que se propaga ao longo da membrana celular do músculo,

causando a liberação de íons de cálcio no interior da fibra muscular. O potencial de ação muscular é, por sua vez, ativado por um potencial de ação nervoso que se propaga sobre o nervo motor e inervações do músculo, até uma parte especializada do músculo, chamada de placa motora. Quando um potencial chega até a placa motora, o nervo motor, que pode enervar uma ou mais fibras musculares, libera um neurotransmissor chamado de acetilcolina que se difunde nas fibras musculares, dando início a um potencial de ação muscular que produz a contração do músculo. Resumindo, podemos dizer que a contração muscular é resultante de um potencial de ação muscular, o qual é produzido por um potencial de ação nervoso (NORMANN, 1988; SCHAUF et al., 1995).

O registro eletromiográfico é a captação e representação gráfica destes potenciais musculares. Porém, para a captação desses tipos de sinais é necessário um amplificador de sinais bioelétricos flexível (ROCHA, 1998), pois as amplitudes e frequências são muito variadas devido ao tamanho físico do músculo e de sua atividade funcional. A faixa de amplitude dos sinais eletromiográficos está situada na faixa de 20 μ V a 10 mV e a frequência na faixa de 5 Hz a 10 kHz, porém a banda de frequência de maior interesse raramente alcança 1 kHz.

O registro da atividade eletromiográfica é muito utilizado nos registros de PSG, pois representa uma das variáveis mais importantes na classificação das etapas do sono.

Uma das principais características do sono REM é a atonia dos músculos estriados esqueléticos, isto é, uma diminuição muito grande do tônus muscular, quando comparado com os outros estados do sono (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977; KELLY, 1991).

Os registros de EMG utilizados neste trabalho, com a finalidade de verificar o tônus muscular, são realizados sobre o músculo do mento. São utilizados eletrodos na parte central do mento (Figura 2.8). Estes sinais proporcionam algumas informações que são necessárias para a classificação

das fases do sono. Porém, existem outros sinais de EMG que podem auxiliar no processo de identificação das fases do sono, entre eles: o EMG tibial para medição do tônus muscular axial; EMG dos gastrocnêmios (Gêmeos) para verificar movimentos periódicos, das pernas durante o sono; EMG do músculo intercostal para medir o esforço respiratório, não utilizados no presente estudo.

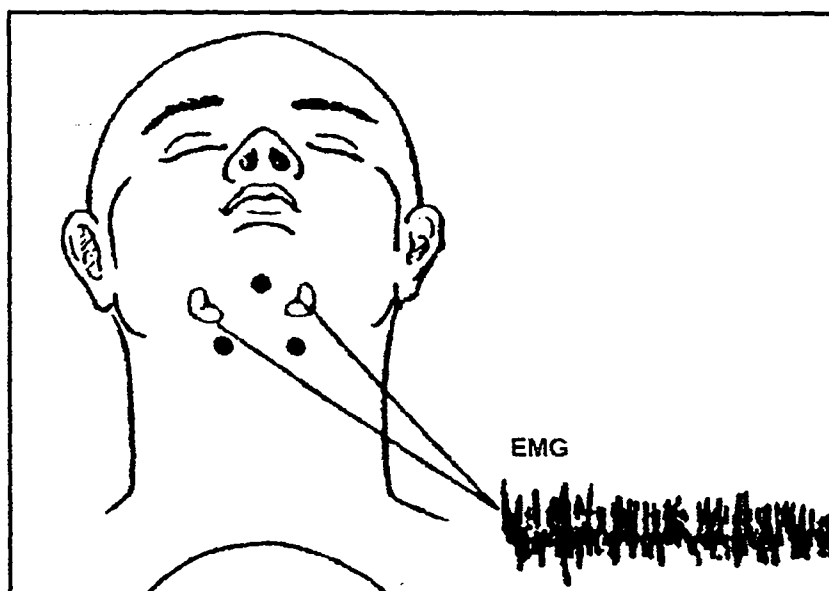


Figura 2.8 - Colocação dos eletrodos para gravação do EMG do mento durante os estágios do sono (adaptado de Rechtschaffen & Kales, 1977)

2.3.3 O Eletro-oculograma

O eletro-oculograma é o registro do potencial elétrico associado com os movimentos de três pares de músculos (retos medial e lateral, retos superior e inferior e oblíquos superior e inferior). A diferença de potencial entre a córnea e a retina do globo ocular criada ao redor da órbita ocular, pelos movimentos musculares, é denominada de potencial eletrooculográfico. Estes potenciais são complementares, um em cada órbita ocular, formando um dipólo elétrico cujo nível do potencial está situado entre $10 \mu\text{V}$ e 4mV , e sua faixa de frequências entre 0,1 e 100 Hz. Este tipo de registro é muito importante para a determinação de potenciais evocados relativos a estímulos externos e para a identificação de uma determinada fase do sono através da

ocorrência (sono REM), ou não, de eventos do EOG (TYNER et al., 1989; SILVA, 1998a).

No estudo aqui realizado, torna-se de suma importância o registro de EOG devido a uma característica muito importante associada com o estágio REM do sono: o movimento rápido dos olhos, o qual pode ser facilmente captado pelos registros de EOG. A Figura 2.9 apresenta o pontos de colocação de eletrodos na captação dos sinais dos movimentos oculares horizontais.

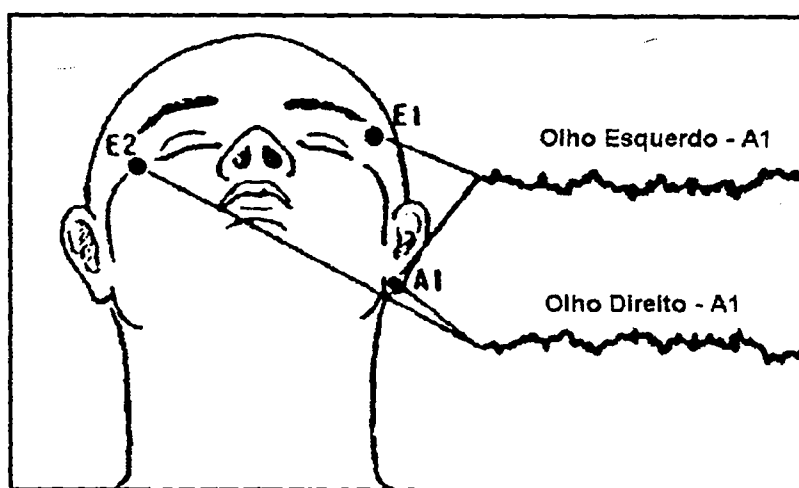


Figura 2.9 - Colocação dos eletrodos para gravação do EOG durante os estágios do sono (adaptado de Rechtschaffen & Kales, 1977)

2.3.4 O Eletrocardiograma

O ECG é o registro da atividade elétrica do coração relacionada à ação do músculo cardíaco. A atividade mecânica da função cardíaca está intimamente relacionada à atividade elétrica, tornando o eletrocardiograma uma ferramenta importante para monitorar o funcionamento do coração. A faixa de concentração do ECG varia de 50 μ V a 5 mV e de 0,1 a 100 Hz, para amplitude e frequência, respectivamente.

A importância do ECG, no presente estudo, deve-se ao fato de que as apnéias durante o sono podem comprometer com o funcionamento do coração. Alguns tipos de apnéia podem levar a mudança do ritmo cardíaco e até mesmo a ocasionar arritmias que podem levar à morte (EDMONDS, 1992;

YOUNG, MORGAN, 1996, BRADLEY, 1992, SOARES et al., 1998). Os eletrodos para captação do registro de ECG, podem ser posicionados em qualquer derivação, sendo as mais utilizadas as derivações centrais (GUYTON, 1997).

2.3.5 Oximetria, Movimento Torácico e Fluxo Respiratório

O nível de oxigênio do sangue (Oximetria) é um parâmetro importante para a análise da severidade, ou não, das apnéias durante o sono. Uma apnéia muito prolongada modifica o nível de oxigênio da corrente circulatória, podendo desencadear hipertensão, problemas de ordem cerebral e cardíaca, e ocasionar modificações no metabolismo do corpo (STROHL, SMITH et al., MORGAN, 1996; CHERVIN et al., 1997).

O fluxo respiratório e o movimento torácico estão intimamente relacionados com o tipo de apnéia, que será obstrutiva, se houver esforço físico para a realização da respiração, e central, se não houver esforço físico. O termo hipopnéia pode ser aplicado em casos onde existe um pequeno esforço físico para realizar a respiração, fluxo respiratório diminuído de 50% ou mais e diminuição do nível de oxigenação (HARDING, 2001).

2.3.6 Sons e movimentos do paciente

Os registros de sons são importantes para verificar se o paciente possui algum tipo de ronco relacionado com o problema da apnéia do sono. Muitas vezes as vias aéreas superiores são responsáveis pelo ronco do paciente e, possivelmente, podem ser a causa de algum tipo de apnéia do sono (HUDGEL, FLEETHAM, 1992).

Existem variações significativas nas amplitudes dos registros, principalmente os registros de movimentos torácicos e de fluxo respiratório. Estas mudanças de amplitude, à nível do sinal, devem ser levadas em consideração, pois os parâmetros para a classificação do tipo de apnéia do sono são baseados na variação da amplitude destes registros em um

determinado espaço de tempo (STRADLING & DAVIES, 1996; LAMMERS et al., 1997, ELBAZ et al., 2002). Já o monitoramento de movimentos do paciente quando está dormindo (actimetria) é importante para verificar as mudanças de amplitudes nos registros bioelétricos, ocasionadas pela posição em que o paciente está deitado, se de barriga para cima ou para baixo, ou se está deitado de lado.

3. Classificação dos Estágios do Sono

As diversas atividades bioelétricas representadas nos registros polissonográficos são analisadas através dos critérios para a classificação do sono estabelecidos por Rechtschaffen e Kales (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977). A análise do sono é baseada em um conjunto de sinais bioelétricos, dentre os quais se encontram: o eletroencefalograma (EEG), o eletromiograma (EMG) e o eletro-oculograma (EOG).

A classificação dos estágios do sono é baseada na divisão do registro de EEG em épocas. Estas épocas, ou intervalos do registro de EEG, são normalmente divididas de acordo a velocidade do registro (tamanho da página) analisada. Normalmente, a duração de uma época é de 20 ou 30 segundos e pode ser subdivida em períodos de 5 ou 10 segundos para facilitar a visualização e a classificação (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977, RECHTSCHAFFEN et al., 1999). O tempo de cada época pode ser adotado conforme o especialista que realiza a classificação do registro polissonográfico, sendo que no caso deste trabalho será adotada um época de 30 segundos dividida em 3, como será descrito mais adiante.

O critério de classificação baseado em épocas não é realizado somente com a análise de cada época isoladamente e sim, em conjunto, como será visto no decorrer desta seção. O score de uma época, ou nível de similaridade, associado a determinada época, depende principalmente das características dos sinais polissonográficos do período e, em parte, das épocas anteriores e posteriores ao registro. A principal característica dos sistemas baseados em épocas é a divisão do registro polissonográfico em segmentos consecutivos de igual tamanho e apenas um score associado a cada época. Por exemplo, se uma época de 30 segundos é utilizada na análise de um registro, somente um score pode ser associado a este período. Porém, na análise em conjunto, duas ou mais épocas podem ser combinadas para identificar uma terceira.

O sistema aqui proposto possui exatamente este perfil, o de analisar não somente a época atual e sim, o conjunto de épocas anteriores para gerar um resultado final da classificação dos estados do sono. Este comportamento é uma inovação na análise e classificação das fases do sono porque o sistema procura identificar ou imitar o comportamento do especialista durante a análise do registro polissonográfico. Portanto, o sistema não pode começar a análise no meio de um registro polissonográfico (somente no início) devido a falta de informações das épocas anteriores, o que pode gerar um resultado negativo da classificação pelo sistema.

A seguir serão relacionados todos os estágios do sono, bem como, as suas principais características. Através das características do traçado o sistema proposto deverá identificar e classificar cada tipo de estágio do sono.

3.1 O estágio W do sono

O estágio W corresponde ao estado de vigília, o qual é caracterizado pela atividade *alfa* e/ou baixos níveis de amplitude em conjunto com frequências mistas no EEG.

Certos indivíduos podem apresentar um ritmo contínuo de atividade *alfa*; outros apresentam pequenos intervalos ou até mesmo a ausência de atividade *alfa* no decorrer de um registro durante a vigília (PARDEY et al., 1996). Este estágio é usualmente acompanhado de um tônus muscular relativamente alto, o qual é verificado através dos registros de EMG, e por movimentos dos olhos e pálpebras (piscadas) no registro de EOG. A Figura 3.1 apresenta um registro de EEG, EMG e EOG durante a vigília.

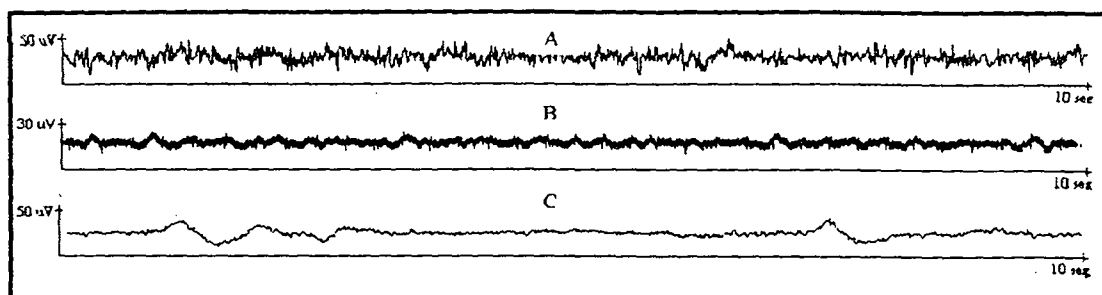


Figura 3.1 - Registro de EEG em A, registro de EMG em B e registro de EOG em C, durante o estágio de vigília

3.2 O Tempo de Movimento

Embora, o “tempo de movimento” não seja um estágio do sono propriamente dito, este é importante pois relaciona ocasiões onde não se pode classificar a fase do sono. O escore relacionado a Tempo de Movimento (TM) é associado a épocas de registros onde os traçados do EEG ou EOG foram obscurecidos, em mais da metade da época, pela tensão muscular e/ou artefatos associados aos movimentos do paciente. O escore TM não deve ser confundido com movimentos discretos de curta duração do corpo (MC). Tais movimentos podem ser considerados como eventos especificamente fisiológicos os quais ocorrem durante os diversos estágios do sono e contribuem para a identificação da época. Ambos, o TM e o MC devem ser distinguidos dos Movimentos de Despertar (MD), os quais são de grande importância na classificação do tipo de sono (PIVIK & HARMAN, 1995). Um MD é definido como um aumento na amplitude do sinal de EMG (ou outro canal), o qual é acompanhado por esta mesma modificação do padrão em um outro canal do registro polissonográfico.

3.3 O Estágio 1 do sono

O estágio 1 do sono é definido por uma amplitude de tensão relativamente baixa, cuja frequência predominante da época situa-se na faixa de 2 a 7 Hz. O estágio 1 é a transição entre a vigília e os outros estágios do sono. Este, durante o sono noturno, tende a ser relativamente curto, cerca de 1 a 7 minutos. As maiores amplitudes de tensão captadas pelos

amplificadores para este estágio (50 a 75 μ V) ocorrem em espaços irregulares durante a parte final deste estágio. Neste, podem ocorrer formas de onda do tipo *vertex* que podem chegar à amplitude de 200 μ V (ver Figura 3.2).

O escore do estágio 1 do sono requer a ausência total de complexos K ou fusos do sono (estas formas serão analisadas posteriormente), bem como a presença de movimentos lentos dos olhos, com duração de um a três segundos. A transição do estágio de vigília para o estágio 1 é caracterizada pela ondas lentas generalizadas nos registros de EEG, com a ausência de movimentos rápidos dos olhos.

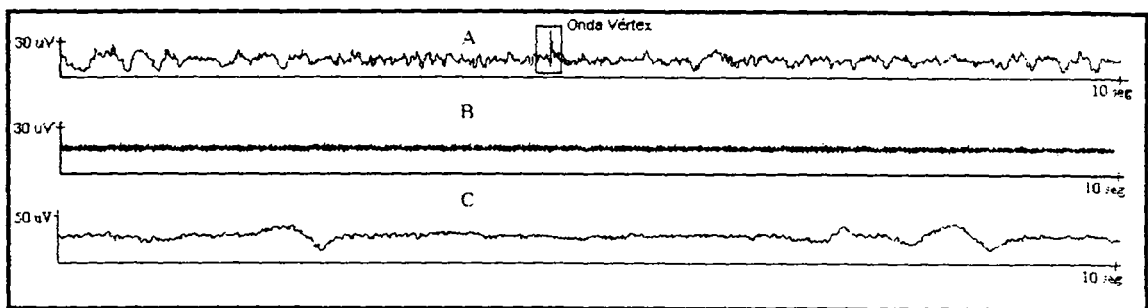


Figura 3.2 - Registro de EEG em A, registro de EMG em B e registro de EOG em C, durante o estágio 1 do sono

3.4 O estágio 2 do sono

Este estágio é definido pela presença de fusos e/ou complexos K e ausências de sinais com amplitudes elevadas, suficiente (maior que 50%) para definir a presença dos estágios 3 e 4.

A forma de um fuso do sono é apresentada na Figura 3.3. Sua duração mínima deve ser de 0,5 segundos. Assim podemos identificar no mínimo 6 a 7 picos e vales na forma de onda caracterizada como fuso do sono.

O complexo K (Figura 3.3) é definido como uma forma de onda bem delineada, com uma forma de onda negativa seguida imediatamente de uma componente positiva. O tempo total do complexo K deve exceder 0,5 segundos; ondas de 12 a 14 Hz podem constituir parte deste complexo. Os complexos K são geralmente associados a estímulos externos (evocados) e

ocorrem com mais freqüência no vértice cerebral (derivações C3 e C4 do registro de EEG).

Como os fusos do sono e os complexos K são fenômenos transientes, períodos longos podem ocorrer sem que haja uma mudança de estágio. Se o período entre os fusos ou complexos K ultrapassar 3 minutos o escore é definido como estágio 1; se ocorrer em intervalos menores, o estágio é definido como 2.

A Figura 3.3 apresenta o registro de EEG durante a fase 2 do sono; a Figura 3.4, um conjunto de padrões de fusos do sono; e a Figura 3.5, um conjunto de complexos K.

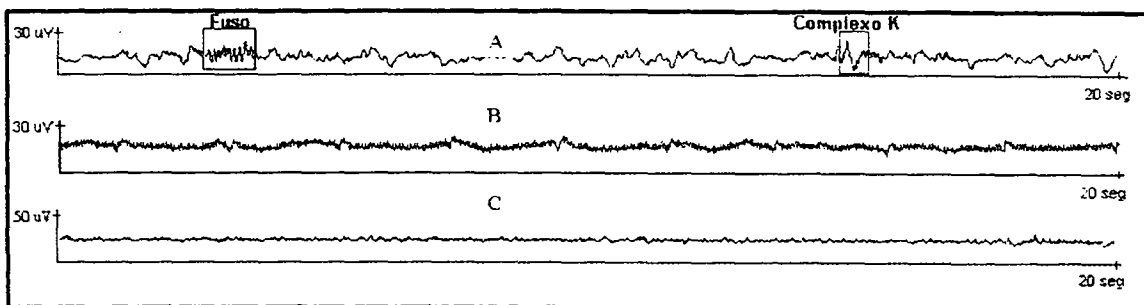


Figura 3.3 - Registro de EEG em A, registro de EMG em B e registro de EOG em C, durante o estágio 2 do sono

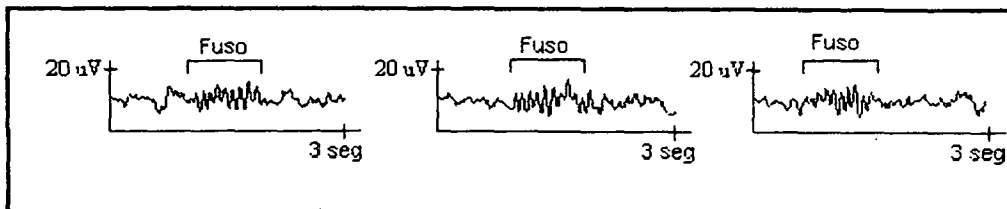


Figura 3.4 - Conjunto de padrões de fusos do sono

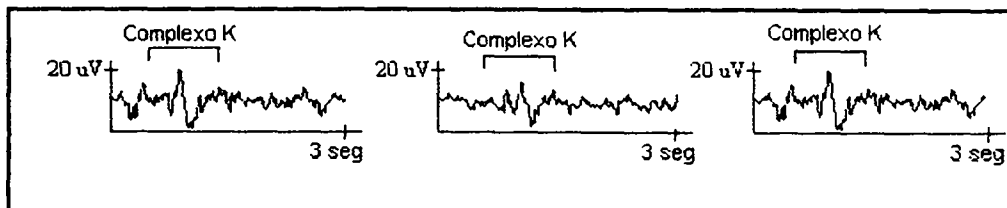


Figura 3.5 - Conjunto de padrões de complexos K do sono

3.5 O estágio 3 do sono

O estágio 3 do sono é definido por um registro de EEG no qual 20 a 50% de uma época se constitui de ondas de 0,5 a 4Hz ou mais lentas, com amplitudes ao redor de 75 μ V pico a pico (diferença entre o ponto mais positivo e o mais negativo de uma determinada onda). Na determinação da porcentagem de uma época a qual contém ondas lentas com as características citadas acima, deve-se admitir uma certa margem de erro, porque algumas vezes é difícil distinguir visualmente este tipo de onda das demais.

A classificação dos estágios 3 e 4 é feita pela comparação entre os traçados das épocas anteriores, verificando-se o aumento da amplitude e a diminuição da frequência do EEG. A época apresentada na Figura 3.6 é classificada como estágio 3, devido à quantidade de ondas lentas e à amplitude elevada do sinal de EEG.

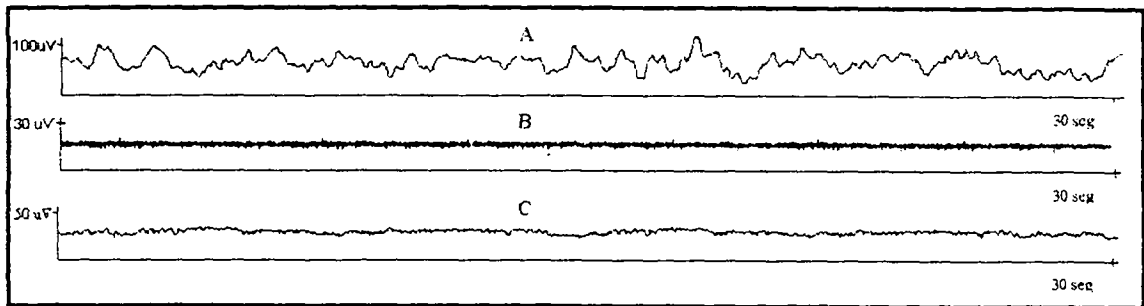


Figura 3.6 - Registro de EEG em A, registro de EMG em B e registro de EOG em C, durante o estágio 3 do sono

3.6 O estágio 4 do sono

O estágio 4 do sono é definido por um registro de EEG no qual mais de 50% da época consiste de ondas lentas entre 0,5 e 4Hz, nas quais as amplitudes são superiores a 75 μ V, pico a pico. Durante o estágio 4, em função da predominância de ondas lentas de alta amplitude, intervalos de baixa amplitude e ondas de atividades rápida raramente persistem por mais do que alguns segundos. Porém, são muito encontradas no estágio 3 do sono. A Figura 3.7 apresenta a ritmo de EEG respectivo ao estágio 4 do sono.

Existem divergências sobre o nível de amplitude de $75 \mu\text{V}$ do sinal de EEG para caracterizar as fases 3 e 4 do sono. A amplitude do sinal é influenciada por diversas variáveis contidas no processo de aquisição do sinal, tais como: resistência do eletrodo, colocação de eletrodo, distância entre eletrodos, impedância ou resistência da pele (TOAZZA, 1998), portanto níveis maiores do que $75 \mu\text{V}$ não caracterizam, por si só, a fase 4 do sono.

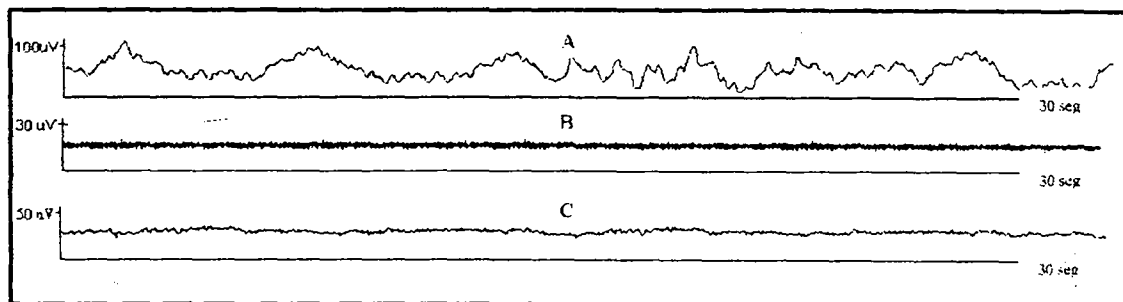


Figura 3.7 - Registro de EEG em A, registro de EMG em B e registro de EOG em C, durante o estágio 4 do sono

3.7 O estágio REM do sono

O estágio REM (*Rapid Eye Movement*) é definido pela presença simultânea de baixas voltagens e frequência variável do EEG, menor amplitude de EMG do registro (atonía) e episódio REMs (movimentos oculares rápidos detectados através do EOG). No estado de vigília os movimentos oculares duram alguns segundos; já no estágio de sono REM podem durar apenas alguns centésimos de segundos, conforme mostra a

Figura 3.8. O estágio REM se assemelha, em algumas características, ao estágio 1; no entanto ondas do tipo *vertex* não predominam nesta fase. No estágio REM podem aparecer (normalmente no vértice e regiões frontais do escalpo) algumas ondas do tipo *dente de serra*, porém estas não são frequentes. A atividade *alfa* é mais proeminente no estágio REM do que no estágio 1, e a frequência é geralmente 1 a 2 Hz mais lenta do que durante a vigília (BROUGHTON, 1995.).

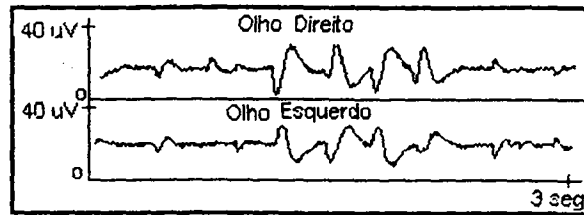


Figura 3.8 - Registro de EOG durante o estágio REM do sono

O estágio REM não pode ser associado a uma determinada época onde o registro de EMG de mento apresente um tônus muscular relativamente elevado (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977). O termo relativamente elevado requer uma melhor explanação, pois é relacionado com a diferença de amplitude relacionada à mudança de estágio anterior para o estágio REM. A amplitude do EMG não é de grande importância e sim as variações que ocorreram nas épocas anteriores até a época atual do registro. Sistemas que verificam somente a amplitude do EMG para caracterizar o estágio REM podem ser falhos, pois em algumas condições como os de tratamento de pacientes com antidepressivos o nível de EMG permanece com um nível elevado, existindo pouca diferença entre o EMG da fase REM e não REM (NREM) (KELLY, 1991; BROUGHTON, 1995). Novamente, torna-se necessário a análise através de um sistema que possua algum tipo de “memória” para armazenar informações anteriores, para gerar um resultado coerente para a época atual. O sistema proposto possui este recurso, possibilitando identificar a variação no tempo do registro de EMG e não somente amplitude do registro.

O estágio REM é caracterizado por uma atonia muscular generalizada da musculatura esquelética. Algumas vezes, dependendo do paciente, pode-se verificar o nível de EMG tibial (músculo da perna) com a finalidade de verificar esse tipo de atonia muscular ou, até mesmo, movimentos noturnos que ocorrem durante o sono (TYNER et al., 1989). A Figura 3.9 ilustra registro de EEG durante este estágio do sono.



Figura 3.9 - Registro de EEG durante o estágio REM do sono

3.8 O estágio REM e os fusos do sono

Existem ocasiões, principalmente durante o primeiro período REM da noite, em que fusos do sono são intercalados com padrões de EEG típicos do estágio REM. Nestes casos, o nível de EMG permanece a um nível muito baixo, quase imperceptível. O escore desta situação, através das regras básicas, fica comprometido, pois o EMG sugere que a época seja classificada como estágio REM, enquanto que o fuso sugere um estágio 2. Outras alternativas para classificação da época em questão são demonstradas através dos exemplos abaixo:

EXEMPLO 1 - Um único fuso ocorre em uma época durante a qual o EMG possui um nível similar ao estágio REM. As épocas precedente e sucessora são estágios REM e não possuem fusos do sono. A época contendo o fuso do sono é classificada como estágio REM, pois considera-se que o aparecimento de apenas uma época da fase 2 isolada no meio de duas épocas de REM é difícil de acontecer, principalmente quando apenas um fuso é o indicativo desta fase. O fuso encontrado pode ter sido causado por algum tipo de artefato, o que não indica de forma alguma a mudança do estágio REM para a fase 2. A Figura 3.10 ilustra esse tipo de acontecimento na classificação das épocas do sono.

Os padrões de fuso e de EOG encontrados nas Figuras propostas para exemplificar esta seção foram dilatados no tempo com a finalidade de apresentar melhor o problema proposto. Já que o tempo das três épocas dos registros soma 30 segundos, a apresentação destes padrões ficaria comprometida devido as suas características de tempo.

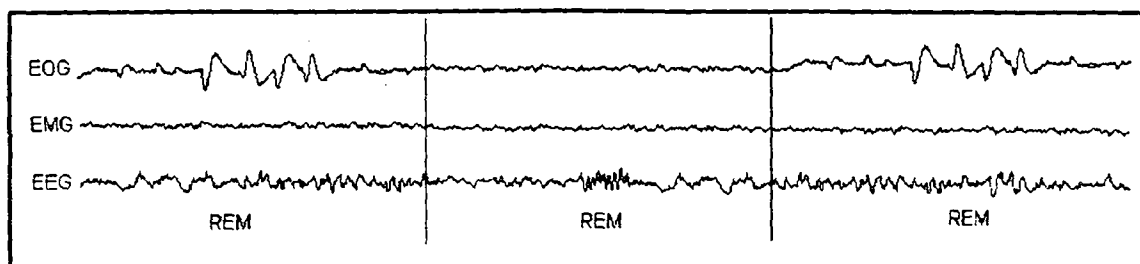


Figura 3.10 - Aparecimento de um fuso do sono durante o estágio REM, utilizando-se uma época de 30 segundos com 3 divisões de 10 segundos

EXEMPLO 2 - Em épocas de 30 segundos, fusos ocorrem entre o décimo e vigésimo segundo. As épocas precedente e sucessora são referentes ao estágio REM. Porém, nos primeiros e últimos dez segundos da época, ocorre o aparecimento de fusos do sono. A classificação dessa época é referida como estágio REM (ver Figura 3.11). Quando a mesma situação ocorre, com os fusos surgindo entre o quinto e vigésimo quinto segundo da época, a classificação é considerada como fase 2 do sono, Figura 3.12.

O critério para classificação de dois fusos em uma única época é baseado na divisão da época em três partes iguais: se a maior parte das divisões das épocas for caracterizada como fase 2, isto é, aparecer um fuso, a época total será considerada como fase 2 do sono. A Figura 3.12 ilustra a ocorrência deste tipo de situação.

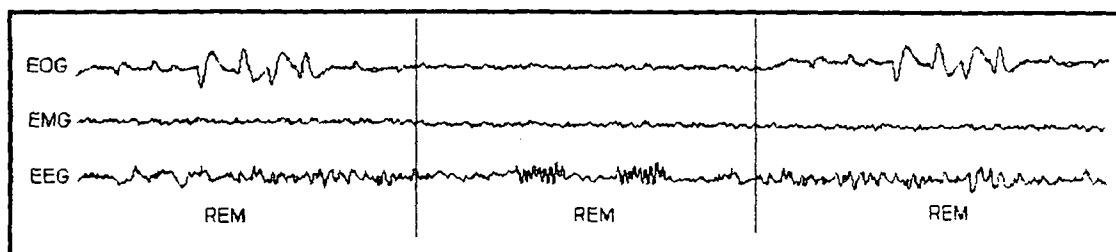


Figura 3.11 - Aparecimento de dois fusos do sono muito próximos durante o estágio REM, utilizando-se uma época de 30 segundos com 3 divisões de 10 segundos

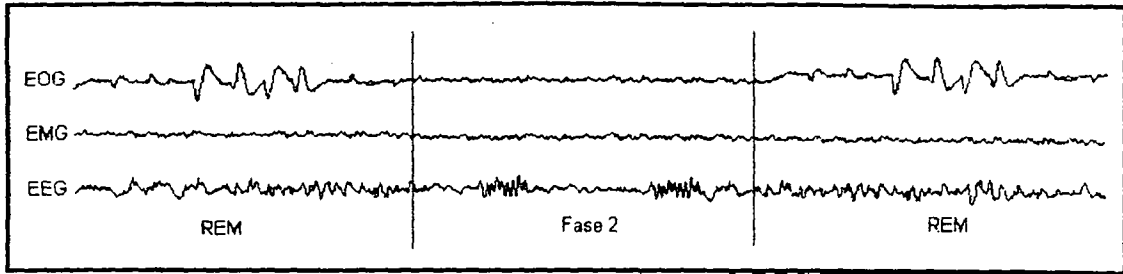


Figura 3.12 - Aparecimento de dois fusos do sono afastados na mesma época durante o estágio REM, utilizando-se uma época de 30 segundos com 3 divisões de 10 segundos

EXEMPLO 3 - Existem três épocas sucessivas durante as quais o nível de EMG é semelhante ao do estágio REM. Na primeira e na terceira época ocorrem padrões de fusos, mas o mesmo não ocorre na fase 2. A primeira época é classificada como estágio REM, pois o fuso ocorreu por volta dos vinte segundos da época; a segunda época é considerada como fase dois, embora ela não tenha nenhum fuso, mas as épocas anteriores e posteriores possuem. E, por fim, a terceira época é classificada como fase 2, devido à ocorrência do fuso e ao instante anterior ser relacionada à fase 2. Veja a Figura 3.13 que ilustra esse tipo de condição para a classificação do estado do sono.

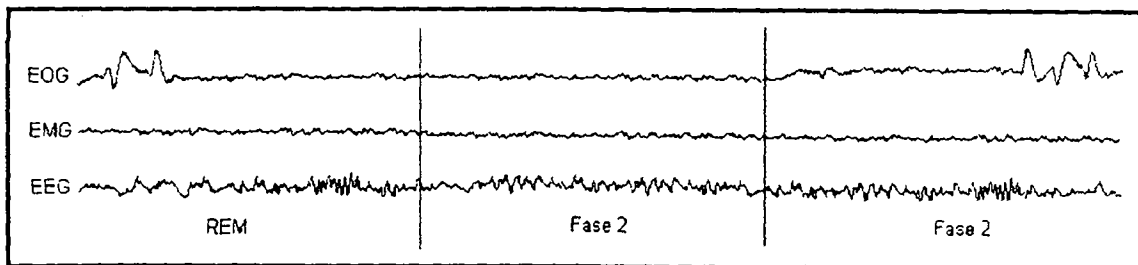


Figura 3.13 - Aparecimento de fusos do sono na primeira e terceira épocas do registro de EEG, utilizando-se uma época de 30 segundos com 3 divisões de 10 segundos

3.9 Critérios para o início do estágio REM

Alguns critérios relativos ao início do estágio REM devem ser levados em consideração no processo de escore das épocas de EEG (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977). Estes são citados logo abaixo.

Nas épocas anteriores à época em questão, ocorrem fusos e/ou complexos K; nas seguintes estas formas desaparecem. Na época em questão,

ocorre a diminuição da amplitude do EEG, predominando baixas voltagens. O EMG nas épocas anteriores e durante a época em questão é muito baixo, indicando uma atonia muscular. O escore para essas épocas é dado da seguinte forma: A fase 2 é associada enquanto existirem fusos ou complexos K; a época posterior ao último aparecimento dos padrões é definida como fase REM, embora não ocorram movimentos oculares como é visualizado no EOG. A Figura 3.14 ilustra esse tipo de ocorrência.

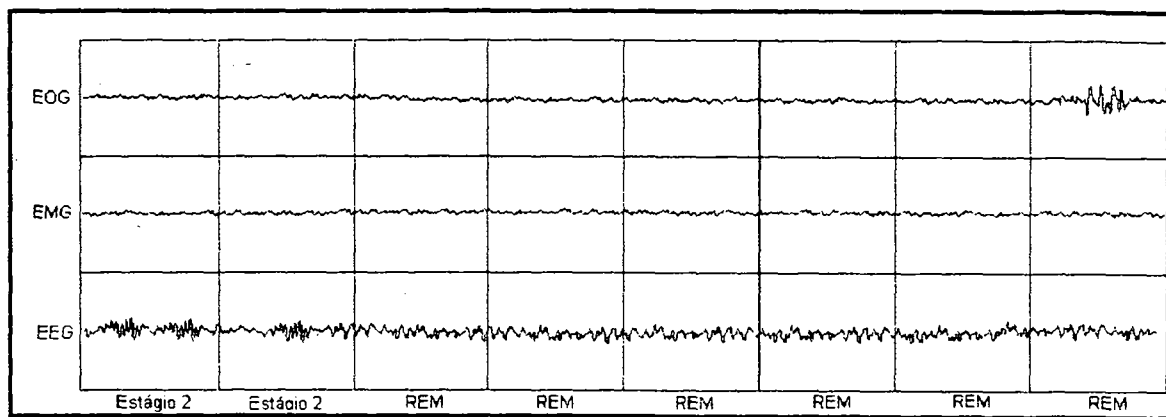


Figura 3.14 - Início do estágio REM logo após padrões do estágio 2. Trecho polissonográfico de 80 segundos, analisando épocas de 30 segundos com divisões de 10 segundos

Nas épocas anteriores à época em questão, ocorrem fusos e/ou complexos K; nas seguintes, estas formas desaparecem. Na época em questão, ocorre a diminuição da amplitude do EEG, predominando baixas voltagens. A amplitude do EMG continua por algumas épocas com um nível elevado, mesmo após cessarem os padrões de fusos ou complexos K. O escore para o início da fase REM é dado somente após a redução do nível do EMG, mesmo sem ocorrerem os movimentos oculares (EOG). A Figura 3.15, apresenta este caso para o início da fase REM.

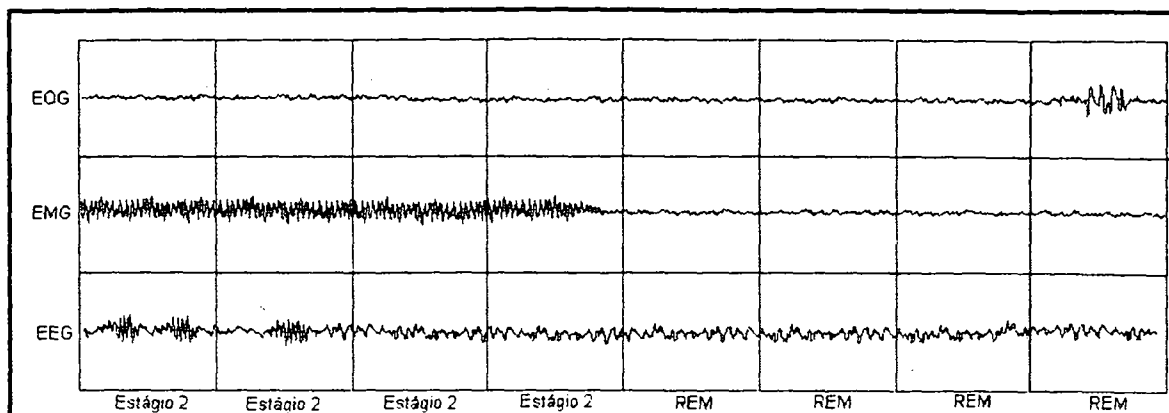


Figura 3.15 - Início da fase REM logo após atonia do EMG, trecho polissonográfico de 80 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

Na primeira ou segunda época posterior ao desaparecimento dos padrões da fase 2 do sono, surge um movimento de despertar (MD), o qual pode ser resultante da contração de um pequeno músculo, uma forte piscada de olhos ou uma contração muscular facial realizada pelo paciente (SILVA, 1998a). As épocas anteriores ao MD, mesmo com o EMG com baixo nível de amplitude, são classificadas como estágio 2 do sono. Após o MD, as épocas são consideradas como estágio REM do sono, como pode ser analisado através na Figura 3.16. Como ocorrerem mais de duas épocas após os fusos e a diminuição da amplitude do EEG (3 minutos / 6 épocas), estas fases são caracterizadas como fase REM, como é apresentado na Figura 3.17.

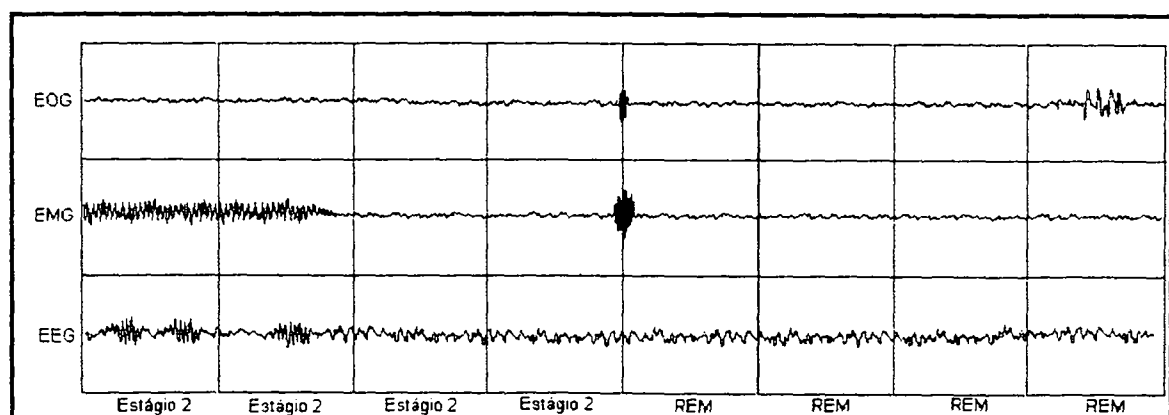


Figura 3.16 - Início da fase REM logo após um movimento de despertar, trecho polissonográfico de 80 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

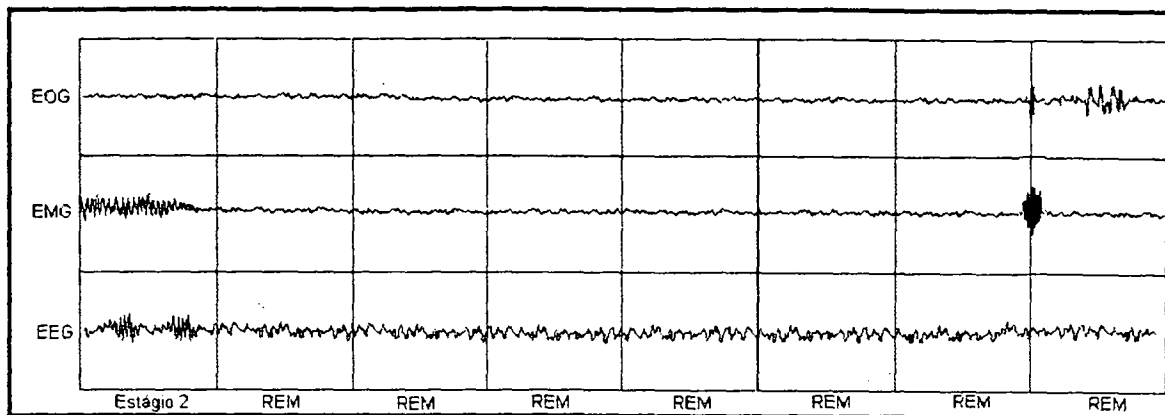


Figura 3.17 - Início da REM logo após a diminuição do EMG. Trecho polissonográfico de 80 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

Nas épocas anteriores à época em questão, ocorrem fusos e/ou complexos K; nas seguintes, estas formas desaparecem. Na época em questão, ocorre a diminuição da amplitude do EEG, predominando baixas voltagens. Nas épocas seguintes ocorre o aparecimento de um “movimento de despertar”, porém este foi extenso o suficiente para levar o indivíduo para a fase 1 do sono, como pode ser confirmado pelo aumento do EMG. Após esta época o sono é classificado como REM devido à diminuição do tônus muscular. As épocas anteriores ao aparecimento dos “movimento de despertar” são estagiadas como 2, aquelas seguidas ao movimento de despertar são fase 1 e passa a ser REM quando o EMG diminui. A Figura 3.18 apresenta esse tipo de ocorrência.

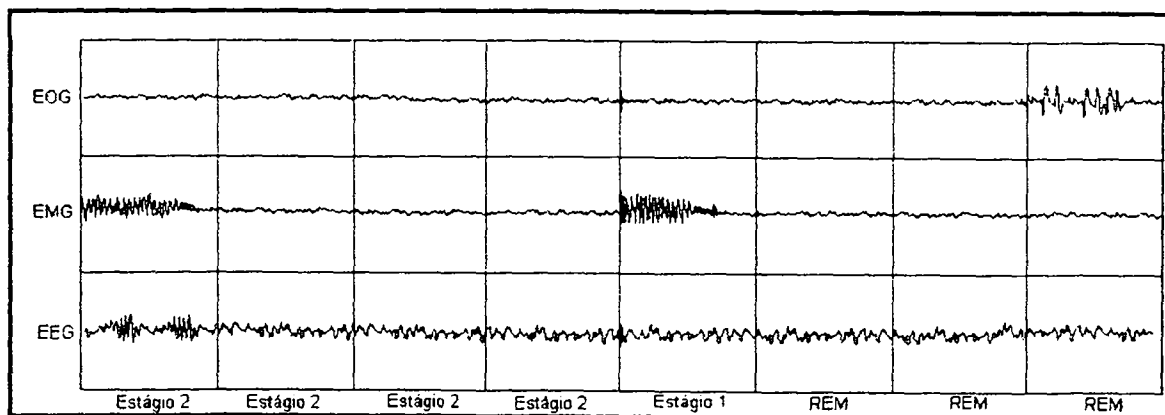


Figura 3.18 - Início do estágio REM logo após um movimento de despertar. Trecho polissonográfico de 80 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

3.10 Critérios para a finalização do estágio REM

Nesta seção apresentamos um conjunto de ilustrações esquemáticas que representam as regras para a finalização do estágio REM do sono.

Um período com voltagem relativamente baixa na atividade do EEG, sem movimentos oculares e com nível de EMG muito baixo é classificado como fase REM do sono. O aparecimento de padrões da fase 2 do sono (fusos e complexos K) na época determina a fase 2 do sono, embora o EMG continue com nível baixo por mais algumas épocas. A Figura 3.19 apresenta esse tipo de ocorrência.

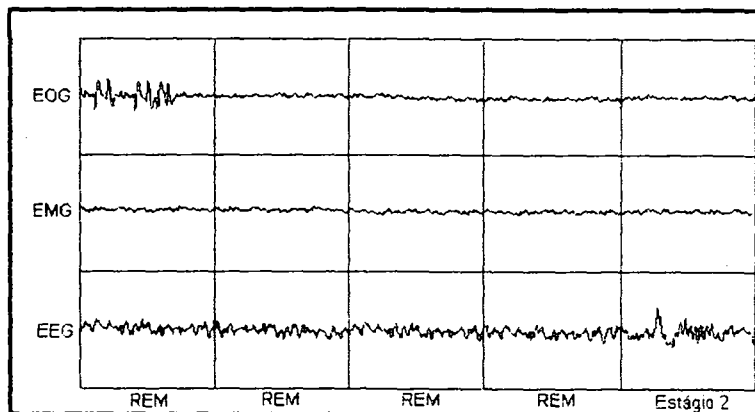


Figura 3.19 - Finalização da fase REM com a ocorrência de padrões da fase 2, trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

Um intervalo no registro de EEG sem eventos REMs (movimentos oculográficos) e com o aumento do EMG em algumas épocas é caracterizado como final da fase REM. A época com o aumento do nível de EMG é considerada fase 1. Caso apareça na época posterior movimentos REM, a época seguinte pode ser classificada como estágio REM do sono (Figura 3.20). Porém, se após a atividade de EMG ocorrer algum fuso do sono ou complexo K, estas épocas devem ser consideradas como fase 2 do sono (Figura 3.21).

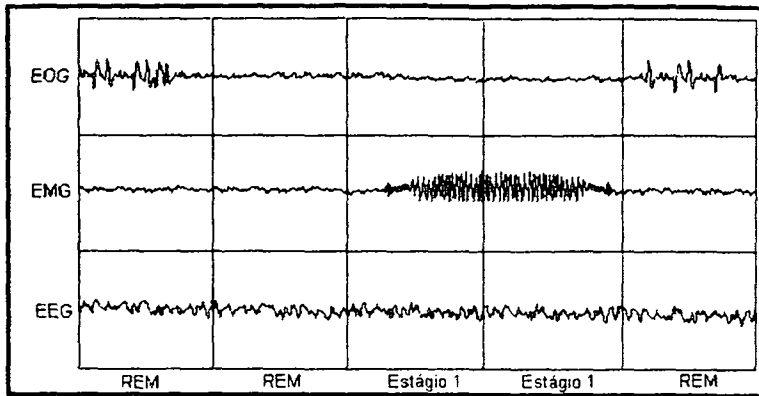


Figura 3.20 - Interrupção da fase REM por uma atividade de EMG. Trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

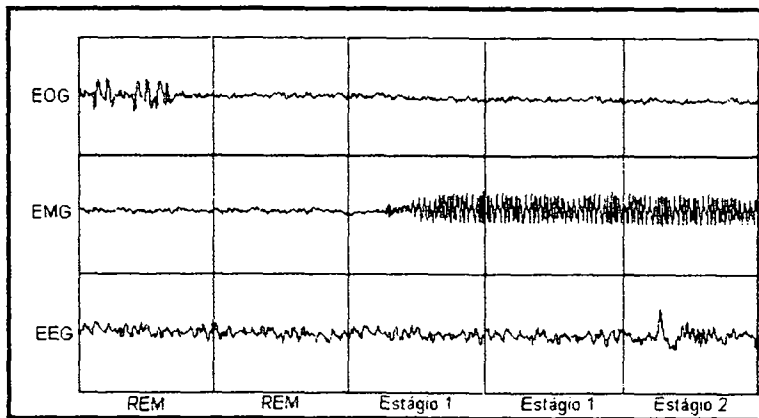


Figura 3.21 - Finalização do estágio REM pelo aumento do nível de EMG. Trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

Um padrão de grande importância na classificação das épocas do sono é o “movimento de despertar” que, dependendo do nível de amplitude, modifica ou não o estágio do sono. Na Figura 3.22 é apresentado um MD logo após uma época classificada como estágio REM do sono. Esta época é classificada como fase 1 do sono ao fato do aparecimento de movimentos lentos dos olhos ou pelo aparecimento de atividade alfa logo após o movimento ou pela presença de ondas vértice. Uma das principais diferenças da fase REM entre a fase 1 do sono é a modificação dos movimentos oculares que são bem mais lentos nesta última, como pode ser visto na Figura 3.23. As épocas posteriores ao movimento de despertar são consideradas como fase 1, até que ocorra algo que modifique esse comportamento, como é o caso de movimentos oculares rápidos. Porém, se ao invés dos padrões REM ocorrer

algum fuso ou complexo K, a fase é classificada como estágio 2 do sono. A última época da Figura 3.23 apresenta o caso do aparecimento de padrões da estágio 2.

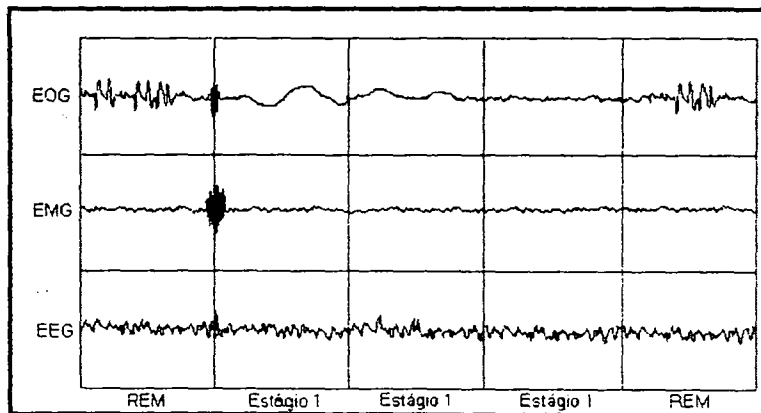


Figura 3.22 - Interrupção do estágio REM pelo estágio 1. Trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

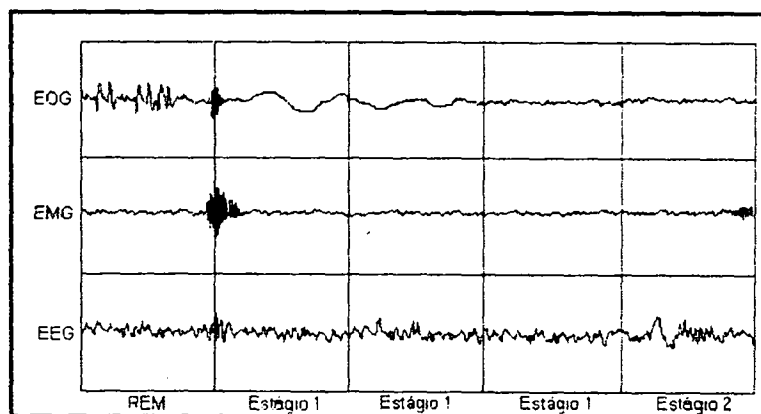


Figura 3.23 - Final do estágio REM. Trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

Quando o movimento de despertar é mínimo, pode-se considerar a fase do sono sem modificação, como é demonstrado na Figura 3.24, onde aparecem movimentos oculares na primeira e última época, em conjunto com baixos níveis de EMG. No esquema da Figura 3.25, a última época caracteriza uma fase 2 e não mais a fase REM, através dos movimentos oculares e aparecimento de fusos no EEG e aumento do tonus muscular.

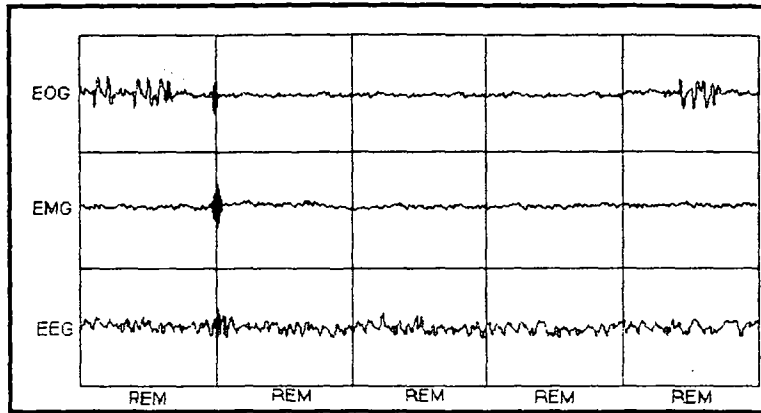


Figura 3.24 - Estágio REM sem interrupção de outros estágios. Trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

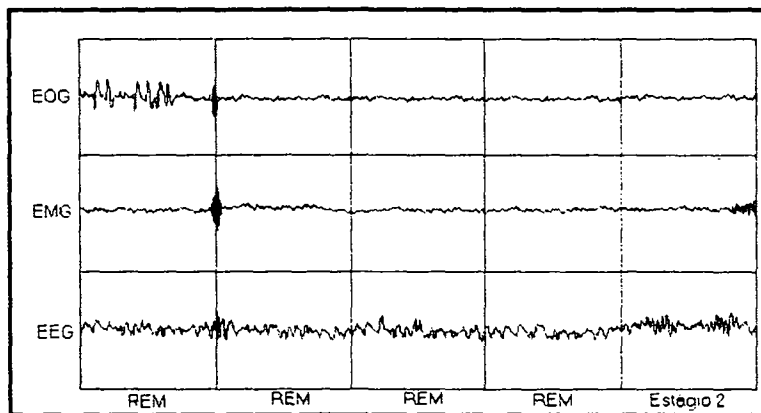


Figura 3.25 - Finalização do estágio REM com o aparecimento de padrões da fase 2 do sono. Trecho polissonográfico de 50 segundos, época de 30 segundos com divisões de 10 segundos

A análise dos registros polissonográficos para a classificação das fases do sono é uma tarefa complexa, não dependendo de valores de amplitudes ou frequências “estáticas” dos registros que o compõe. A análise deve levar em consideração a variação destes parâmetros no decorrer do tempo e analisar “dinamicamente” o comportamento destes para, por fim, classificar as fases do sono. Desta forma, o sistema aqui proposto foi modelado levando em consideração todas estas mudanças de padrões de modo a acompanhar as características das variações do sinal no decorrer do tempo e proporcionar uma classificação mais apurada.

4. Material e Método

Neste trabalho foram utilizados dois tipos de registros polissonográficos. O primeiro, adquirido por um sistema próprio de aquisição de dados do IEB e, um segundo, composto de registros de um laboratório do sono provenientes de aquisições realizadas em pacientes com o acompanhamento de um médico especialista. Em cada tipo de registro (ECG, EOG, EEG...), foram empregadas diversas técnicas para o reconhecimento de padrões a fim de identificar características para a classificação do registro e identificação das apnéias do sono. Estas serão apresentadas logo abaixo.

4.1 O Banco de dados

O primeiro passo para a implementação do sistema para a identificação de apnéias durante o sono é a obtenção dos registros polissonográficos para a análise (DREWES, 1996). Para este tipo de aquisição de dados é necessário a utilização de um equipamento sofisticado, pois a obtenção dos registros não é uma tarefa simples. O SAASBIO III, sistema para aquisição de dados desenvolvido como tema de diversas dissertações de mestrado realizadas no IEB (COIMBRA, 1994; ARDIGO, 1994; BERTEMES, 1998; SILVA, 1998b; TOAZZA, 1998), torna possível a obtenção de registros polissonográficos. Porém, a criação de um banco de dados (utilizado por este trabalho) é uma tarefa um pouco complicada, pelo fato da necessidade de pacientes que apresentem apnéias durante o sono. Outro fator relevante é a existência de um local adequado para que o paciente possa sentir-se relaxado e dormir durante os registros, sendo que normalmente estes pacientes possuem dificuldade para dormir ou apresentam um sono irregular (ROTH, 1996; EDINGER et al., 1997). Portanto, um local apropriado para a realização de registros de sinais polissonográficos, bem como o acompanhamento de um médico especialista é imprescindível para um registro de boa qualidade.

Embora o IEB já possua equipamentos e instalações para realizar tal experimento, torna-se necessário o acompanhamento de um médico na realização de cada registro, pois estamos tratando com pacientes com apnéias e durante o sono podem ser sujeitos a alterações cardiovasculares (princípios de arritmias), levando-o, em casos extremos, a morte.

4.1.1 Registros obtidos no Laboratório do Sono

O banco de dados de registros polissonográficos foram obtidos através da interação de um médico especialista no “Laboratório do Sono” (situado na cidade de Florianópolis - SC). Neste, foi obtida uma grande quantidade de registros polissonográficos, todos adquiridos em ambientes apropriados e com a segurança necessária para o paciente possa dormir normalmente durante a noite enquanto que os registros são armazenados em um computador via software e hardware apropriados. Este banco de dados foi utilizado para o treinamento e validação do sistema aqui proposto. A utilização do mesmo deve-se ao fato de todos os registros possuírem um parecer realizado pelo especialista.

Um banco de dados composto de 610 Mbytes foi composto por registros de 12 pacientes, com ou sem apnéia do sono, durante o espaço de tempo de 3 anos, a partir do início do trabalho. Os registros dos pacientes apresentam as características apresentadas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 - Características dos registros polissonográficos utilizados nesse estudo

Paciente/ Sexo	Idade (Anos)	Altura/ Peso	Roncos	Respiração	Observações
1 / Masculino	40	N.I.	não	apnéias moderadas	
2 / Masculino	43	120 Kg / 1,90 m	aumentados em REM	não apresenta apnéias significativas	movimento periódico dos membros uso de medicamento

					anti-depressivo
3 / Masculino	N.I.	90 Kg / 1,71 m	roncos altos	apnéias e hipopnéias obstrutivas do sono de grau acentuado	
4 / Masculino	49	80 Kg / 1,72 m	roncos moderados	distúrbios respiratórios relacionados ao sono caracteriza- dos por roncos de fraca a moderada intensidade	
5 / Feminino	31	70 Kg / 1,71 m	não apresenta	apnéias moderadas	
6 / Masculino	41	76 Kg / 1,71 m	roncos moderados a altos	distúrbios respiratórios relacionados ao sono	
7 / Feminino	45	55 Kg / 1,55 m	não apresenta	sem alterações significativas	tosse noturna
8 / Masculino	39	85 Kg / 1,80 m	roncos altos	apnéias obstrutivas	
9 / Masculino	N.I.	N.I.	não apresenta	apnéias reduzidas	estudo utilizando aparelho para o auxílio respiratório (CPAP)
10 / Feminino	50	56 Kg / 1,55 m	roncos moderados	raras apnéias	aumento do EMG de mento (bruxismo)
11 / Feminino	49	60 Kg / 1,60 m	não apresenta	raras apnéias	movimento periódico dos membros
12 / Masculino	37	104 Kg / 1,76m	roncos moderados	apnéias obstrutivas em pequeno número	movimento periódico dos membros

Obs.: N.I. = Não informado

Uma grande barreira encontrada com a utilização dos registros do “Laboratório do Sono” foi a *decodificação* dos registros polissonográficos obtidos. O registro polissonográfico apresenta um padrão que não é reconhecido por nenhum aplicativo baseado na plataforma DOS ou Windows.

Os registros polissonográficos são gravados com padrões próprios do sistema de aquisição, utilizando cerca de 30 arquivos diferentes, cada um com um formato diferente (por exemplo: formato texto, binário 8bits, binário 16bits, etc.). Além dos diferentes formatos de arquivos, tornou-se necessário a decodificação dos diferentes “cabeçalhos” dos arquivos, que indicam por exemplo o número de canais de estão sendo armazenados, nomes das derivações, taxa de amostragem dos canais, posições pertinentes a dados e registros dentro de um arquivo, etc.

Para visualização dos registros citados acima, foi desenvolvido um software em Matlab (THE MATHWORKS, 1996). A Figura 4.1 apresenta a tela dos registros polissonográficos já convertidos para um padrão binário conhecido. Esta Figura apresenta um registro polissonográfico de época de 30 segundos, com as divisões a cada 10 segundos. A fase do sono referente a cada época do registro é visualizada na parte superior da Figura (Vigília). O registro polissonográfico da Figura 4.1, foi realizado com os seguintes canais, enumerado de cima para baixo na Figura: Canal de EEG derivação C3-Rf, EEG derivação C4-Rf, EEG derivação O1-Rf, EEG derivação O2-Rf, EOG direito, EOG superior, ECG, EMG de mento, EMG de mio direito, EMG de mio esquerdo, fluxo respiratório, movimento torácico, oximetria e nível sonoro (identifica se o paciente está roncando).

No canto esquerdo abaixo da Figura 4.1 aparece um número que representa a página que está sendo visualizada no momento, neste caso 106, que representa 106 vezes 30 segundos, isto é, 53 minutos de registros já se passaram até este ponto.

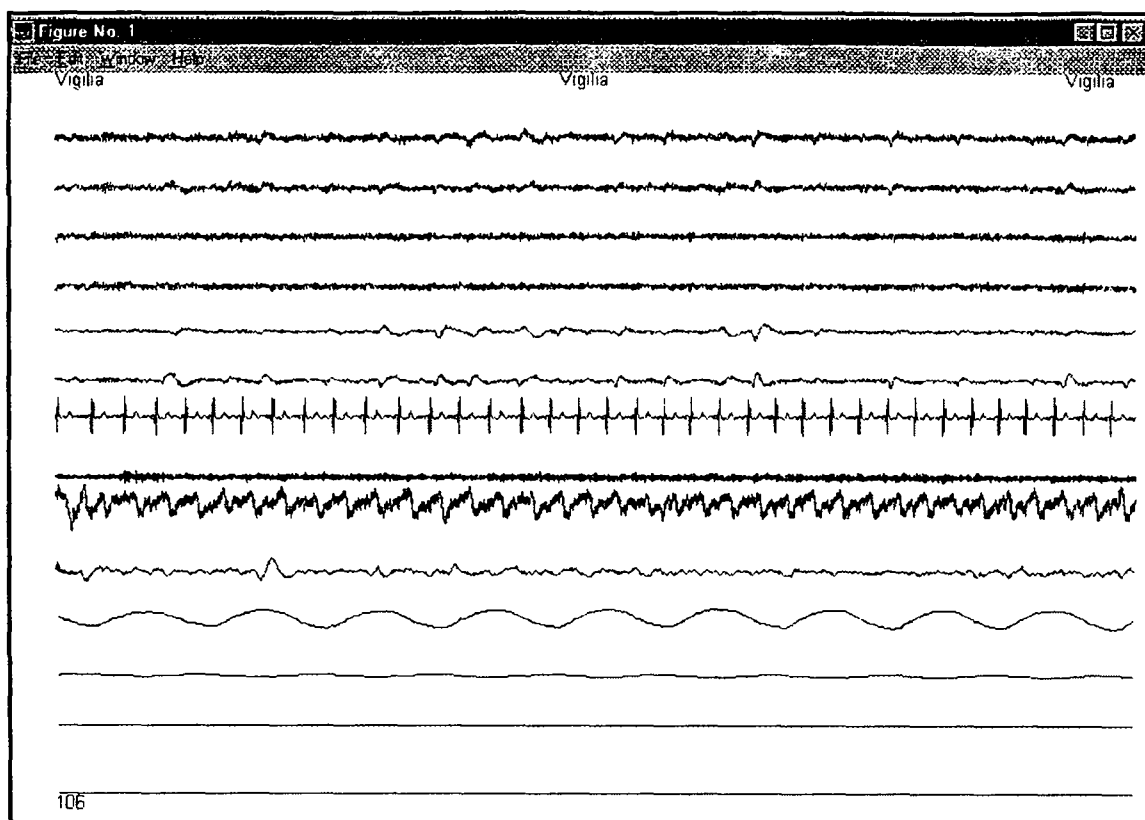


Figura 4.1 - Tela do programa que visualiza os sinais polisonográficos (de cima para baixo: 4 registros de EEG, 2 de EMG, 2 de EOG, 1 de ECG, 3 de EMG, 1 de mov. Torácico, 1 de fluxo respiratório, 1 de oximetria e outro de sons) em uma tela de 30 segundos

O software do Matlab foi dotado de algumas facilidades para captação de padrões dos registros que serão posteriormente processados. A Figura 4.2 e Figura 4.3 apresentam a seqüência para a captura de um padrão do sono, esse padrão pode ser de qualquer um dos registros e também pode possuir qualquer tamanho, dependendo da janela que está sendo selecionada com o mouse.

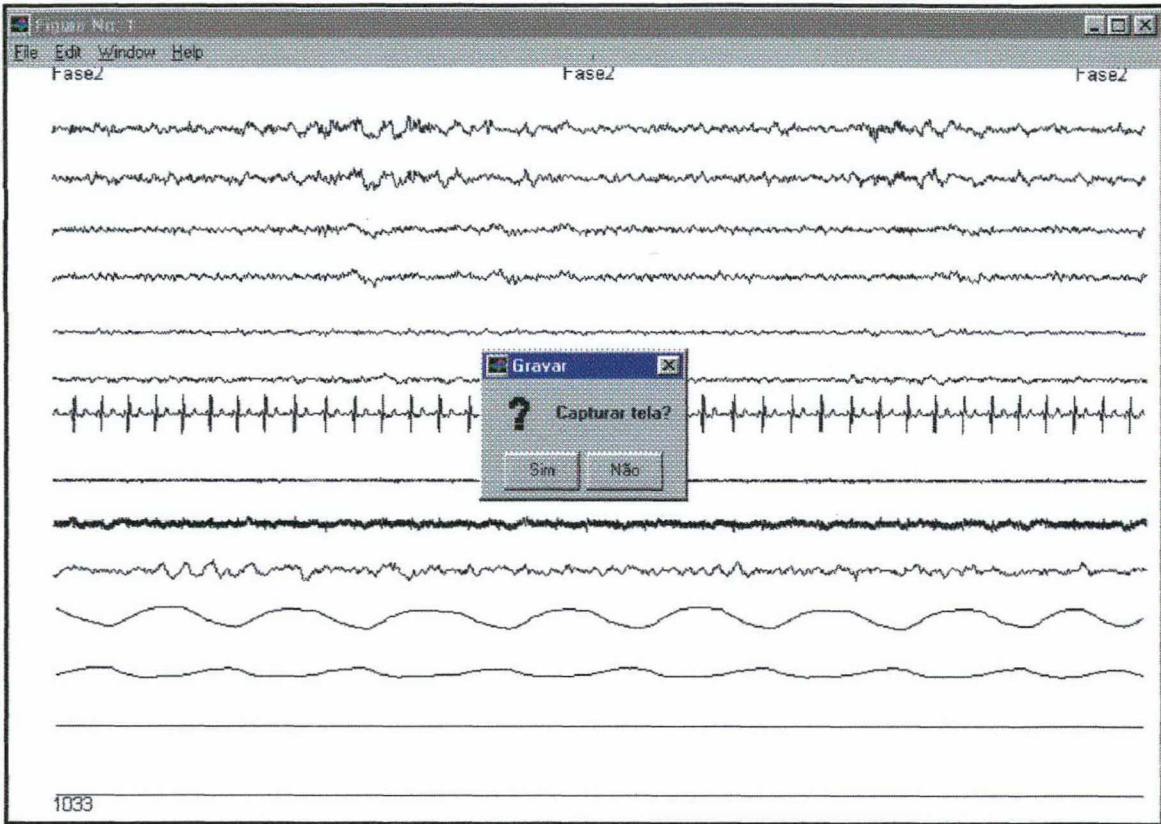


Figura 4.2 - Tela do programa em Matlab. Capaz de capturar, para processamento adicional, um determinado padrão em qualquer um dos canais do registro polissonográfico

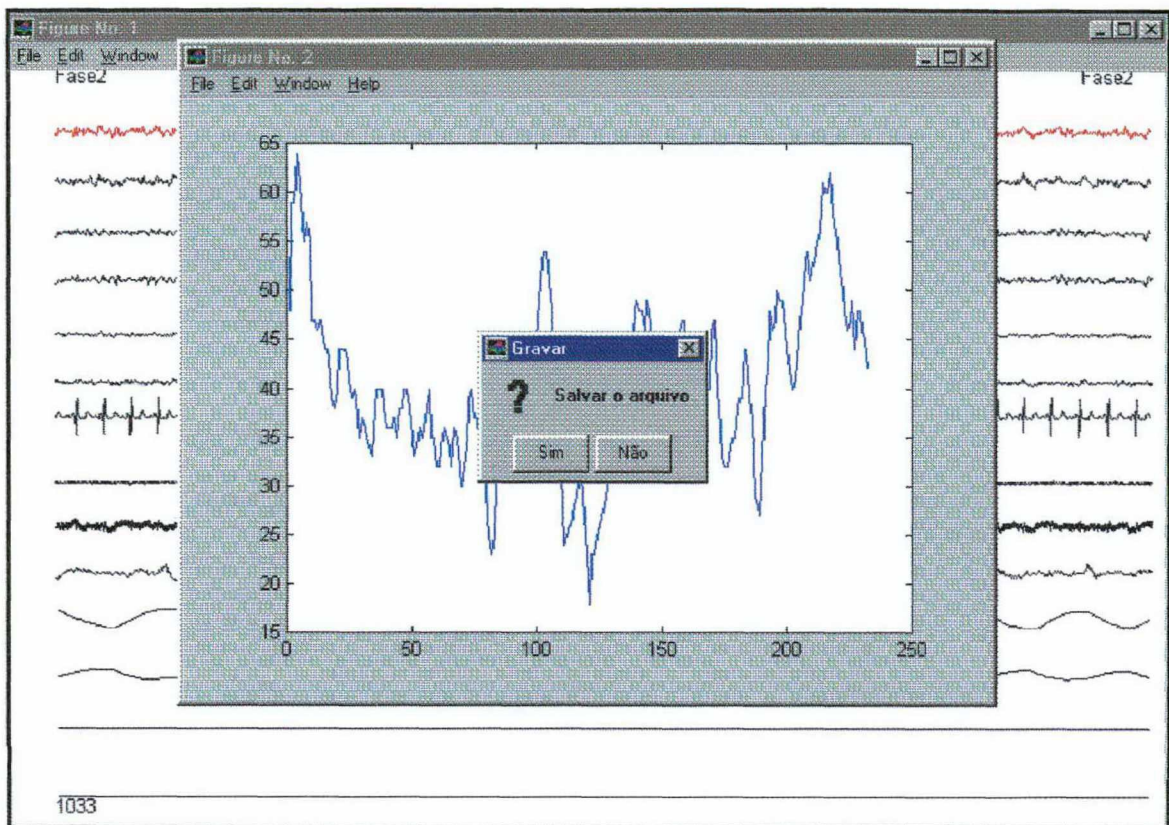


Figura 4.3 - Tela do programa em Matlab. Gravação de um trecho selecionado

4.2 Classificação do Registro Polissonográfico

A verificação da existência de apnéias do sono deve ser realizada através de análises no conjunto de sinais bioelétricos que compõem o registro polissonográfico (AMERICAN SLEEP DISORDER ASSOCIATION STANDARDS OF PRACTICE COMMITTEE, 1997; CHESSON et al., 1997).

A Figura 4.4 ilustra o diagrama geral do sistema proposto para a detecção de apnéias durante o sono. A variabilidade das características pertinentes a cada sinal impõe um tipo de análise ou pré-processamento diferente, desta forma, torna-se necessário a análise individual de cada sinal do registro polissonográfico (BRONZINO, 1995; BURRUS et al., 1995). A análise de todos os sinais que compõe o diagrama da Figura 4.4 é realizada individualmente na seqüência deste trabalho.

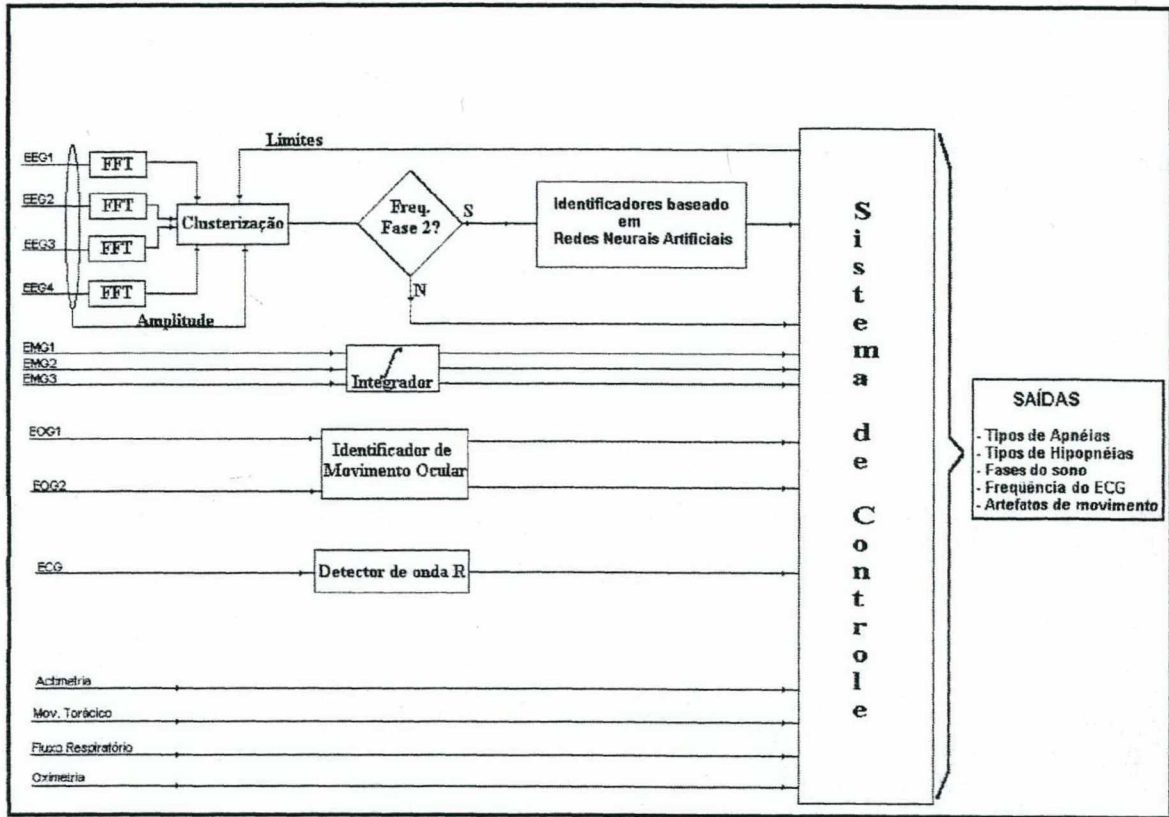


Figura 4.4 - Diagrama em blocos do sistema desenvolvido para detecção de apnéias durante o sono

4.2.1 Análise do sinal de EEG

O principal sinal bioelétrico e o mais complexo para a análise e extração de característica é o registro de EEG, pois através dele pode-se, praticamente, classificar a fase do sono em que ocorreu uma determinada apnéia e, com essa informação, classifica-la.

Devido a grande extensão dos registros polissonográficos (várias horas de sono) o processamento e a identificação de características em toda sua extensão torna um sistema automatizado muito lento, prejudicando ou até mesmo inviabilizando o processo para identificação de padrões, pois este pode demorar até mais tempo do que o processo realizado pelo médico especialista. Métodos e algoritmos complexos baseados em transformações, clusterização e Redes Neurais Artificiais (RNA) não devem ser empregados continuamente em toda extensão do registro, pois estes causam atrasos no processamento e, com isso, a diminuição da performance do sistema. No sistema proposto, a

solução foi separar o registro de EEG em épocas e identificar a frequência predominante do EEG em cada época dos registros e, logo após, empregar um método para a identificação de padrões.

A identificação da frequência predominante da época não apresenta nenhuma dificuldade, pois pode ser facilmente calculada através da Transformada Rápida de Fourier (FFT) e Cálculo da Densidade Espectral de Potência do Sinal (PSD) (SIGNORINO, SCHACK, 1995; ANDRADE, KRAUSS, 1996; JUNG, 1997). Este processo é equivalente ao realizado pelo especialista, que em primeiro lugar procura identificar a frequência predominante para logo após realizar um estudo mais detalhado do sinal, que consta na identificação de padrões específicos do EEG, como complexos K e fusos do sono, conforme apresentado no capítulo 3.

A análise de frequência através da FFT é realizada em épocas (ou intervalos de tempo) de 10 segundos, o que representa 1024 pontos do registro de EEG. O tamanho da época de análise foi adotado com base na época escolhida pelo especialista que realizou a classificação dos registros da base de dados com épocas de 30 segundos.

O sistema polissonográfico utiliza quatro registros de EEG, dois Centrais e dois Occipitais, porém com apenas o canal central pode-se realizar a análise de frequência, embora de modo impreciso. O sistema proposto realiza a análise de 2 registro de EEG e caso estes registros apresentem uma frequência elevada (maior que 40Hz) e/ou níveis de amplitudes elevados (maior que 100 μ V) ou for registrado movimentos do paciente (via registro de actimetria), uma análise é realizada em outros dois registros de EEG (considerados como registros alternativos). Isto é, estes registros são utilizados quando algum problema de interferência (artefato) estiverem afetando o sinal de EEG. Os limites de amplitude e frequência utilizados como limitadores de sinal/ruído podem ser modificados pelo operador (através do "Sistema de Controle"), afim de ajustar a sensibilidade do sistema. Após a realização do cálculo da FFT e do cálculo da densidade espectral de potência

do sinal de EEG para cada canal é realizada uma “clusterização”, isto é, um agrupamento de características de amplitude, frequência e potência do sinal, armazenadas para análises posteriores.

Após a clusterização, passa-se a identificar as frequências predominantes nos registros de EEG e verificar a existência de frequências situadas de 8 a 15Hz, que caracterizem a frequência predominante da fase 2 do sono. Se positivo, o respectivo sinal que apresentou a frequência predominante da fase 2 do sono é levado a etapa posterior para verificação da existência ou não de complexos K e fusos do sono. A escolha do sinal de EEG a ser enviado para etapa de identificação de padrões é de extrema importância, pois somente o registro que apresenta amplitude e frequências característica da fase 2 do sono é que pode ser analisado. Pois, se todos os registros de EEG fossem analisados, ocorreria o risco do sistema identificar falsos positivos devido a possíveis artefatos em outros registros de EEG (SADASIVAN & DUTT, 1994).

Após a clusterização do sinal de entrada, o Sistema de Controle (Figura 4.4) utiliza estas informações para a identificação das fases do sono. As regras utilizadas pelo sistema de controle são:

- Se o registro está no início, isto é, nos primeiros 30 segundos, assume-se que o estágio inicial é a Vigília (estágio W).
- Se existe o predomínio de frequências alfa (8 a 13Hz) e não existem movimentos oculares, o estágio deve ser analisado pela etapa de detecção de padrões. Caso existam fusos ou complexos K a fase é caracterizada como 2, caso contrário a fase é Vigília.
- Se existe o predomínio de frequências alfa e movimentos oculares lentos, o estágio é definido como Vigília.
- Se ocorrer nas últimas 3 épocas uma diminuição da amplitude do sinal de pelo menos 20% acompanhado de uma atenuação na frequência do sinal (frequências predominantes menores do que 8Hz) a fase passa a ser caracterizada como fase 1 do sono.

- Se existir o predomínio nas últimas 3 épocas de uma frequência menor do que 4Hz, acompanhado de um aumento de 20% de amplitude do sinal (maior que 75 μ V), esta fase é definida como fase 3 do sono.
- Se o sono estiver na fase 3 e ocorrer nas últimas 3 épocas um aumento na densidade espectral do sinal nas frequências menores do que 4Hz em mais que 50% da época, esta é definida como fase 4 do sono.
- Se existe o predomínio de frequências alfa (8 a 13Hz) acompanhado da diminuição do tonus muscular em no mínimo de 20% durante as 3 últimas épocas, o estágio pode ser definido com REM.
- Se existem movimentos oculares rápidos, acompanhado da diminuição do tonus muscular durante as 3 últimas épocas, o estágio pode ser definido com REM.
- Regras especiais para entrada no estado REM e para saída do sono REM, foram implementadas tomando como base os itens abordados no capítulo 2.

A etapa da detecção de padrões predominantes da fase 2 do sono é realizada por um conjunto de RNAs, treinadas previamente para o reconhecimento destes padrões. As características de cada RNA serão descritas no capítulo 5 deste trabalho.

4.2.2 O registro de EMG

Os registros de EMG são úteis na classificação dos padrões do sono na identificação da fase REM. Como visto anteriormente, a fase REM possui uma atonia muscular, ou um nível de EMG muito baixo.

O registro de EMG não apresenta nenhum tipo de padrão determinante para classificação das fases do sono ou um nível único. Ele pode

variar de indivíduo para indivíduo, sendo fator determinante a variação da amplitude média em um determinado espaço de tempo.

O coeficiente de variação da amplitude do EMG é utilizado para comparar as épocas dos registros polissonográficos. A variação deste índice representa uma maior ou menor atividade muscular e, com isso, a presença ou não da fase REM.

4.2.3 O registro de EOG:

O registro de EOG é importante para fazer a diferenciação da fase de vigília e sono REM. Na transição vigília-sono ocorre o aparecimento de movimentos lentos dos olhos (período maior que 0,5 segundos) e na fase REM aparecem os movimentos rápidos (períodos menores do que 0,5 segundos). A diferenciação destas frequências de EOG, segundo IFEACHOR, é um marco primordial para a identificação das fases do sono (IFEACHOR et al., 1988a, IFEACHOR et al., 1988b, IFEACHOR & JERVIS, 1993, JAVAHERI, 1996).

A análise do sinal de EOG é realizada através de cálculos realizados sobre a média do sinal de EOG em uma época de 10 segundos do registro. O algoritmo para a verificação dos movimentos oculares segue, resumidamente, os seguintes passos:

- Em primeiro lugar é aplicado ao sinal de EOG um filtro de média móvel com o "N" (número de elementos da média) igual a 5, porém este valor pode ser modificado através do Sistema de Controle, afim de eliminar artefatos de alta frequência
- Calcula-se o ponto de máximo, ponto mínimo e a média do sinal para a referida época;
- Posteriormente, calcula-se o desvio padrão, variância e coeficiente de variação para este sinal. Caso a amplitude do sinal ultrapasse 50% de amplitude da média calculada (tanto para cima ou para baixo), marca-se como movimento ocular;

- Calcula-se o tempo total que durou o movimento ocular;
- Caso o tempo seja maior do que 0,5 segundos um padrão de movimento ocular lento foi encontrado, caso contrário um padrão de movimento ocular rápido foi encontrado.

Resultados e testes realizados sobre os algoritmos de identificação dos movimentos oculares são apresentados no capítulo 5.

4.2.4 O registro de ECG:

O registro de ECG é um registro que apenas complementa a identificação do tipo de apnéia do sono, pois caracteriza a associação de arritmias cardíacas com as apnéias do sono. Portanto, a simples verificação dos intervalos entre as ondas R do ritmo cardíaco já proporciona uma boa informação para o sistema. Pois, através do intervalo entre as ondas R, pode-se identificar a ocorrência de arritmias do tipo taquicardia ou bradicardia.

O sistema de controle analisa o sinal de ECG em paralelo com todos os procedimentos realizados nos outros registros, porém a sua informação somente é enviada para a saída do sistema caso ocorra algum tipo de apnéia do sono. Portanto, este registro é um complemento à análise quanto a gravidade da apnéia do sono.

4.2.5 O registro de Actimetria:

O registro de actimetria ou de movimento do paciente é uma variável capaz de excluir outros padrões que possam vir a ocorrer. Deve-se desconsiderar os padrões que ocorrem no EEG, EOG ou EMG logo após o movimento do paciente, pois a probabilidade deste ser um artefato é muito grande.

O registro de actimetria é também de grande importância na identificação do nível do movimento torácico. Por exemplo: a amplitude do movimento torácico diminui consideravelmente quando o paciente esta

deitado de barriga para baixo, o que poderia ser confundido com um tipo de apnéia.

4.2.6 O registro de Movimento Torácico, Fluxo Respiratório e Oximetria:

O Movimento torácico, fluxo respiratório e oximetria são responsáveis pela detecção e classificação da apnéia do sono propriamente dita. Estes registros não apresentam características de mudança de frequência significativas no decorrer do registro, apenas a análise da variação da amplitude é necessária. Embora, estes padrões variem em crianças e adultos, métodos utilizando algoritmos inteligentes podem auxiliar o especialista na classificação do tipo de apnéia (GROOTE et al., 2002).

No registro de fluxo respiratório é realizado o cálculo da variância do sinal em uma época de cinco segundos e armazenamento dos resultados em um vetor com seis posições (30 segundos de registro). O cálculo da variância do fluxo respiratório proporciona uma medida comparativa da “amplitude” do sinal durante um determinado intervalo de tempo. As variâncias armazenadas no vetor são comparadas uma a uma com a finalidade de verificar a ocorrência de variações do fluxo respiratório. Uma redução do fluxo respiratório maior do que 30% e menor que 90% é associada a uma hipopnéia e reduções maiores que 90% são associadas a apnéia do sono (KRYGER, 1994).

O processamento do registro do movimento torácico é realizado da mesma forma que o registro do fluxo respiratório, isto é, através do cálculo da variância. Caso ocorra uma redução significativa no fluxo respiratório e uma parada total do movimento torácico por um intervalo de, no mínimo, dez segundos, associa-se um evento de hipopnéia ou apnéia de origem central se ocorrer a ausência do fluxo. Se ocorrer movimento torácico durante a parada do fluxo respiratório associa-se ao evento hipopnéia ou apnéia obstrutiva se

ocorrer a ausência de fluxo. Mas, se durante uma época de cinco segundos ocorrerem movimentos torácicos e ausência em outra época, associa-se um evento de hipopnéia ou apnéia mista dependendo da redução ou ausência do fluxo respiratório.

Em todos os casos citados acima é necessário que ocorra uma queda do nível de oxigênio (oximetria) de, no mínimo, cinco por cento para configurar algum tipo de hipopnéia do sono (KRYGER, 1994).

4.2.7 O Sistema de Controle

O sistema de controle (SC) é um algoritmo baseado em regras capaz de realizar o controle e gerenciamento de todos os parâmetros do registros polissonográficos. Dentre as principais funções do sistema de controle estão:

O controle dos limites de clusterização para a entrada de sinal, o qual possui valores pré determinados mas que podem ser modificados pelo médico especialista para tornar o sistema mais “sensível” à determinadas faixas de frequências ou amplitudes de entrada do sinal de EEG;

A identificação de padrões característicos da fase 2 do sono para a aplicação dos métodos de reconhecimento de padrões baseados em RNAs, bem como o controle da aplicação e análise dos resultados obtidos;

Armazenar e comparar níveis de EMG em cada época de análise afim de verificar possíveis mudanças na fase do sono;

Armazenar e relacionar os movimentos oculares rápidos e lentos com as fases do sono que são predominantes;

Analisar e relacionar as informações do ECG com possíveis arritmias cardíacas que ocorrem durante o sono;

Analisar e detectar o momento de uma apnéia do sono e classificá-la conforme o níveis de movimento torácico, fluxo respiratório e oximetria.

Uma outra função importante do SC é monitorar o registro de actimetria, pois quando ocorrer uma variação neste registro com certeza esta

será acompanhada da mudança de amplitude dos demais registros polissonográficos. Este registro representa uma movimentação do paciente e com isso a inserção de possíveis artefatos no registro polissonográfico. Portanto, quando houver variação no registro de actimetria a época corrente será sumariamente desprezada e o escore para esta época será o da fase imediatamente seguinte.

A saída de informação do SC é composta de um hipnograma do sono onde é apresentado um histórico do sono do paciente caracteriza a estrutura do sono. Paralelamente, são apresentadas informações do tipo de apnéia e a possível existência de arritmia cardíaca durante o sono do paciente. Os tipos de apnéias do sono identificáveis pelo SC são as seguintes: apnéia central, apnéia obstrutiva, apnéia mista, hipopnéia central, hipopnéia obstrutiva e hipopnéia mista.

Uma outra característica do SC é a possibilidade do usuário ou especialista médico utilizar-se de parâmetros para modificar os "limites" de clusterização para os algoritmos de FFT, criando um determinado limiar na classificação das frequências provenientes do sinal EEG.

Como a identificação de padrões do sono é realizada através de redes neurais artificiais, o médico especialista poderá, no futuro, treinar a rede como desejar e armazenar o conjunto de pesos desta em arquivos para posteriormente serem utilizados em outras situações onde os exigirem.

5. Análise dos Resultados do Sistema

5.1 Análise da Frequência do EEG

A identificação das frequências predominantes em cada época de EEG é um fator de extrema importância para realizar o estagiamento do sono. Muitos métodos à base de transformadas e/ou RNAs podem ser aplicados para o reconhecimento da frequência do sinal de EEG (SIGNORINO et al., 1995; ANDRADE et al., SAWCZENKO & FLEMING, 1996; JUNG et al., 1997), porém um dos mais difundidos e capaz de gerar uma resposta estável e confiável é a Transformada Rápida de Fourier (FFT) (KAY, 1988; TYNER et al., 1989, CARMO, TAVARES, 1998).

Este sistema utilizou-se três algoritmos diferentes baseados na FFT. O primeiro é realizado através do cálculo da FFT do sinal, com janela de 1024 pontos, o segundo é realizado o cálculo da FFT através do método de Welch's e o terceiro através do Cálculo da Densidade Espectral de Potência (PSD). Os algoritmos de FFT podem ser escolhidos através do Sistema de Controle para serem implementados no levantamento das características do sinal a ser analisado, conforme a qualidade do registro polissonográfico. Os três métodos possuem em anexo um algoritmo para identificação das três maiores densidades de potência, isto é, as três frequências predominantes no registro.

A Figura 5.1 mostra o resultado da aplicação do primeiro método, para identificação de frequências no EEG. Na parte superior da Figura é apresentado um registro de EEG (em X: número de pontos e em Y: amplitude em microvolts). Logo abaixo, pode-se observar o mesmo registro, porém dividido em três épocas de 10 segundos. Na parte inferior da Figura é apresentado o periodograma para cada época deste registro, as três frequências (eixo X das Figuras) com densidades mais elevadas (eixo Y das Figuras) foram marcadas em cada uma das épocas pelo algoritmo com um

tracejado em vermelho. Estas frequências serão utilizadas para formar “clusters” ou agrupamentos, que ao serem analisados poderão indicar o predomínio de uma frequência e assim; relacionar com alguma fase do sono. Caso a frequência predominante seja a característica da fase 2 do sono, o sinal de EEG é levado até os algoritmos de identificação de padrões (RNAs) para a possível identificação de padrões de Complexos K ou Fusos do sono, o mesmo ocorrendo com os outros dois métodos de análise. A expressão utilizada para o primeiro método podem ser visualizadas em 5.1.

$$\begin{aligned}
 Y &= \text{fft}(y) \\
 P_{yy} &= Y \cdot \text{conj}(Y) / 1024
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

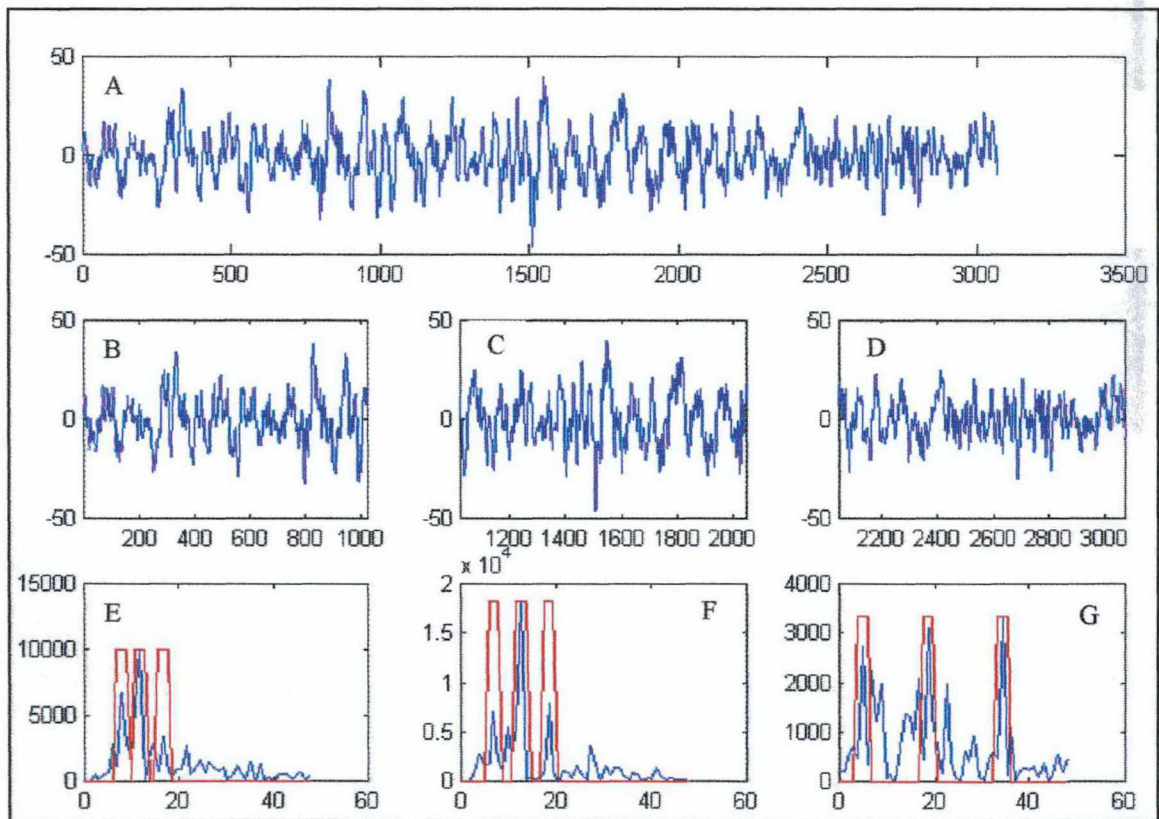


Figura 5.1 - Apresenta os valores de frequência predominantes em um registro de EEG. Em A o registro original (no eixo x é representado o número de amostras). Em B, C e D o registro é dividido em 3 partes com 1024 pontos cada. Em E, F e G, o espectro de frequência após ter sido submetido a uma FFT com 1024 pontos. As frequências predominantes estão representadas na escala y de cada gráfico em Hz.

O segundo método para identificação de frequência é baseado no método de Welch's (KRAUSS et al., 1996; KAY, 1988), cuja principal característica é divisão da janela de análise em “n” segmentos não sobrepostos, diminuindo desta forma a variância do periodograma que normalmente é elevada quando os valores de janela são grandes, como pode ser visto na Figura anterior. Cada época do registro de EEG (10 segundos) é dividida em quatro amostras de 256 pontos nas quais o cálculo da FFT é realizado. O resultado das FFT independentes são somadas em um único vetor resultante, os quais são apresentados na parte inferior da Figura 5.2. A equação para o cálculo da potência de um sinal através do método de Welch's é representada pela equação 5.2.

$$\begin{aligned}
 P_{yy} = & (\text{abs}(\text{fft}(y(1:256)))).^2 + \dots \\
 & \text{abs}(\text{fft}(y(257:512)))).^2 + \dots \\
 & \text{abs}(\text{fft}(y(513:768)))).^2 + \dots \\
 & \text{abs}(\text{fft}(y(769:1024)))).^2 / (256 * 4)
 \end{aligned}
 \tag{5.2}$$

O terceiro método é baseado na Função de Densidade Espectral de Potência existente no toolbox Signal Processing do software Matlab (KRAUSS, 1996). Esta função também possui características em comum com o método de Welch, porém permite especificar o tipo de janela para a análise do sinal e o número de pontos para sobreposição na análise do sinal (*overlap*). A equação 5.3 mostra como é realizado o cálculo da potência de um sinal através da utilização de uma janela “w”, onde N é o número de amostras, x o sinal de entrada e w a janela utilizada.

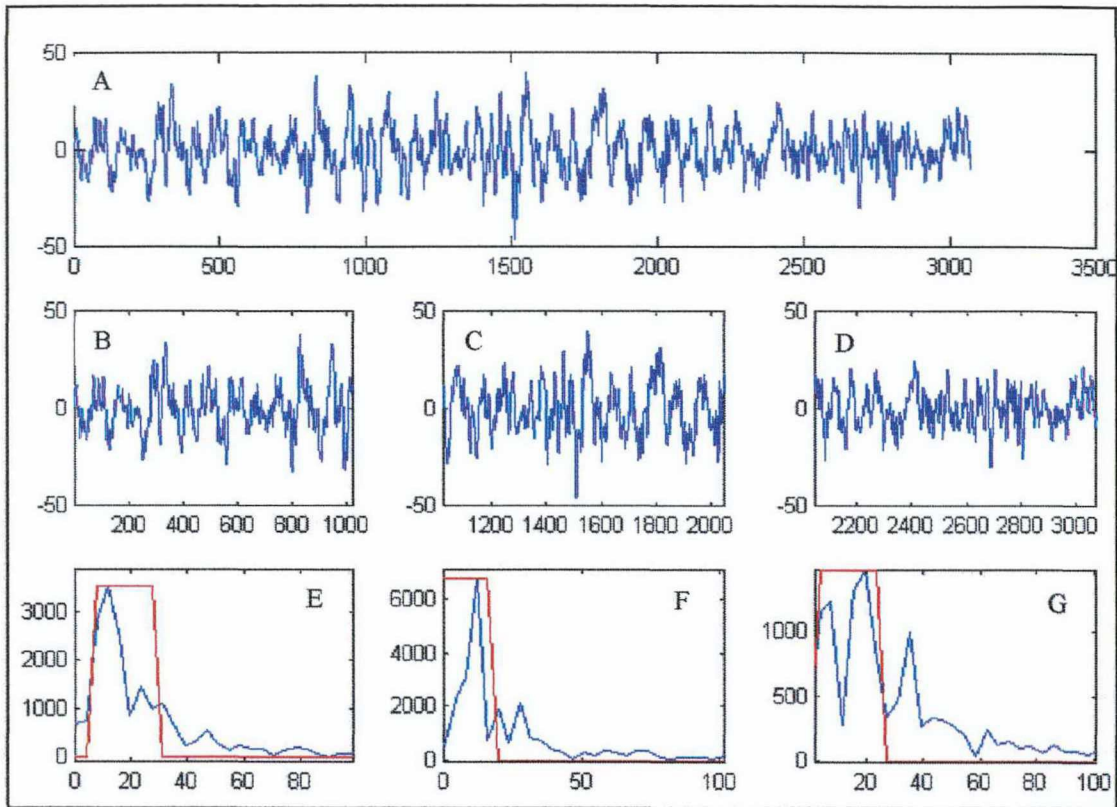


Figura 5.2 - Apresenta os valores de frequência predominantes em um registro de EEG. Em A o registro original (no eixo x é representado o número de pontos), em B, C e D o registro é dividido em 3 parte com 1024 amostras cada. Em E, F e G o espectro de frequência, após ter sido submetido ao método de Welch. As frequências predominantes estão representadas na escala y de cada gráfico em Hz

Os parâmetros utilizados para o cálculo foram: FFT com 256 pontos, conjunto de valores sobrepostos de 128 amostras (*overlap*=128) e janela do tipo Hanning de 256 pontos. O *overlap* e o tipo de janela foram utilizados com a finalidade de melhorar a distribuição de potência (variância) atenuando os sinais espúrios (BEAUCHAMP, 1987), na Figura 5.3 é apresentado o formato da janela do tipo Hanning (eixo “y”: valores normalizados de 0 a 1 e eixo “x”: o número de pontos da janela). A Figura 5.4 apresenta o resultado da aplicação deste método sobre o mesmo sinal de EEG dos dois últimos métodos, verifica-se que o sinal de saída foi mais estável e pode ser uma boa escolha para representação da frequência do sinal de EEG. Porém, em alguns casos onde o registro possui uma quantidade elevada de artefatos este método não é indicado pois as frequências seriam sobrepostas pelas dos artefatos, já que

este apresentaria somente as frequências de maior densidade espectral. O Sistema de Controle (SC) possui uma opção para que possa ser escolhido o método de análise de frequência do sinal de EEG.

$$P_{yy} = \frac{1}{N} \left| \sum_{i=0}^{N-1} x_i w_i \exp(-j2\pi ki) \right|^2 \quad (5.3)$$

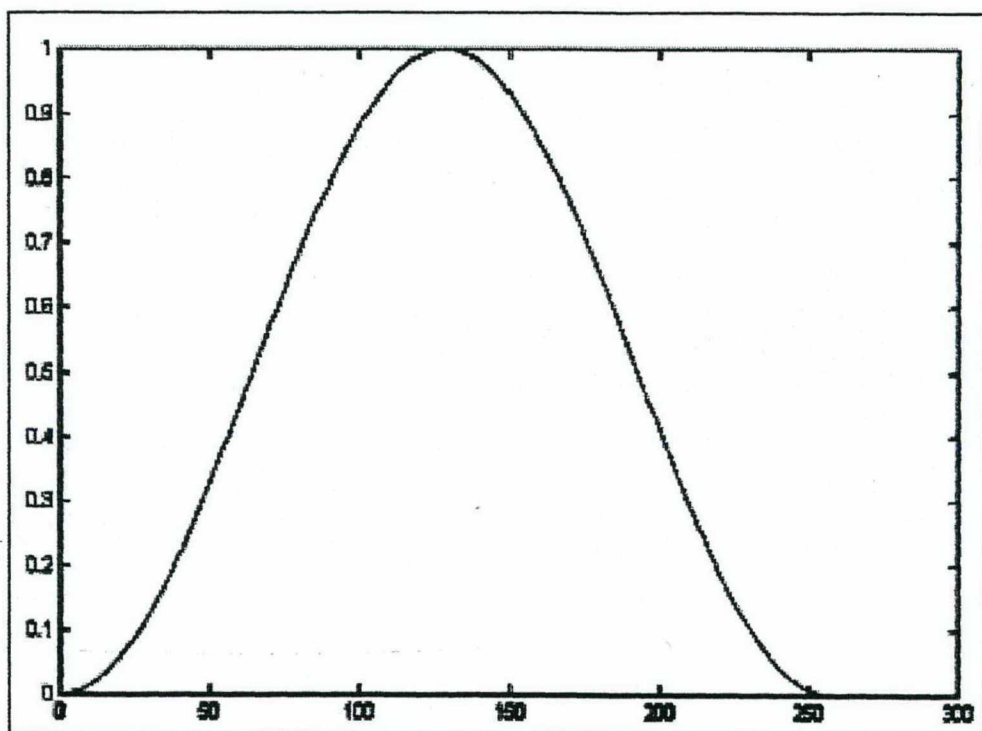


Figura 5.3 – Plotagem da janela de Hanning para 256 pontos

Caso os agrupamentos de frequência armazenados pelo SC levem à caracterização da fase 2 do sono, este sinal é tratado com maiores cuidados pelos métodos de análise de padrões, que serão descritos no decorrer desta seção. A fase 2 é a mais problemática para sua identificação, pois a frequência predominante desta não é fator determinante da fase do sono, e sim o aparecimento de padrões de fusos e complexos K. Com a determinação da fase dois do sono e as características de frequências das épocas do sinal

torna-se possível a identificação de todas as outras fases do sono, exceto a fase REM, que dependerá dos registros de EMG e EOG.

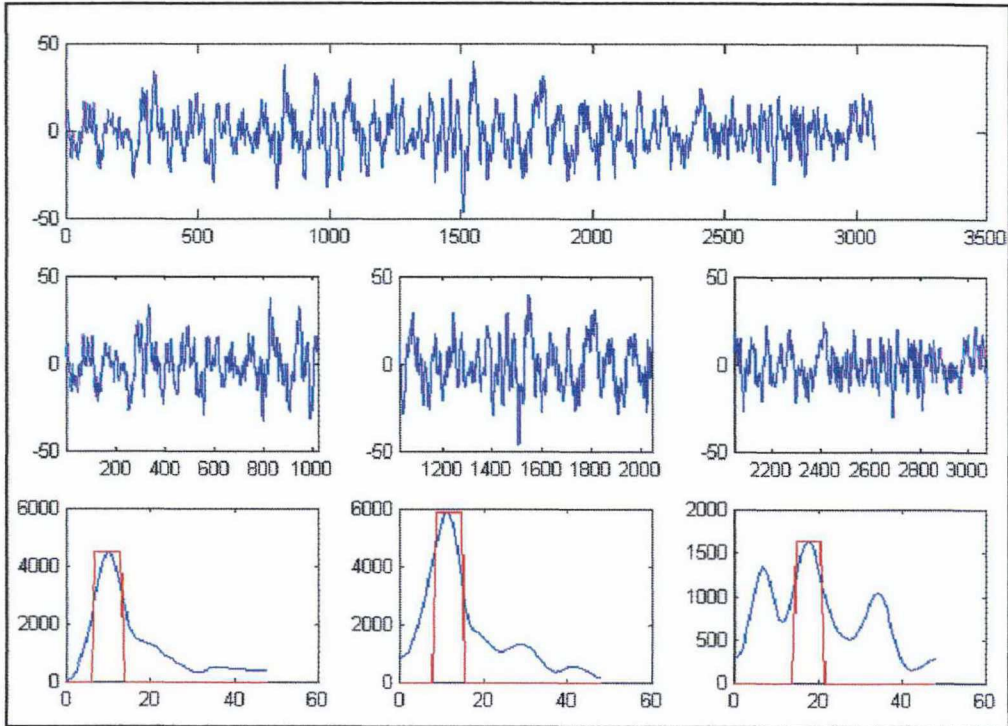


Figura 5.4 - Apresenta os valores de frequências predominantes em um registro de EEG. Em A o registro original (no eixo x é representado o número de amostras). Em B, C e D o registro é dividido em 3 parte com 1024 pontos cada. Em E, F e G o espectro de frequência após ter sido submetido a PSD com uma janela Hanning = 256. As frequências predominantes estão representadas na escala y de cada gráfico em Hz

5.2 Análise de EMG

O índice utilizado para comparar as épocas dos registros de EMG é obtido através do cálculo da variância do sinal em determinado espaço de tempo T, cada cálculo é realizado no intervalo de três segundos, conforme a equação 5.4, onde “x” é o sinal de EMG, “ \bar{x} ” é a média do intervalo e “n” o número de amostras

$$I = \sum \frac{(x - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (5.4)$$

A variação “T” representa uma maior ou menor atividade muscular e com isso a presença da fase REM ou NREM. Portanto, se ocorrerem variações do EMG maiores que 30% entre duas épocas consecutivas e se este valor persistir ou aumentar durante as três épocas seguintes, o SC interpretará como um forte indicador de entrada ou saída do estágio REM. Ainda existe um coeficiente de tolerância de 10% sobre a variação de “T”, que pode ser modificado pelo SC para tornar a análise do EMG mais sensível.

A Figura 5.5 apresenta três registros de EMG no momento de saída do estágio REM do sono para o estado de vigília, os fatores de variância (“T”) estão representados em cima de cada registro de EMG (eixo X: número de pontos e eixo y: a amplitude em escala do sinal).

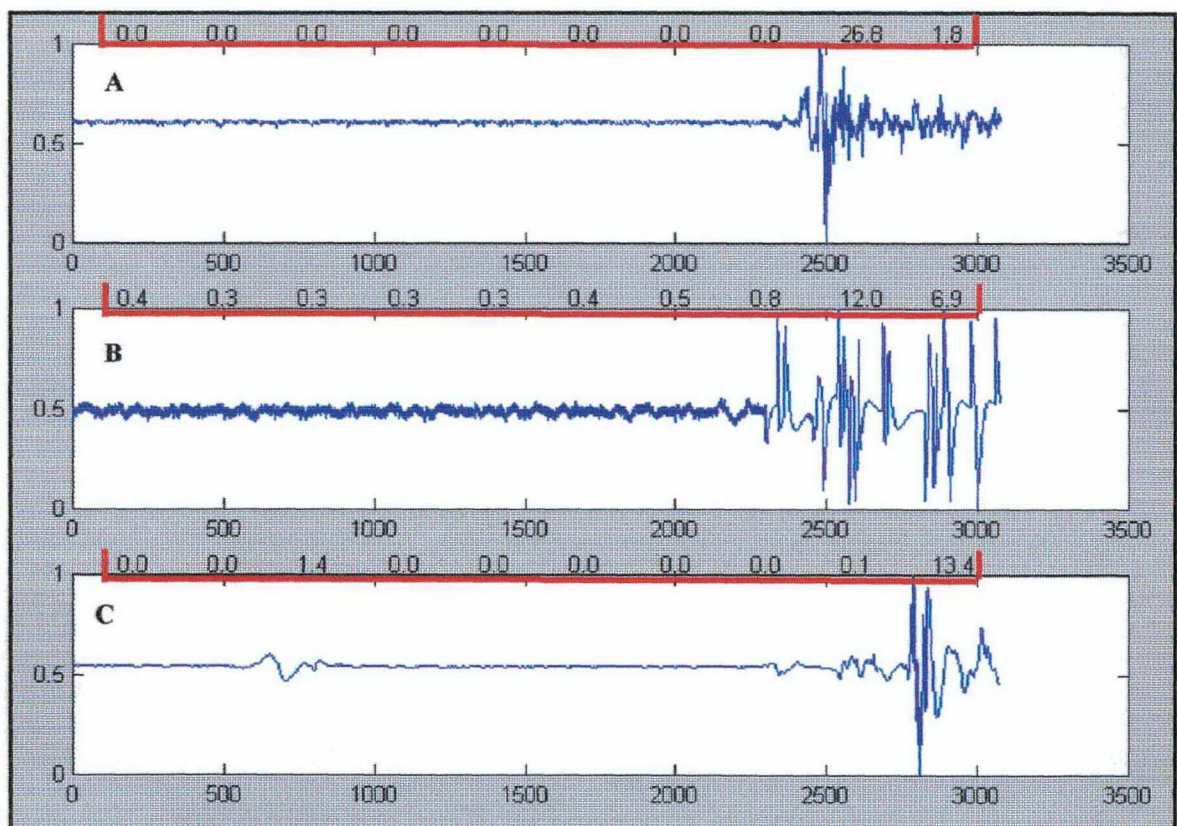


Figura 5.5 – Em A, B e C são apresentados registros de EMG no momento da saída da fase REM para a Vigília.. No eixo x é representado o número de amostras e no eixo y a amplitude normalizada

5.3 Análise do EOG

Para a análise do EOG foi utilizada uma abordagem estatística. Esta é composta de um filtro de média móvel com N igual a dez, pontos de máximos e mínimos, média do sinal, desvio padrão, variância do sinal e coeficiente de variação.

O filtro de média móvel foi utilizado visando eliminar componentes de alta frequência que interferem nos métodos estatísticos aplicados nesta análise. A equação 5.5 apresenta a composição do filtro de média móvel utilizado neste experimento, onde $s(t)$ é o sinal filtrado, X_j o sinal original e N o número de elementos da média móvel.

$$s(t) = \frac{\left(\sum_{j=t}^{t+N} X_j \right)}{N} \quad (5.5)$$

Os pontos de máximo e mínimo são calculados com a finalidade de reescalonar o sinal nos limites de zero a um. O que importa na análise é a variação e a forma do sinal de EOG e não a amplitude propriamente dita. Após, calcula-se a média do sinal e, a partir deste ponto, realiza-se a análise dos pontos do registro através de uma máquina de estados, composta dos seguintes passos:

PASSO 0: Procurar por um ponto de EOG maior do que a média em 50%, caso encontrado PASSO=1;

PASSO 1: Armazenar a posição x para realizar a marcação do movimento ocular, espera-se até que o valor do EOG caia a um valor menor que a média mais 50%, caso encontrado PASSO=2;

PASSO 2: Esperar até que o valor caia a média menos 50%, se ocorrer PASSO=3, caso isto não ocorra em um intervalo de 20 pontos (cerca de 0,2 segundos) PASSO=0 (recomeçar novamente).

PASSO 3: Esperar até que o valor suba ao valor da média menos 50%, quando ocorrer armazenar a posição final para marcar a posição final do movimento ocular, PASSO=0.

Esta máquina de estado é realizada para um sinal que, primeiramente, possui uma componente acima da média e, posteriormente, uma componente abaixo da média, porém o inverso poderá ocorrer, necessitando desta forma de uma outra máquina de estados complementar para realizar a detecção de todos os movimentos oculares, tomando o cuidado de separar possíveis artefatos oculares (IFEACHOR et al., 1986, JERVIS et al., 1988)

A Figura 5.6 apresenta o resultado da análise de um movimento oculográfico. Na parte superior da Figura está o registro de EOG original, sem processamento. Na parte central o mesmo registro após a aplicação do filtro de média móvel com $N=10$. Ainda na parte central da Figura, encontram-se marcações (porção inferior do registro) que indicam a posição dos movimentos oculares. Na parte inferior da Figura 5.6 é apresentado um “zoom” do sinal de EOG para facilitar a visualização da marcação do movimento ocular.

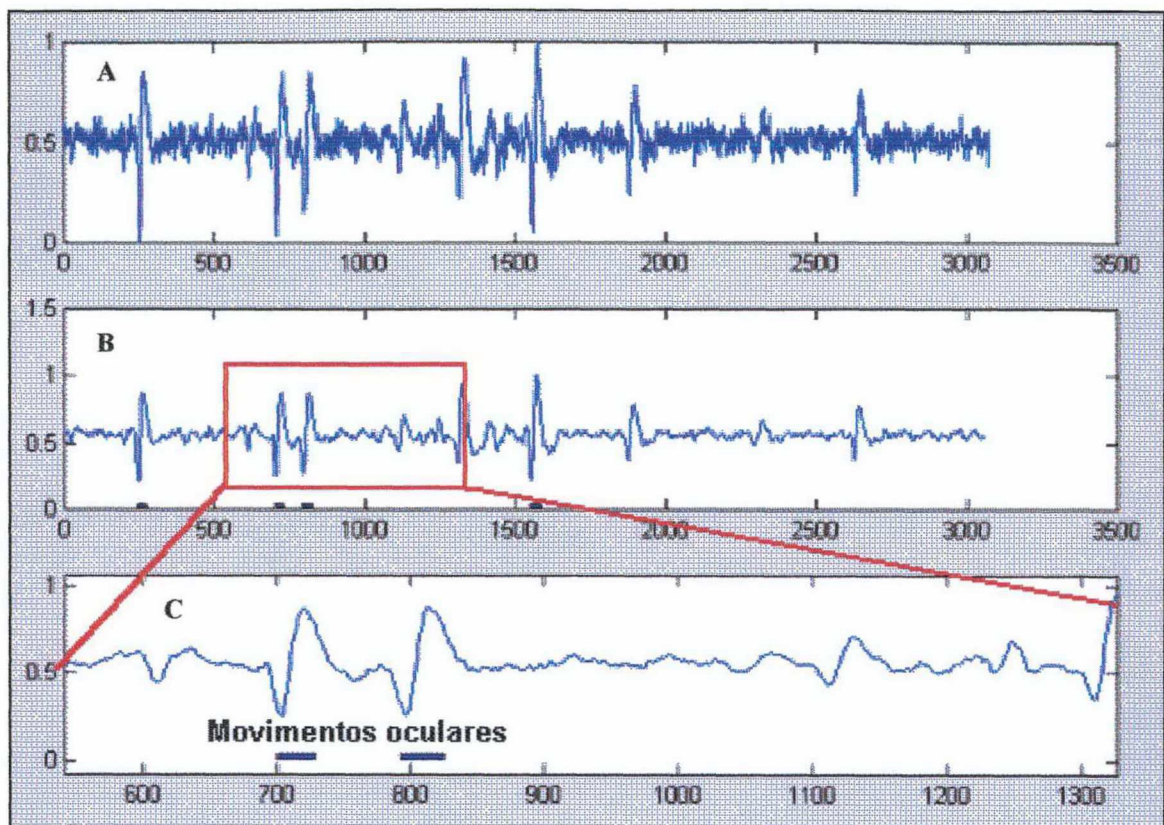


Figura 5.6 - Detecção de um sinal de movimentos oculares sobre o registro de EOG. Em A, é apresentado o registro original. Em B o registro filtrado com as marcações dos movimentos oculares. Em C a ampliação das marcações dos movimentos oculares. No eixo x é representado o número de amostras e no eixo y a amplitude normalizada

Ainda existe um problema na identificação estatística dos movimentos oculares no registro de EEG: quando o sinal é de natureza variável, isto é, grande quantidade de artefatos, olhos abertos, ou até mesmo problemas com o reescalonamento do sinal, as máquinas de estado começam a encontrar falsos positivos. Uma solução para esse problema é a verificação do coeficiente de variação do sinal, que pode ser calculado através da equação 5.6, onde CV é coeficiente de variação, δ é o desvio padrão para uma época de dez segundos e \bar{x} a média para a mesma época de sinal.

$$CV = \frac{\delta}{\bar{x}} \quad (5.6)$$

O coeficiente de variação possibilita realizar a análise através da máquina de estado somente quando realmente for necessário. No caso deste

sistema o coeficiente de variação deverá ser superior a 20% para que a máquina de estado entre em ação. Caso isso não ocorra, considera-se que não existem movimentos oculares importantes.

A Figura 5.7 apresenta um sinal de EOG típico da situação citada acima. Se não existisse o cálculo do coeficiente de variação, com certeza, o sinal marcado na Figura seria classificado com um movimento ocular.

5.4 Análise do ECG

Na análise do registro cardíaco, um algoritmo foi utilizado para a verificação do momento em que ocorre o pico da onda R, através da verificação de pontos de máximo do registro de ECG. Através dos intervalos de tempo obtidos entre os picos das ondas R obtém-se uma indicação do tipo de arritmia cardíaca presente no registro de ECG. Se o intervalo entre o picos forem longos o suficiente (maior que a média dos batimentos anteriores) pode-se indicar uma bradicardia e se o intervalo de tempo for muito curto uma taquicardia.

A detecção da onda R do EGC é realizada da seguinte forma:

- A época do registro de EEG é reescalada de forma que o pico máximo represente o valor 1 e o pico mínimo o valor zero, para cada época de análise;
- Marca-se todos os sinais que ultrapassaram o valor de 0,75, considerando-se como uma onda R;

Calcula-se o tempo entre cada onda R durante a época em questão e se algum intervalo for maior do que 1,5 segundos (40 batimentos por minuto) uma bradicardia é associada a esta época (WEBSTER et al., 1984);

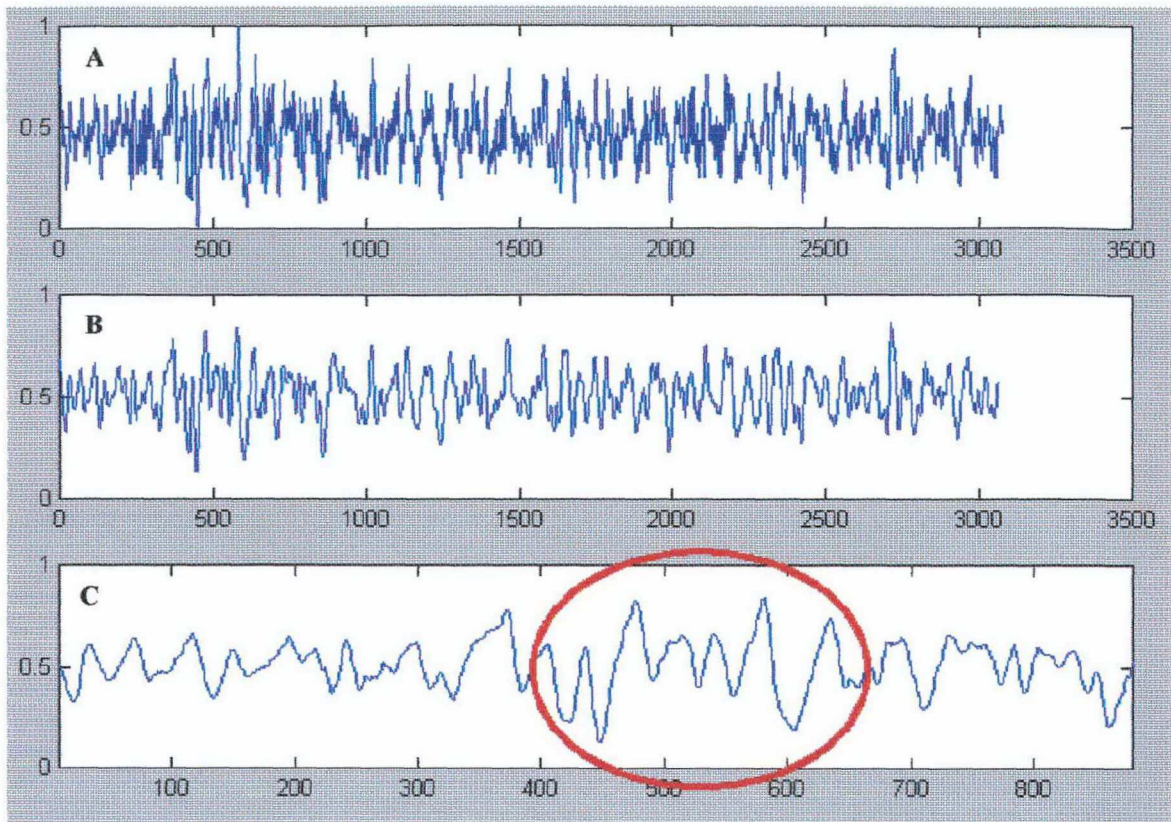


Figura 5.7 - Análise de um sinal de ECG com artefatos e eliminação de falsos positivos através do coeficiente de variação. Em A o sinal original, em B o sinal filtrado e em C uma ampliação do sinal. O trecho marcado representa a variação do registro relativo a artefatos e não a padrões do registro.

Calcula-se a média dos últimos 8 intervalos de onda R, se a média for menor que 1,2s associa-se bradicardia (50 batimentos por minuto) e se for menor que 0,5 (120 batimentos por minuto) associa-se taquicardia a essa época do registro.

A Figura 5.8 apresenta os intervalos entre as ondas R do registro de ECG, encontradas pelo algoritmo proposto acima.

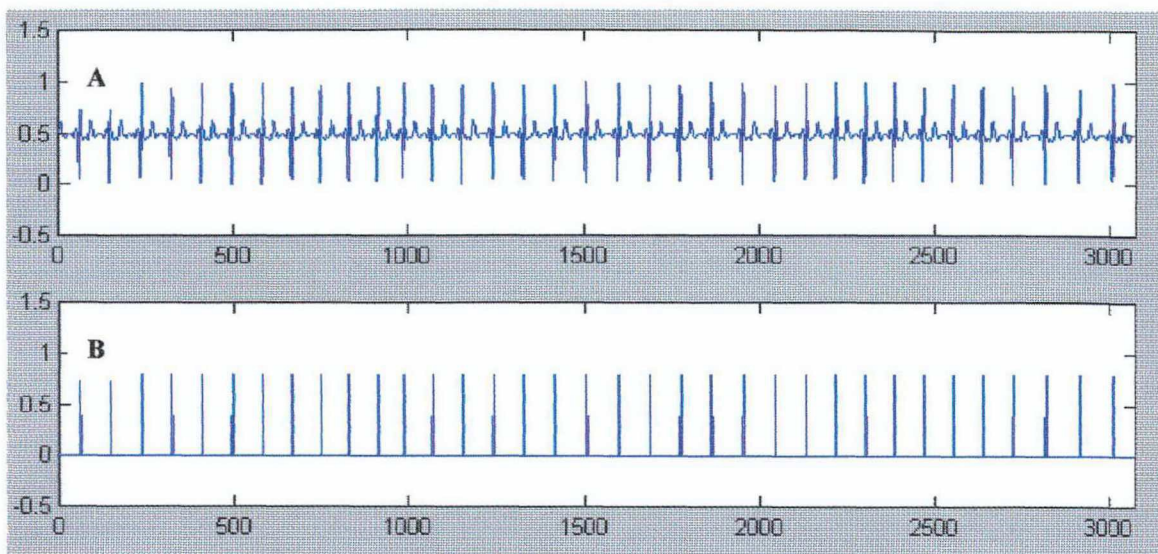


Figura 5.8 - Intervalos R-R do registro de ECG. Em A, o registro de ECG normal e em B, os intervalos R-R encontrados pelo algoritmo. No eixo x é representado o número de amostras e no eixo y a amplitude normalizada

5.5 Análise do Fluxo e Movimento Torácico

O fluxo respiratório e o movimento torácico são elementos essenciais para a identificação de uma apnéia do sono. Nestes dois registros é realizada uma medida de variância do sinal em um determinado espaço de tempo, neste caso o tempo é de cinco segundos. A equação 5.7 apresenta a fórmula para o cálculo da variância do sinal do fluxo respiratório, onde, “x” é o valor atual do fluxo respiratório, “ \bar{x} ” a média dos pontos do intervalo de cinco segundos e “n” o número total de amostras.

$$S^2 = \sum \frac{(x - \bar{x})^2}{n-1} \quad (5.7)$$

A Figura 5.9 apresenta um registro de fluxo respiratório (parte superior da Figura) e um registro de movimento torácico (na parte inferior). Nesta, visualiza-se o valor da variância para cada intervalo de tempo do registro. Este registro é caracterizado como uma hipopnéia do sono devido a um decréscimo do fluxo respiratório em torno de 51% durante um período

maior do que dez segundos. Este tipo de hipopnéia ainda pode ser classificada como obstrutiva, pois existe esforço respiratório durante a diminuição do fluxo respiratório (DOUGLAS, 1992).

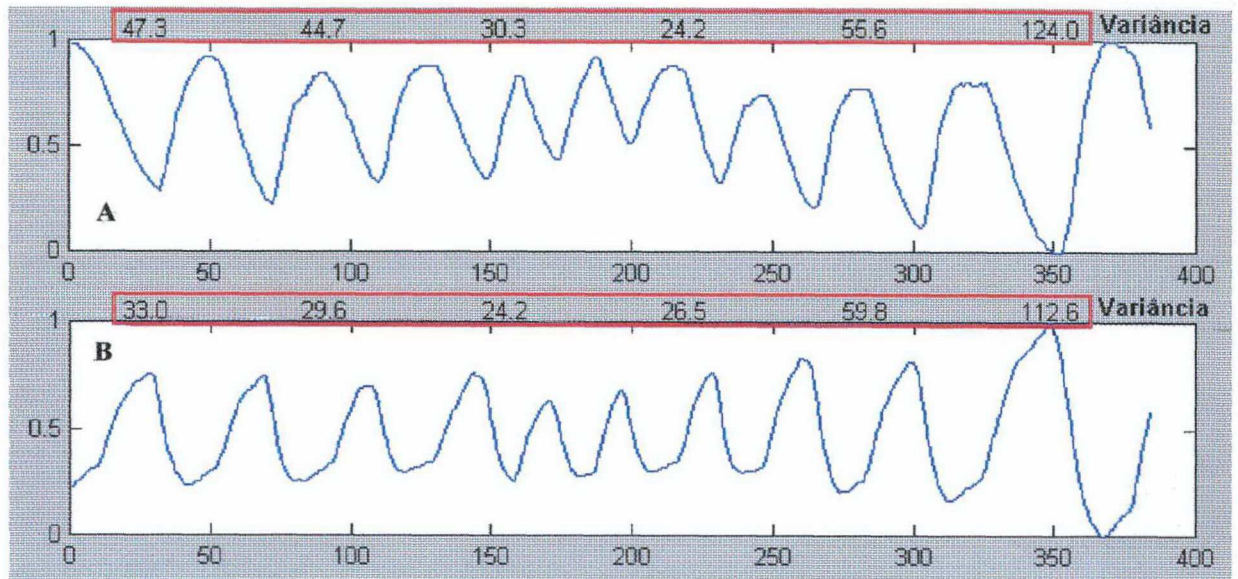


Figura 5.9 - Hipopnéia do sono. Em A, é apresentado o decréscimo do fluxo respiratório (registro superior) e em B, decréscimo do movimento torácico (registro inferior). No eixo x é representado o número de amostras e no eixo y a amplitude normalizada

5.6 Análise de padrões através de RNAs

A frequência predominante do EEG não é fator conclusivo para a determinação da fase II do sono, e sim o aparecimento em conjunto de padrões como o de complexos K e fusos do sono (RECHTSCHAFFEN, 1977). Após a identificação da fase dois do sono e demais características de frequência do sinal de EEG, torna-se possível a identificação de todas as outras fases do sono, exceto a fase REM, que depende do EMG e EOG. Para a identificação de padrões da fase 2 do sono é necessário um processamento mais apurado para a identificação dos padrões característicos desta fase (complexos K e fusos do sono).

Com o intuito de encontrar a semelhança entre padrões do sono, foram utilizados métodos baseados em RNA's e pré-processamento. O uso de

conceitos e definições de RNA's utilizados neste trabalho, foram primeiramente desenvolvidos no trabalho de Jorge M. Barreto (BARRETO et al., 1992a, BARRETO, et al. 1992b, BARRETO, et al. 1992c; BARRETO, 1996), e, mais tarde em na seqüência de trabalhos Fernando M. de Azevedo (DE AZEVEDO, 1997). E, por último, nas Teses de Doutorado de Roberto C. de Oliveira Limão, Mauro Roisenberg e Fernanda Argoud (DE OLIVEIRA 1996; ROSEINBERG, 1998; DE OLIVEIRA, 1999; ARGLOUD, 2001)

Neste trabalho foram utilizadas diversas estruturas de RNAs, onde o modelo utilizado varia do estático (RNAE) ao modelo dinâmico (RNAD). A topologia escolhida para as Redes do sistema foi a de Rede Direta ou *feedforward*. O treinamento foi supervisionado e utilizou-se o algoritmo de *backpropagation*.

Diversos números de neurônios tanto da camada de entrada como da camada "hidden" (camada intermediária) foram utilizados, porém apenas um único foi utilizado na saída de cada RNA, devido a necessidade de se obter apenas um Vetor de Saída da RNA para realizar a análise.

Os vetores de entrada (sinais de EEG) foram escalonados de tal forma que o valor máximo de amplitude correspondesse ao valor um, e o valor mínimo a zero. Isso é necessário devido à grande variação de amplitude que poderá correr de indivíduo para indivíduo e, até mesmo, entre tipos diferentes de eletrodos utilizados na captação dos sinais. Na identificação de complexos K e fusos do sono, a amplitude não possui grande importância, mas sim a variação de amplitude que pode ocorrer durante um determinado padrão, bem como a frequência, formato, e duração destes (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977).

A análise dos resultados obtidos pelas RNAs é realizado através do cálculo da sensibilidade e da especificidade dos resultados.

A sensibilidade é a capacidade de identificar positivos (padrões de fusos ou complexos K) entre os padrões verdadeiramente existentes, equação 5.8.

$$\boxed{\text{Sensibilidade} = \frac{A}{A+C}} \quad (5.8)$$

Onde, "A" representa os padrões verdadeiramente positivos, isto é, a indicação da existência de um padrão de fuso do sono ou complexo K quando este realmente existe. A variável "C" representa os falsos negativos, isto é, a indicação da inexistência de um complexo K ou fuso do sono quando estes existirem.

A especificidade é a capacidade de identificar negativos (não existência de complexos K ou fusos do sono) entre os padrões verdadeiramente negativos ou inexistentes, equação 5.9.

$$\boxed{\text{Especificidade} = \frac{D}{B+D}} \quad (5.9)$$

Onde, "D" representa os padrões verdadeiramente negativos, isto é, a indicação da inexistência de um padrão de fuso do sono ou complexo K quando estes realmente não existem. A variável "B" representa os falsos positivos, isto é, a indicação da existência de um complexo K ou fuso do sono quando na realidade estes não existem.

5.6.1 Rede Neural Artificial Estática (RNAE)

Métodos matemáticos e estatísticos podem ser aplicados para o reconhecimento de padrões, porém o especialista humano ainda é conhecido como a melhor opção para a classificação de padrões. Através da simples inspeção de um especialista nos registros de EEG, ele é capaz de classificar e identificar padrões característicos de todas as fases do sono, determinar visualmente a frequência de cada época do registro, bem como padrões característicos, como fusos e complexos K do sono.

O desejo de construir artefatos capazes de apresentarem algum tipo de comportamento inteligente, faz com que estruturas matemáticas ou programas matemáticos sejam desenvolvidos visando a reprodução, com detalhes suficientes, das estruturas biológicas responsáveis pelos mecanismos da inteligência. A construção de redes neurais artificiais (RNA) tem como inspiração os neurônios biológicos e o nosso sistema nervoso, esperando pela emergência de algum comportamento inteligente (DE AZEVEDO, 1994a, DE AZEVEDO, 1997; CYBENKO, 1988; DE CARLI et al., 1999). Entretanto, é importante compreender que atualmente as RNAs estão muito distantes das neurais naturais (RNN), devido ao alto grau de paralelismo existente na estrutura cerebral humana.

De forma a compatilizar as RNAs utilizadas neste trabalho, bem como facilitar a comparação dos resultados, utilizou-se uma forma padrão, com um número fixo de neurônios na camada de entrada, intermediária e saída. Bem como, a taxa de aprendizado de 0.01 e erro médio quadrático da rede menor que 0.02.

A primeira RNA aqui utilizada para identificação de padrões do sono foi a RNA estática. A topologia da RNAE é a padrão, composta de 90 neurônios na camada de entrada, 40 neurônios na camada intermediária e apenas um neurônio na camada de saída. A escolha de 90 neurônios na camada de entrada deve-se a extensão da janela de tempo escolhida sobre o registro de EEG. Esta janela de tempo possui em torno de um segundo, o que representa em média o dobro da duração de um fuso ou complexo K, porém podem existir fusos e complexos K com duração maior do que 0,5 e próximas a 1 segundo (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977). O número de neurônios adotados na camada intermediária foi obtido através da análise comparativa entre o número de neurônios de entrada e da camada intermediária do modelo neuronal da retina do olho humano, sendo que este tópico será discutido posteriormente neste capítulo. A Figura 5.10 apresenta a estrutura das camadas e disposição dos neurônios da RNAE.

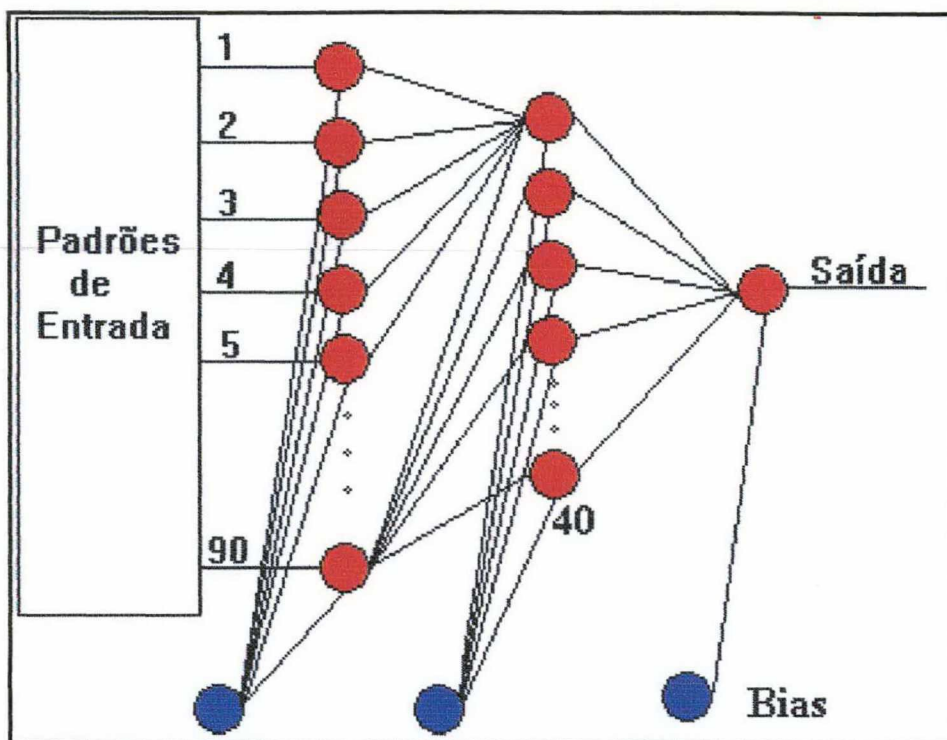


Figura 5.10 - Estrutura da RNAE, com uma camada de entrada de 90 neurônios, (correspondente ao número de elementos do padrão de entrada), uma camada intermediária de 40 neurônios e um neurônio de saída.

Os padrões utilizados para o treinamento correspondem as entradas da RNAE, isto é, cada ponto do registro de EEG corresponde a entrada de um neurônio na RNAE. Os padrões alvo para saída da RNAE são baseados na Tabela 5.1, onde a entrada de um fuso do sono na RNAE resulta em sua saída igual a 1 e complexos K igual a -1, todas as outras frequências e padrões de entrada do registro devem apresentar valores igual ou próximos a zero.

Tabela 5.1 - Padrões de entrada e saída para o treinamento da RNAE

Tipo de Padrão	Saída da RNAE
Fusos do Sono	1
Complexos K	-1
Outros	0

O treinamento da RNAE é realizado através da apresentação de um padrão na entrada da rede e um outro respectivo na saída (conforme a Tabela

5.1). Após, realizar o primeiro treinamento para todos os padrões de entrada, verifica-se o critério de parada, se este não for satisfeito repete-se o treinamento com todos os padrões novamente. O critério de parada para o treinamento da RNAE é o critério do somatório do erro médio quadrático total (SEQT) (BARRETO et al., 1992 e BARRETO, 1996). Quando o SEQT for menor ou igual a 0,02 o treinamento é interrompido, pois considera-se que a rede “aprendeu” com os elementos de entrada.

A taxa de aprendizado foi mantida constante (taxa de aprendizado = 0.01) para todos os tipos de RNA apresentadas neste trabalho, com a finalidade de facilitar a comparação dos resultados entre os diversos tipos de redes.

A Figura 5.11 apresenta os padrões de treinamento da RNAE, os cinco primeiros padrões de treinamento (parte superior da Figura) são registros relativos à ocorrência de fusos do sono no sinal de EEG. Na parte central da Figura 5.11 aparece um conjunto de cinco complexos K. Na parte inferior um conjunto de ritmos de ondas lentas. Este último padrão não possui nenhum tipo de característica definida, apenas frequências e amplitudes características da fase 2 do sono.

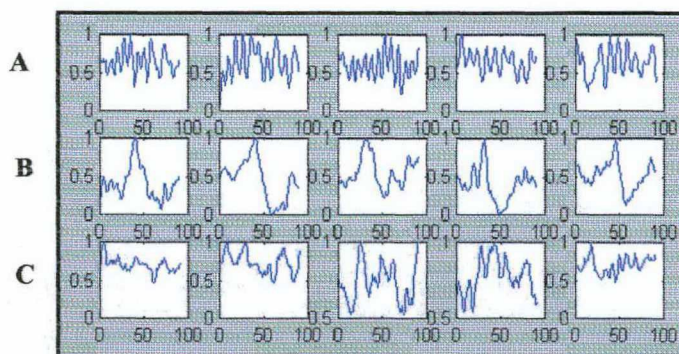


Figura 5.11 – Padrões de treinamento para a RNAE. Em A fusos do sono; em B, complexos K e em C, padrões predominantes da fase 2 do sono. No eixo x é representado o número de amostras e no eixo y a amplitude normalizada

Para a validação da RNAE foi utilizado um registro de 1 hora de duração total de sono de um adulto normal, contendo episódios de fase 2 do sono, com vários complexos K e fusos do sono distribuídos ao longo do

registro, identificados como tal pelo especialista Estes trechos de registros foram submetidos à RNAE e as convergências de verdadeiro/falsos positivos ou negativos (concordância com o diagnóstico do especialista, para presença de complexos K e fusos do sono) conforme a Tabela 5.2. A Tabela é dividida em 2 áreas principais: valores identificados pelo especialista e valores obtidos pela análise da RNAE. Os padrões identificados pelo especialista são os complexos K e os fusos do sono, os demais são padrões predominantes da fase 2 do sono. Na análise pela rede neural utilizou-se critérios de comparação entre os obtidos pela RNA e os obtidos pelo especialista. Os padrões verdadeiramente positivos ocorrem quando os padrões são encontrados pela RNA e pelo especialista ao mesmo tempo (complexos K ou fusos do sono), os verdadeiros negativos quando nem a RNA nem o especialista detectaram algum tipo de padrão de fuso ou complexo K. Os falso negativos ocorrem quando o especialista encontrou um determinado padrão e a RNA não o encontrou e, por fim, os falsos negativos correm quando o especialista não encontrou nenhum padrão e a RNA entrou. No final da Tabela, foi realizado o cálculo da sensibilidade e especificidade destes padrões, afim de criar um método para a comparação dos resultados de outros tipos de RNA.

Tabela 5.2 - Padrões identificados pela RNAE

Especialista		Análise da RNAE			
Padrão	Horário	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso Negativo
P. Fase II	00:07:05		X		
Compl. K	00:07:17	X			
Fuso	00:07:33				X
P. Fase II	00:07:40		X		
Compl. K	00:07:52	X			
Compl. K	00:08:52				X
P. Fase II	00:09:00		X		
Compl. K	00:10:21				X
Compl. K	00:10:41				X
Fuso	00:11:03	X			
P. Fase II	00:11:10		X		
Fuso	00:11:33	X			
Compl. K	00:12:16	X			
P. Fase II	00:12:30		X		

Compl. K	00:12:52				X
Fuso	00:13:14	X			
P. Fase II	00:13:17			X	
Compl. K	00:13:21	X			
Compl. K	00:13:29	X			
Fuso	00:14:45			X	X
P. Fase II	00:15:00		X		
Fuso	00:15:20	X			
Compl. K	00:15:57				X
Fuso	00:16:26	X			
P. Fase II	00:16:30			X	
Compl. K	00:16:35	X			
Compl. K	00:17:20	X			
Fuso	00:18:06	X			X
Fuso	00:18:17				X
P. Fase II	00:18:30			X	
Compl. K	00:18:47	X			
Fuso	00:20:15	X			
Compl. K	00:20:17	X			
Fuso	00:20:18				X
Fuso	00:20:20	X			
P. Fase II	00:20:30		X		
Compl. K	00:20:37	X			
Compl. K	00:22:28	X			
Compl. K	00:22:40				X
Fuso	00:22:54	X			
Fuso	00:23:12				X
P. Fase II	00:24:00		X		
Compl. K	00:24:41				X
Compl. K	00:24:56	X			
Compl. K	00:25:07	X			
P. Fase II	00:25:20			X	
Compl. K	00:25:30	X			
Fuso	00:25:32	X			
Fuso	00:26:18				X
P. Fase II	00:26:30			X	
Fuso	00:26:55				X
Compl. K	00:27:01	X			
Fuso	00:28:05	X			
Fuso	00:28:15	X			
P. Fase II	00:29:00			X	
Fuso	00:30:27	X			
Compl. K	00:30:34				X
Fuso	00:31:12				X
Fuso	00:31:27				X
P. Fase II	00:32:00		X		
Fuso	00:32:26	X			
Fuso	00:32:28	X			
Fuso	00:33:15				X
P. Fase II	00:33:17		X		
Fuso	00:33:19	X			

Compl. K	00:36:02	X			
Fuso	00:37:17	X			
Compl. K	00:37:28	X			
P. Fase II	00:37:40			X	
Fuso	00:38:01	X			
Fuso	00:40:16	X			
Compl. K	00:42:18				X
Compl. K	00:43:23	X			
P. Fase II	00:43:30		X		
Compl. K	00:44:34				X
Compl. K	00:45:19	X			
Compl. K	00:45:59	X			
Compl. K	00:46:26	X			
Compl. K	00:47:39	X			
P. Fase II	00:48:00			X	
Compl. K	00:51:07	X			
Compl. K	00:51:53				X
Compl. K	00:52:25	X			
P. Fase II	00:53:00		X		
Fuso	00:57:09				X
TOTAL		43	12	8	22
Sensibilidade					0.66
Especificidade					0.6

5.6.1.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAE

Algoritmo: do tipo *backpropagation* com 90 neurônios de entrada, 40 neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para fusos do sono, -1 para complexos K e 0 para padrões da fase 2 do sono, com noventa amostras cada um.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático para os três padrões de saída igual a 0,02

Características do treinamento: Todos os registros são enviados um a um para o treinamento, sendo que todos os noventa pontos do registro são apresentados simultaneamente aos neurônios de entrada da rede.

Características da identificação: os noventa pontos de um padrão são apresentados simultaneamente e uma resposta é apresentada identificando o padrão (1,-1 ou 0).

5.6.2 Rede Neural Artificial Dinâmica (RNAD)

Os registros de EEG, bem como os demais registros eletrográficos, apresentam características e padrões que modificam-se no tempo. Sendo que a forma em que os sinais variam no tempo não caracteriza uma única função e sim um conjunto delas sobrepostas (sinais de varias frequências, artefatos, fusos, complexos K, etc). Devido a estas características procura-se utilizar redes neurais com características dinâmicas para acompanhar a variabilidade do sinal (DE AZEVEDO, 1993; DE AZEVEDO, 1994b, GILES et al., 1994)

A RNAD possui como entrada uma camada constituída de 90 neurônios sendo a entrada de cada neurônio é interligada a uma malha de atraso (elementos Z^{-1} na Figura 5.12). A camada intermediária da rede neural é composta de 40 neurônios, totalmente interconectados com os neurônios de entrada. A camada de saída da rede neural é composta de apenas um neurônio conectado a todos os neurônios da camada intermediária. A saída é interligado a outra malha de atraso, suprimindo dados a um sistema simbólico composto por regras de produção, a fim de realizar a classificação final do sinal. A malha de atraso da saída da RNAD tem como finalidade o armazenamento de todos os valores em um vetor, o qual será posteriormente analisado pelo sistema simbólico afim de detectar algum tipo de complexo K ou fuso do sono; o diagrama da RNAD pode ser visualizado na Figura 5.12. Complementando a rede, cada neurônio foi dotado de um "bias" com a finalidade de aumentar ou diminuir o nível de ativação de cada neurônio, auxiliando, desta forma, no treinamento da RNAD.

As características dinâmicas deste tipo de rede estão nos elementos de entrada e saída da RNA. A malha de atraso da entrada faz com que todos os pontos do registro de EEG passe em cada um dos 90 neurônios de entrada da rede, sendo que, o último ponto (ou nonagésimo elemento) é eliminado após ser computado o seu valor pela RNA. Este procedimento se repete até o final do registro de EEG ou do padrão a ser analisado. A principal característica desta RNA é a de verificar a maneira com que os pontos variam no decorrer do tempo e não a disposição dos pontos no plano, como é o caso da RNAE, possibilitando, desta forma, a identificação de sinais variantes no tempo, como é o caso dos sinais bioelétricos. Portanto, a RNAE é indicada para sinais estáticos (onde o padrão se encontra estável ou não variante no tempo), em contrapartida a RNAD é indicada para sinais variantes no tempo. A malha de atraso na saída da RNA serve para unir os resultados das últimas 90 análises realizadas pela RNA em um vetor para a análise posterior.

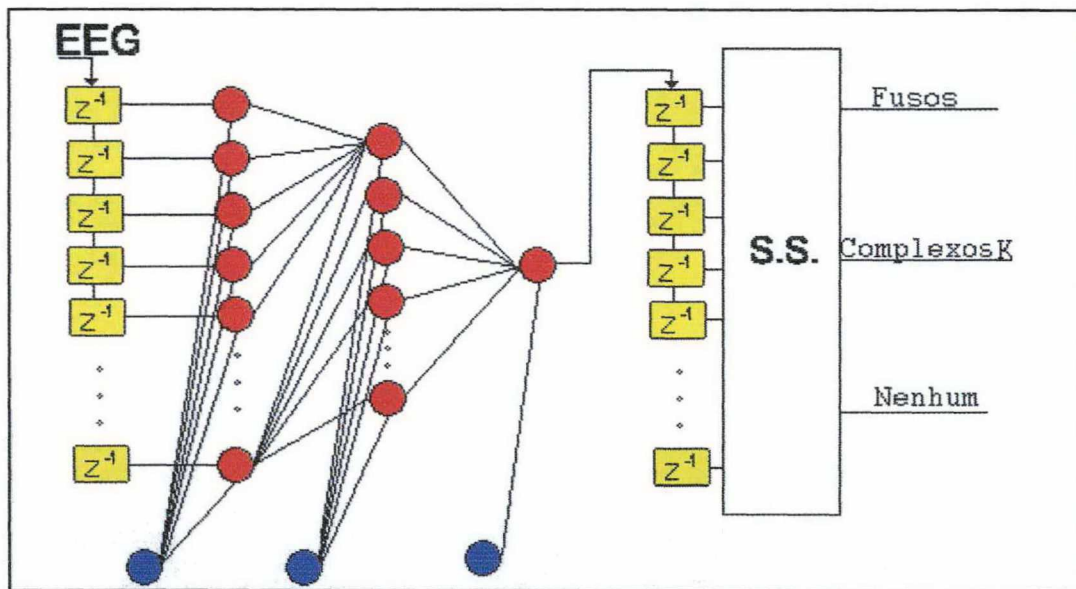


Figura 5.12 - Estrutura de um rede neural dinâmica para o reconhecimento de complexos K e fusos do sono. Apresenta uma malha de atraso na entrada (Z^{-1}), interligada a 90 neurônios da camada de entrada. A camada intermediária é composta de 40 neurônios interligados a apenas um neurônio de saída que leva o sinal para outra malha de atraso. A função do Sistema simbólico (SS) é analisar o valor mantido pela última malha de atraso e identificar o padrão como fusos, complexo K ou nenhum deles.

O treinamento da rede é realizado, passo a passo, conforme a entrada de cada valor de 12 bits digitalizado de EEG (RODRIGUES, 1997), isto é, para cada ponto que entra na malha de atraso é realizado um treinamento pela rede. No início, antes de entrar o primeiro ponto do sinal para o treinamento, todas as saídas da malha de atraso apresentam o valor 1, porém, estes se modificam a medida que os padrões de entrada começam a entrar pela malha. O valor 1 na malha de atraso serve como um tipo de identificador para a RNAD, pois quando todos valores na entrada forem 1 a saída da RNAD também o será, a medida que os valores vão se modificando na entrada os valores da saída também começam a variar.

Cada padrão é constituído de noventa pontos, da mesma forma que na RNAE, o que possibilita o deslocamento do sinal no tempo através dos 90 neurônios da camada de entrada da rede, o que reflete significativamente na fase de aprendizado e na fase de identificação de padrões da RNAD. Quanto maior for o vetor de entrada da RNAD, isto é, o número de neurônios da entrada, maior será o deslocamento do padrão nestes neurônios e, conseqüentemente, melhor será a sua identificação. Porém, quando maior número de neurônios maior será o tempo para treinamento da rede. A RNA utiliza o algoritmo *backpropagation* para o treinamento e um conjunto de padrões de treinamento conforme descrito na Tabela 5.3; nota-se a diferença com a Tabela 5.1 somente nos padrões de saída. Um efeito interessante na utilização das RNAD é o fato do treinamento se realizar de forma mais rápida para valores distantes entre si, diferente do que ocorre com as RNAE, onde não importava o valor utilizado, sendo que neste caso fora utilizado 1 e -1 para a identificação dos padrões de saída. Testes realizados com valores de -1 e 1 demostram que o treinamento da RNAD é muito mais lento que quando fora realizado com valores de 0 e 1, sem que ocorra perda na capacidade de identificação do sinal. Este fato provavelmente é causado pela constante variação dos padrões de entrada da rede, tornando mais difícil a saída da RNAD para os valores limites de seus neurônios, isto é, valores de -1 e 1.

Os padrões foram apresentados à rede de forma seqüencial, intercalando um fuso, um complexo K, e um ritmo padrão da fase 2 do sono. Em princípio, para efeitos de comparações de resultados entre as RNAs, foi utilizado o mesmo conjunto de padrões da RNAE (Figura 5.11).

Tabela 5.3 - Padrões de entrada e saída para o treinamento da RNAD

Tipo de padrão	Saída da RNAD
Fusos do Sono	1
Complexo K	0
Ritmo da fase 2 do sono	0,5

Ainda sobre o treinamento da RNAD, pode-se dizer que a RNAD foi treinada com a finalidade de encontrar fusos e complexos K na extensão do registro de EEG durante o sono. Porém, quando um fuso é encontrado, o resultado do neurônio de saída é ativado (valor em torno de 1), já quando a rede neural encontrar um complexo K o resultado do neurônio de saída é próximo de zero. Com a finalidade de minimizar falsos positivos ou negativos que possam vir a ocorrer durante a classificação da RNAD, tornou-se necessário o treinamento com padrões de ritmos predominantes aos da fase 2 do sono. Estes padrões servem como pontos de referência no treinamento e fazem com que a saída da RNAD possua um valor intermediário igual a 0,5, representando a negação na identificação de características dos padrões de complexos K ou fusos do sono.

A atualização dos pesos da rede é realizada a cada ponto, de acordo com a entrada dos pontos pela malha de atraso. O padrão alvo para saída da rede apresentado na Tabela 5.3 somente é alterado após a rede ter realizado o treinamento com cada um dos 90 pontos de cada padrão de entrada. O treinamento da rede neural foi realizado até que o somatório do erro quadrático total (SEQT) fosse menor ou igual a 0,02 com taxa de aprendizado da rede (*learning rate*) igual a 0,01, da mesma forma que na RNAE.

Como citado anteriormente, o treinamento da RNAD foi realizado de modo a utilizar um vetor com 90 elementos, proporcionando apenas uma saída (uma em cada instante de tempo) para cada padrão de entrada. Este vetor de saída gerado pela RNAD é denominado Vetor de Saída da Rede Neural (VSRN).

O erro da RNAD é calculado tomando como base a diferença do VSRN com um vetor de 1 (uns) para fusos do sono, ou um vetor de 0 (zeros) para complexos K, ou um vetor com o valor constante de 0,5 para os demais padrões do registro de EEG.

O Sistema Simbólico (S.S.) que tem como finalidade realizar uma classificação dos resultados de saída da rede neural, verificando o comportamento dos dados da RNAD no decorrer do tempo, isto é, verificar se a saída da rede neural apresentou um nível lógico 1 ou 0 (ou aproximadamente), durante um determinado intervalo de tempo, já que a rede possui um comportamento dinâmico e o seu resultado é em função do tempo (Figura 5.12).

A inspeção comparativa dos resultados de saída da rede neural (VSRN resultante da RNAD) com o resultado da classificação do registro de EEG por um médico especialista possibilitou chegar ao critério de classificação utilizado pelo S.S. da RNAD (RODRIGUES, 1999a, RODRIGUES, 1999b, RODRIGUES, 1999c, RODRIGUES, 1999d). Este critério de classificação foi escrito através de regras de produção e pode ser resumido conforme o algoritmo da Figura 5.13.

```

IF( $\overline{VSRN} > 50\%$ )
  THEN
    IF( $\exists \overline{VSRN} > 20 \text{ pontos AND } SEQT(\overline{VSRN}) < 0,1$ )
      THEN
        O padrão foi encontrado!
      ELSE
        O padrão não foi encontrado!

```

Figura 5.13 - Regras para o SS verificar um segmento

O algoritmo proposto para o SS é realizado através da análise do VSRN. Devido a instabilidade do sinal de saída com os primeiros pontos a serem analisados pela RNAD somente a metade superior do VSRN é analisada. Os primeiros valores dos vetor não são importantes e não apresentam um resultado consistente devido ao fato da rede estar se adaptando dinamicamente ao sinal de entrada. A análise da metade superior do VSRN é realizada através da procura de um segmento do VSRN maior que 20 pontos, cujo o somatório do erro médio quadrático total (SEQT) não ultrapasse o valor de 0,1 (o que representa uma saída válida).

Os resultados obtidos pela RNAD foram obtidos através de um treinamento que perdurou por 80000 épocas, tornando o $SEQT < 0,02$.

Primeiramente, após o treinamento da RNAD, foi testada a sua capacidade no reconhecimento de fusos do sono. Na Figura 5.14, à esquerda é apresentado alguns padrões de entrada identificados pela RNAD como fusos do sono (estes padrões não fazem parte do conjunto de treinamento da rede), à direita, a Figura 5.14 mostra o VSRN resultante do treinamento. Nota-se, que o VSRN tende à estabilizar em 1 (ou aproximar-se de 1) no momento em que ocorre a identificação de um determinado padrão de fuso do sono.

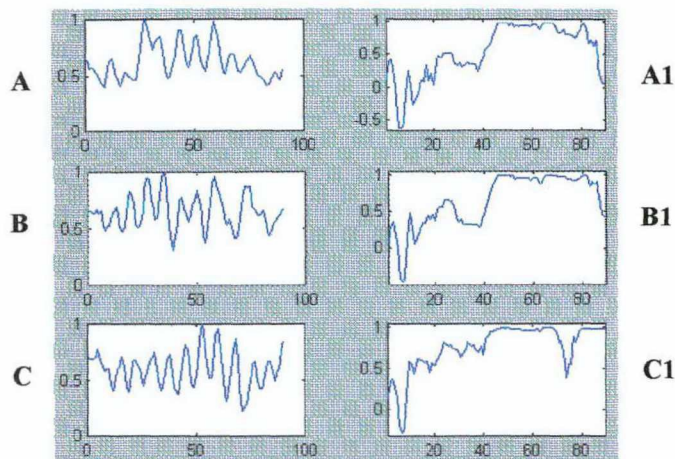


Figura 5.14 – Em A, B e C, observa-se fusos do sono identificados pela RNAD. A direita de cada padrão (A1, B1, C1), encontra-se o VSRN resultante após a análise da RNAD

Como um segundo teste para RNAD, foi verificada a sua capacidade no reconhecimento de complexos K do sono. A Figura 5.15 apresenta alguns dos padrões identificados como complexo K pela rede neural. Nota-se, que o VSRN tende à estabilizar em 0 (ou aproximar-se de 0) no momento em que ocorre a identificação de um determinado padrão de complexo K.

Na análise da RNAD foi utilizado o mesmo registro de uma hora de sono da RNAE. A Tabela 5.4 apresenta a listagem de padrões encontradas pelo especialista e os padrões encontrados pela RNAD. As duas primeiras colunas da tabela representam o tipo e localização do padrão encontrado pelo especialista, nas outras quatro colunas estão representados os padrões verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos encontrados pela rede neural. No final da tabela é apresentado o resultado do o cálculo da especificidade e estabilidade, com os padrões obtidos pela rede neural.

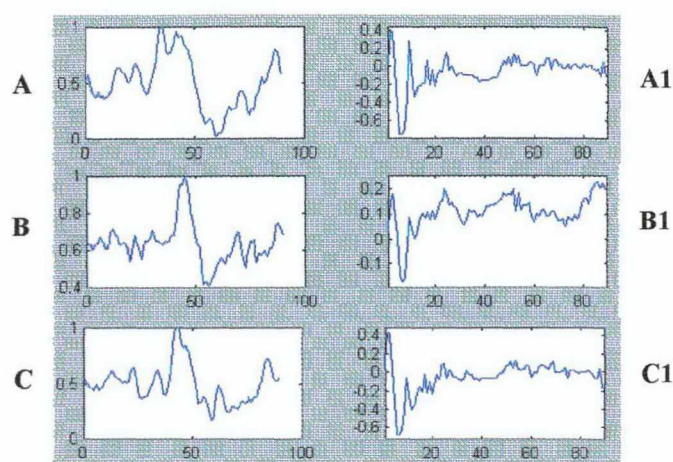


Figura 5.15 - Em A, B e C, observam-se complexos K do sono identificados pela RNAD. À direita de cada padrão (A1, B1, C1), encontra-se o VSRN resultante após a análise da RNAD

Tabela 5.4 - Padrões identificados pela RNAD

Especialista		Análise da RNAD			
Padrão	Horário	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso Negativo
P. Fase II	00:07:05		X		
Compl. K	00:07:17	X			
Fuso	00:07:33				X
P. Fase II	00:07:40		X		
Compl. K	00:07:52	X			
Compl. K	00:08:52	X			
P. Fase II	00:09:00		X		
Compl. K	00:10:21				X
Compl. K	00:10:41				X
Fuso	00:11:03	X			
P. Fase II	00:11:10		X		
Fuso	00:11:33	X			
Compl. K	00:12:16	X			
P. Fase II	00:12:30		X		
Compl. K	00:12:52				X
Fuso	00:13:14	X			
P. Fase II	00:13:17			X	
Compl. K	00:13:21	X			
Compl. K	00:13:29	X			
Fuso	00:14:45				X
P. Fase II	00:15:00		X		
Fuso	00:15:20	X			
Compl. K	00:15:57				X
Fuso	00:16:26	X			
P. Fase II	00:16:30			X	
Compl. K	00:16:35	X			
Compl. K	00:17:20	X			
Fuso	00:18:06	X			X
Fuso	00:18:17				X

P. Fase II	00:18:30		X		
Compl. K	00:18:47	X			
Fuso	00:20:15	X			
Compl. K	00:20:17	X			
Fuso	00:20:18				X
Fuso	00:20:20	X			
P. Fase II	00:20:30		X		
Compl. K	00:20:37	X			
Compl. K	00:22:28	X			
Compl. K	00:22:40				X
Fuso	00:22:54	X			
Fuso	00:23:12	X			
P. Fase II	00:24:00		X		
Compl. K	00:24:41				X
Compl. K	00:24:56	X			
Compl. K	00:25:07	X			
P. Fase II	00:25:20			X	
Compl. K	00:25:30	X			
Fuso	00:25:32	X			
Fuso	00:26:18				X
P. Fase II	00:26:30			X	
Fuso	00:26:55				X
Compl. K	00:27:01	X			
Fuso	00:28:05	X			
Fuso	00:28:15	X			
P. Fase II	00:29:00			X	
Fuso	00:30:27	X			
Compl. K	00:30:34				X
Fuso	00:31:12				X
Fuso	00:31:27				X
P. Fase II	00:32:00		X		
Fuso	00:32:26	X			
Fuso	00:32:28	X			
Fuso	00:33:15				X
P. Fase II	00:33:17		X		
Fuso	00:33:19	X			
Compl. K	00:36:02	X			
Fuso	00:37:17	X			
Compl. K	00:37:28	X			
P. Fase II	00:37:40		X		
Fuso	00:38:01	X			
Fuso	00:40:16	X			
Compl. K	00:42:18	X			
Compl. K	00:43:23	X			
P. Fase II	00:43:30		X		
Compl. K	00:44:34				X
Compl. K	00:45:19	X			
Compl. K	00:45:59	X			
Compl. K	00:46:26	X			
Compl. K	00:47:39	X			
P. Fase II	00:48:00			X	

Compl. K	00:51:07	X			
Compl. K	00:51:53				X
Compl. K	00:52:25	X			
P. Fase II	00:53:00		X		
Fuso	00:57:09				X
TOTAL		46	14	6	19
Sensibilidade					0,71
Especificidade					0,7

5.6.2.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD

Algoritmo: Semelhante ao *backpropagation*, acrescido de uma malha de atraso na entrada da RNA. Apresenta 90 neurônios na camada de entrada, 40 neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com noventa amostras cada um.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para fusos do sono, 0 para complexos K e 0,5 para padrões da fase 2 do sono.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático para os três padrões com valores iguais ou menores que 0,02.

Características do treinamento: Todos os registros são enviados um a um para uma malha de atraso. Os elementos da malha de atraso estão interligados ao 90 neurônios de entrada. O treinamento ocorre para cada deslocamento de um ponto sobre a malha de atraso resultando em um vetor de saída (VSRN) e não, de um único valor como na RNAE. Portanto, o padrão "alvo" a ser comparado no treinamento é um vetor de uns para fusos de sono e um vetor de zeros para os complexos K.

Características da identificação: os noventa amostras de um padrão são apresentados um a um para a RNAD. Um vetor resultante é gerado e, posteriormente, analisado a procura de um segmento em 1 ou 0, que represente um determinado padrão de fuso do sono ou complexo K, respectivamente.

5.6.3 Rede Neural Artificial Dinâmica Independente (RNADI)

A Rede Neural Artificial Dinâmica Independente é uma variante da Rede Neural Artificial Dinâmica. Este tipo de rede apresenta na sua estrutura duas RNAD, uma especializada na identificação de complexos K e outra rede especializada na identificação de fusos do sono.

A RNADI utiliza como algoritmo de treinamento o *backpropagation* e como padrões de treinamento um conjunto de padrões de entrada e saída conforme descrito na Tabela 5.5. Os padrões foram apresentados a rede de forma paralela, utilizando-se um conjunto de fusos do sono para o treinamento da RNAD1 e outro de complexos K para treinar a RNAD2, e posteriormente, um ritmo padrão da fase 2 para treinar ambas RNAs. Novamente, foi utilizado o mesmo conjunto de padrões da RNAE.

A forma de treinamento para a RNADI é muito mais simples do que o da RNAD. Cada uma das RNAs é treinada para encontrar o padrão alvo 1, isto é, se existir um complexo K ou fuso do sono no segmento de EEG analisado, a saída da rede deverá conter o valor 1.

Tabela 5.5 – Padrões de Treinamento para as RNADI

Padrões de Entrada para as RNADI	Padrão de Saída para a RNDA1	Padrão de Saída para a RNDA2
Fusos do Sono	1	0
Complexos K	0	1
Ritmo da fase 2 do sono	0	0

A topologia (número de neurônios) e parâmetros para o treinamento são idênticos ao da rede do RNAD e RNAE.

A Figura 5.16 apresenta a estrutura da RNADI, onde pode-se verificar a existência de duas RNADs, uma especializada na identificação de complexos K e outra, na identificação de fusos do sono. A utilização das duas RNAs melhorou o processo de identificação de padrões, tanto em velocidade quanto em precisão, porém introduziu um erro que antes não existia com as RNAD: o fato das duas redes neurais identificarem um padrão ao mesmo

tempo. Portanto, o SS deste tipo de rede deve levar em consideração este fato, para gerar uma saída correta. A solução foi verificar qual saída das RNADs apresenta o sinal mais estável e mais próximo do valor 1 neste instante, isto é, verificar qual delas possui o menor SEQT. Logo, a análise pode ser baseada no algoritmo da Figura 5.17.

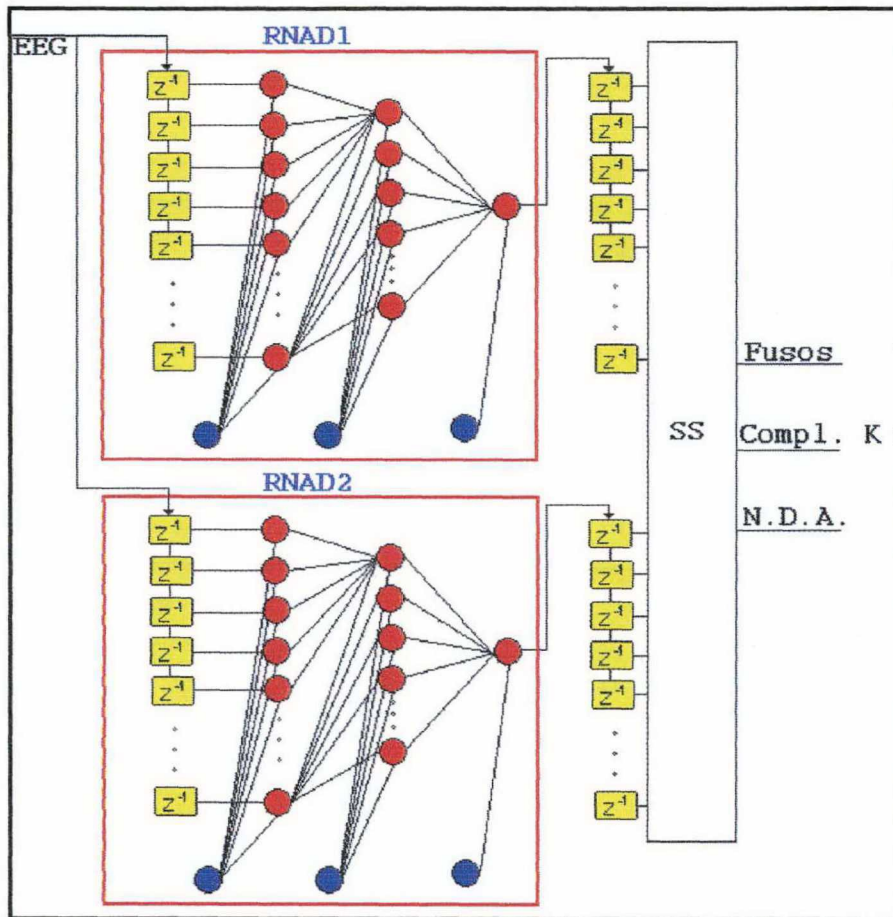


Figura 5.16 - Estrutura da RNADI, composta de duas RNADs. As RNAD1 e RNAD2 São responsáveis pela identificação de fusos e complexos K do sono, respectivamente. O valor resultante destas redes é a análise pelo sistema simbólico (SS). Através dos dois vetores de atraso da saída das RNAD, e posteriormente, classificado como fusos, complexo K ou nenhum dos dois padrões.

```

IF( $\overline{VSRN1} > 50\%$ )
  THEN
    IF( $\exists \overline{VSRN1} > 20 \text{ pontos AND } SEQT1(\overline{VSRN1}) < 0,1$ )
      THEN
        O padrão fuso do sono foi encontrado !
        padrão1 = 1;
      ELSE
        O padrão não foi encontrado !

IF( $\overline{VSRN2} > 50\%$ )
  THEN
    IF( $\exists \overline{VSRN2} > 20 \text{ pontos AND } SEQT2(\overline{VSRN2}) < 0,1$ )
      THEN
        O padrão complexo k foi encontrado !
        padrão2 = 1;
      ELSE
        O padrão não foi encontrado !

IF(padrão1 AND padrão2)
  THEN
    IF( $SEQT1 < SEQT2$ )
      THEN
        O padrão é o fuso do sono
      ELSE
        O padrão é o complexo K
  
```

Figura 5.17 - Algoritmo do SS da RNADI

O algoritmo possui a mesma finalidade e características da RNAD, porém, utiliza-se o cálculo independente para cada uma das RNAD (verificando se existe um segmento maior que 20 pontos próximo a 1 com um SEQT menor do que 0,1). Quando um padrão se assemelha a um fuso do sono e também, a um complexo K (pode existir fuso e complexos K no mesmo instante) (BROUGHTON, 1995), a seleção do padrão é dada pelo VSRN que possui o menor SEQT.

Após o treinamento, foi utilizado o mesmo registro de uma hora de sono utilizados pela RNAE e RNAD (caracterizado como fase dois do sono) para validar a RNADI. A Tabela 5.6 apresenta esta listagem de padrões encontradas pelo especialista e os padrões encontrados pela RNADI.

Tabela 5.6 - Padrões identificados pela RNADI

Especialista		Análise da RNADI			
Padrão	Horário	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso Negativo
P. Fase II	00:07:05		X		
Compl. K	00:07:17	X			
Fuso	00:07:33	X			
P. Fase II	00:07:40		X		
Compl. K	00:07:52	X			
Compl. K	00:08:52				X
P. Fase II	00:09:00		X		
Compl. K	00:10:21				X
Compl. K	00:10:41				X
Fuso	00:11:03	X			
P. Fase II	00:11:10		X		
Fuso	00:11:33	X			
Compl. K	00:12:16	X			
P. Fase II	00:12:30		X		
Compl. K	00:12:52				X
Fuso	00:13:14	X			
P. Fase II	00:13:17		X		
Compl. K	00:13:21	X			
Compl. K	00:13:29	X			
Fuso	00:14:45				X
P. Fase II	00:15:00		X		
Fuso	00:15:20	X			
Compl. K	00:15:57	X			
Fuso	00:16:26	X			
P. Fase II	00:16:30			X	
Compl. K	00:16:35	X			
Compl. K	00:17:20	X			
Fuso	00:18:06	X			
Fuso	00:18:17				X
P. Fase II	00:18:30		X		
Compl. K	00:18:47	X			
Fuso	00:20:15	X			
Compl. K	00:20:17	X			
Fuso	00:20:18				X
Fuso	00:20:20	X			
P. Fase II	00:20:30		X		
Compl. K	00:20:37	X			
Compl. K	00:22:28	X			

Compl. K	00:22:40	X			
Fuso	00:22:54	X			
Fuso	00:23:12				X
P. Fase II	00:24:00		X		
Compl. K	00:24:41				X
Compl. K	00:24:56	X			
Compl. K	00:25:07	X			
P. Fase II	00:25:20			X	
Compl. K	00:25:30	X			
Fuso	00:25:32	X			
Fuso	00:26:18	X			
P. Fase II	00:26:30			X	
Fuso	00:26:55				X
Compl. K	00:27:01	X			
Fuso	00:28:05	X			
Fuso	00:28:15	X			
P. Fase II	00:29:00		X		
Fuso	00:30:27	X			
Compl. K	00:30:34				X
Fuso	00:31:12				X
Fuso	00:31:27				X
P. Fase II	00:32:00		X		
Fuso	00:32:26	X			
Fuso	00:32:28	X			
Fuso	00:33:15				X
P. Fase II	00:33:17		X		
Fuso	00:33:19	X			
Compl. K	00:36:02	X			
Fuso	00:37:17	X			
Compl. K	00:37:28	X			
P. Fase II	00:37:40		X		
Fuso	00:38:01	X			
Fuso	00:40:16	X			
Compl. K	00:42:18				X
Compl. K	00:43:23	X			
P. Fase II	00:43:30		X		
Compl. K	00:44:34				X
Compl. K	00:45:19	X			
Compl. K	00:45:59	X			
Compl. K	00:46:26	X			
Compl. K	00:47:39	X			
P. Fase II	00:48:00			X	
Compl. K	00:51:07	X			
Compl. K	00:51:53	X			
Compl. K	00:52:25	X			
P. Fase II	00:53:00		X		
Fuso	00:57:09				X
TOTAL		48	16	4	17
Sensibilidade					0,74
Especificidade					0,8

5.6.3.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAI

Algoritmo: Semelhante ao *backpropagation*, acrescido de uma malha de atraso na entrada da RNA. Apresenta 90 neurônios na camada de entrada, 40 neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída. Porém, possui duas redes especializadas no treinamento de fusos e complexos K, respectivamente.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com noventa amostras cada um, os mesmos utilizados na RNAE e RNAD.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para o momento em que a primeira RNA encontrar fusos do sono, e valores fixos 1 para o momento em que a segunda RNA encontrar complexos K. Para padrões da fase 2 do sono foi utilizado valores para ambas as RNAs igual a zero.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático para os três padrões com valores iguais ou menores que 0,02.

Características do treinamento: As duas RNAs que compõe a RNADI são treinadas independentemente, conforme o treinamento das RNAD. Todos os registros são enviados um a malha de atraso de cada uma das RNAs. Os elementos da malha de atraso estão interligados aos 90 neurônios de entrada. O treinamento ocorre para as duas RNAs a cada deslocamento de uma amostra sobre a malha de atraso resultando em um vetor de saída (VSRN) e não de um único valor como na RNAE. O padrão “alvo” a ser comparado no treinamento é um vetor de uns para fusos de sono e complexos K, apenas diferindo da RNA utilizada.

Características da identificação: as noventa amostras de um padrão são apresentados para as duas RNAs que compõem a RNAI, dois vetores resultantes são criados e, posteriormente, analisados a procura de um segmento em 1 que represente um determinado padrão de fuso do sono ou

complexo K dependendo da RNA que foi encontrada. O Sistema Simbólico (SS) utilizado serve para essa finalidade, encontrar um segmento de 1, definir de que RNA foi proveniente e apresentar a identificação do padrão propriamente dito.

5.6.4 Rede Neural Artificial Dinâmica com Filtro e limite de Sensibilidade (RNADFS)

A RNADFS é semelhante a RNAD, possuindo a mesma topologia e critérios para o treinamento. Porém, neste caso a saída da RNAD é aplicada a um filtro de média móvel e por um conjunto de regras de produção capazes de identificar como positivo ou negativo o resultado da saída da RNAD, determinando a identificação de um complexo K ou fuso do sono através de um limite de sensibilidade que controla a regra de identificação de padrões. A Figura 5.18 apresenta a estrutura da RNADFS proposta.

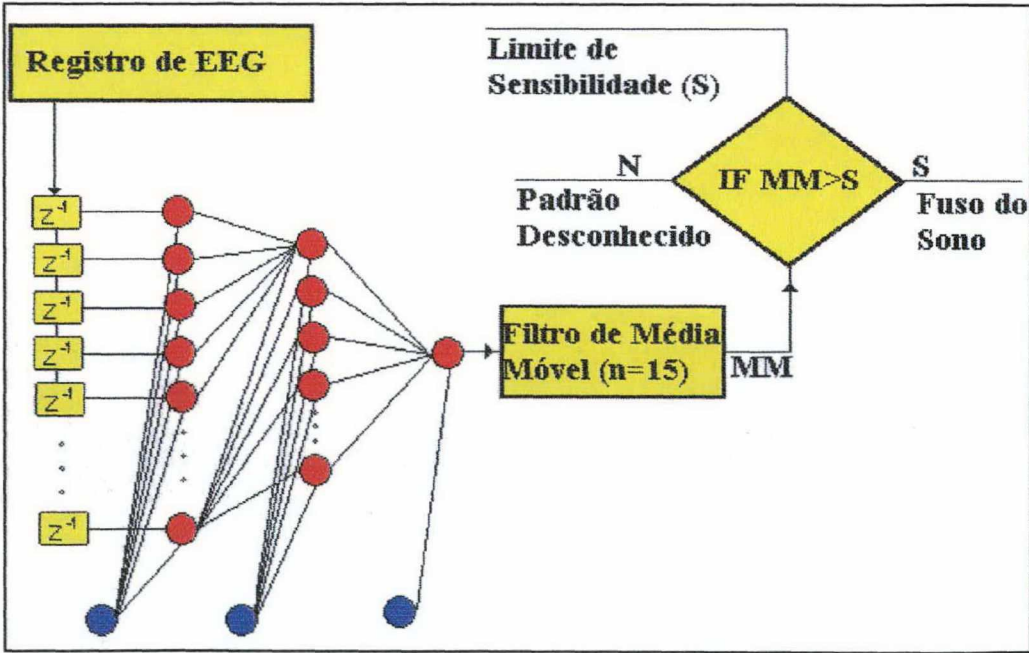


Figura 5.18 - Estrutura da RNADFS composta de filtro de média móvel e limitador de sensibilidade para o reconhecimento de um fuso do sono

O treinamento também possui as características das RNAD anteriores, porém os padrões utilizados para o treinamento desta rede possuem 280 pontos e não 90 como as anteriores. Cerca de 45 pontos representam um fuso do sono propriamente dito e os demais pontos ritmos predominantes na fase 2 do sono. Como os fusos do sono podem variar de duração ou localização na extensão do padrão de treinamento, foi gerado um outro conjunto de padrões a ser utilizado como padrão alvo para a RNAD. A finalidade destes padrões é indicar a localização dos padrões alvo durante o treinamento. A Figura 5.19 apresenta os padrões de fusos (a esquerda) e a direita os vetores de treinamento desta RNA.

Os padrões de 280 pontos foram mais úteis dos que os de 90 pontos, utilizados anteriormente para os outros tipos de RNA, devido ao fato de já possuírem elementos da fase 2 do sono (entre outros padrões), não sendo necessário treinar separadamente padrões que não são de interesse para RNA.

Após o término da etapa de treinamento é necessário um algoritmo capaz de analisar o VSRN, a fim de identificar a presença ou não de um padrão de fuso do sono. Neste trabalho optou-se pela utilização de um filtro de média móvel com $n=15$. Este filtro é capaz de realizar a média de um segmento de 15 pontos e, assim, informar se o valor da média situa-se entre o valor desejado. Este valor desejado é chamado de sensibilidade da RNAD e possui a finalidade de criar um limiar na identificação destes padrões. Neste experimento foi adotado um valor de sensibilidade igual a 85%, isto é, um padrão somente irá ser identificado como fuso do sono se o valor de saída do filtro ultrapassar a um valor de 0,85, sabendo-se que o máximo é de 1 ou 100%.

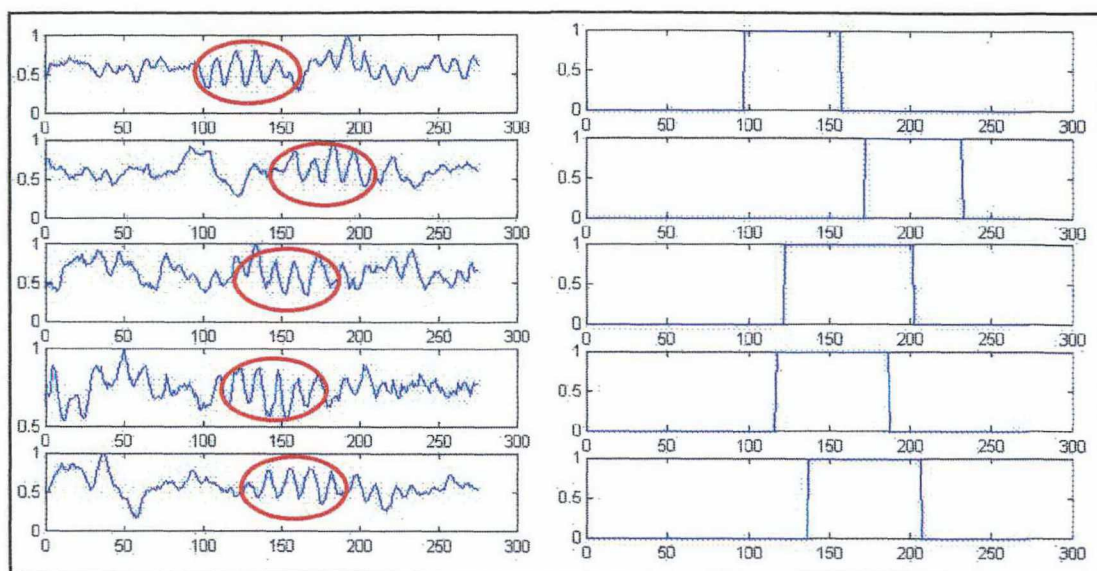


Figura 5.19 – A esquerda observa-se os padrões de treinamento. À direita o VSRN resultante da RNADFS. Os padrões de EEG circundados representam o momento de ocorrência dos fusos de sono.

Na análise dos resultados da RNADFS foram escolhidos aleatoriamente padrões de fusos do sono, diferentes dos escolhidos para o treinamento da rede. Os resultados da RNAD para estes padrões são apresentados na Figura 5.20. A “janela” sobre os registro de EEG, ou os padrões circundados por um retângulo (em vermelho) representa o momento em que o algoritmo da RNA identificou um padrão do sono. Logo abaixo deste é apresentado o vetor de saída da rede neural (VSRN). Para facilitar a análise do VSRN, utilizou-se um filtro de média móvel com a finalidade de eliminar as pequenas variações deste vetor. O valor adotado para o filtro de média móvel foi de 15 elementos ($n=15$), assegurando, com isso, um segmento de, no mínimo, 15 elementos com uma mesma média. Assim, quando o vetor se estabilizar em algum momento durante a etapa de identificação da rede podemos dizer que um determinado padrão foi encontrado, resultando na ativação da “janela” (retângulo) sobre o registro de EEG. A sensibilidade pode ser controlada externamente através do Sistema de Controle (SC) do sistema, a fim de obter uma maior ou menor quantidade de padrões do sono. Torna-se óbvio que, quanto maior a sensibilidade da rede, maior será o número de

padrões identificados e, também, maior será a ocorrência de padrões falsos positivos.

Com o VSRN filtrado, o critério da sensibilidade adotado de 85% foi obtida com base em experimentos anteriores (RODRIGUES et al., 1999c; RODRIGUES et al., 1999d; RODRIGUES et al., 2000), e através de testes do tipo tentativa e erro, para adequar os resultados da RNADFS com os resultados do especialista.

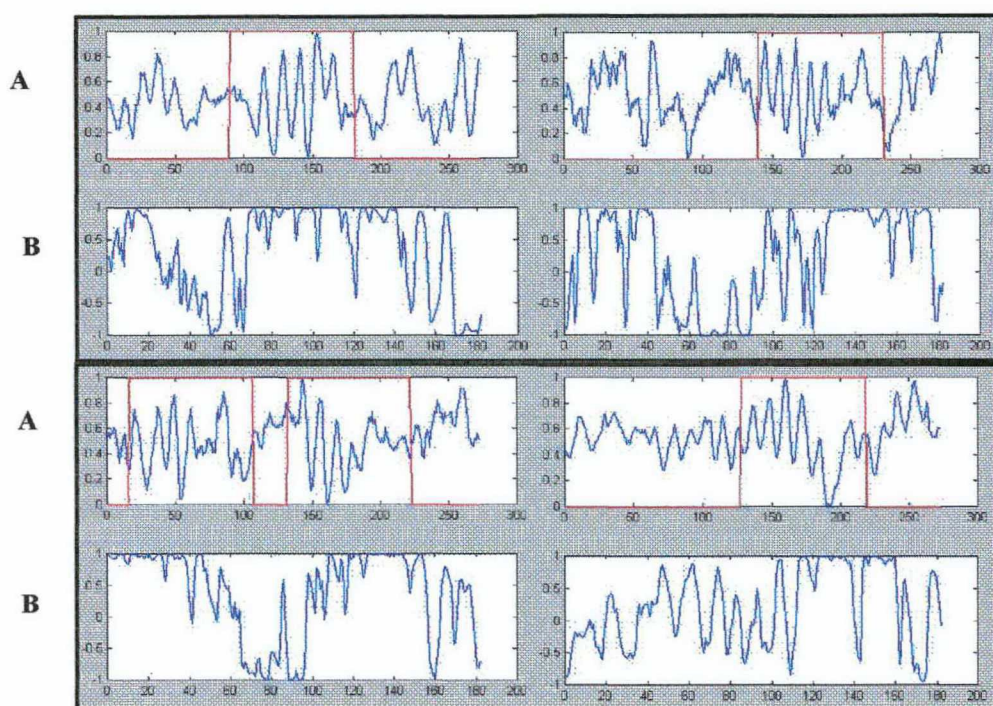


Figura 5.20 – Em A são apresentados dois registros de EEG com fusos do sono. A área marcada representa o momento de ocorrência do fuso sono encontrado pela RNADFS. A partir da análise do VSRN resultante da RNA para cada padrão. Estes podem ser observados nos registros em B

Após o treinamento foi utilizado o mesmo registro de uma hora de sono utilizados pela RNAE, RNAD, RNADI, caracterizado como fase dois do sono. A Tabela 5.6 apresenta esta listagem de padrões encontradas pelo especialista e os padrões encontrados pela RNADFS.

Tabela 5.7- Padrões identificados pela RNADFS

Especialista		Análise da RNADFS			
Padrão	Horário	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso Negativo
P. Fase II	00:07:05		X		
Compl. K	00:07:17	X			
Fuso	00:07:33	X			
P. Fase II	00:07:40		X		
Compl. K	00:07:52	X			
Compl. K	00:08:52				X
P. Fase II	00:09:00		X		
Compl. K	00:10:21				X
Compl. K	00:10:41				X
Fuso	00:11:03	X			
P. Fase II	00:11:10		X		
Fuso	00:11:33	X			
Compl. K	00:12:16	X			
P. Fase II	00:12:30		X		
Compl. K	00:12:52				X
Fuso	00:13:14	X			
P. Fase II	00:13:17		X		
Compl. K	00:13:21	X			
Compl. K	00:13:29	X			
Fuso	00:14:45	X			
P. Fase II	00:15:00		X		
Fuso	00:15:20	X			
Compl. K	00:15:57	X			
Fuso	00:16:26	X			
P. Fase II	00:16:30			X	
Compl. K	00:16:35	X			
Compl. K	00:17:20	X			
Fuso	00:18:06	X			
Fuso	00:18:17				X
P. Fase II	00:18:30		X		
Compl. K	00:18:47	X			
Fuso	00:20:15	X			
Compl. K	00:20:17	X			
Fuso	00:20:18				X
Fuso	00:20:20	X			
P. Fase II	00:20:30		X		
Compl. K	00:20:37	X			
Compl. K	00:22:28	X			
Compl. K	00:22:40	X			
Fuso	00:22:54	X			
Fuso	00:23:12				X
P. Fase II	00:24:00		X		
Compl. K	00:24:41	X			
Compl. K	00:24:56	X			

Compl. K	00:25:07	X			
P. Fase II	00:25:20			X	
Compl. K	00:25:30	X			
Fuso	00:25:32	X			
Fuso	00:26:18	X			
P. Fase II	00:26:30			X	
Fuso	00:26:55				X
Compl. K	00:27:01	X			
Fuso	00:28:05	X			
Fuso	00:28:15	X			
P. Fase II	00:29:00		X		
Fuso	00:30:27	X			
Compl. K	00:30:34				X
Fuso	00:31:12				X
Fuso	00:31:27				X
P. Fase II	00:32:00		X		
Fuso	00:32:26	X			
Fuso	00:32:28	X			
Fuso	00:33:15				X
P. Fase II	00:33:17		X		
Fuso	00:33:19	X			
Compl. K	00:36:02	X			
Fuso	00:37:17	X			
Compl. K	00:37:28	X			
P. Fase II	00:37:40		X		
Fuso	00:38:01	X			
Fuso	00:40:16	X			
Compl. K	00:42:18				X
Compl. K	00:43:23	X			
P. Fase II	00:43:30		X		
Compl. K	00:44:34				X
Compl. K	00:45:19	X			
Compl. K	00:45:59	X			
Compl. K	00:46:26	X			
Compl. K	00:47:39	X			
P. Fase II	00:48:00			X	
Compl. K	00:51:07	X			
Compl. K	00:51:53	X			
Compl. K	00:52:25	X			
P. Fase II	00:53:00		X		
Fuso	00:57:09				X
TOTAL		50	16	4	15
Sensibilidade					0.77
Especificidade					0.8

5.6.4.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAFS

Algoritmo: Semelhante ao *backpropagation*, acrescido de uma malha de atraso na entrada da RNA. Apresenta 90 neurônios na camada de entrada, 40 neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com 280 pontos cada um.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para fusos do sono, 1 para complexos K, porém para RNADF diferentes.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático menor que 0,02 para o padrão de saída.

Características do treinamento: Todos os registros são enviados um a um para uma malha de atraso. Os elementos da malha de atraso estão interligados ao 90 neurônios de entrada. O treinamento ocorre em cada deslocamento de um ponto sobre a malha de atraso resultando em um vetor de saída (VSRN) e não de um único valor como na RNAE. O padrão “alvo” a ser comparado no treinamento é um vetor de zeros ou uns, zeros onde não existe nenhum tipo de padrão e uns onde existe.

Características da identificação: as noventa amostras de um padrão são apresentados um a um para a RNAD onde um vetor resultante é criado e, posteriormente, processado com um filtro de média móvel de $n=15$ (eliminado elementos de alta frequência ou ruídos). Após, os segmentos são analisados à procura de um segmento em 1. A sensibilidade representa o momento de “corte” ou limite para representar um determinado padrão na saída da RNA.

5.6.5 Rede Neural Artificial Dinâmica Baseada em Mecanismos da Visão (RNAD-BMV)

O princípio de funcionamento das RNADs, é em alguns aspectos, similar ao processo de funcionamento da retina periférica do olho humano. Vários neurônios de entrada convergindo para apenas um neurônio na saída, que envia estímulos de forma “serial” para o cérebro. Partindo desta comparação, modelos de RNAs foram desenvolvidos visando emular algumas características da visão do olho humano (FUCUSHIMA, 1988). Para um melhor entendimento das estruturas aqui propostas deve-se repassar alguns conhecimentos fisiológicos e histológicos do olho humano.

Os receptores visuais e a estrutura neuronal que compõem a retina, constituem uma das redes neurais mais especializadas do corpo humano. O processamento das informações neuronais que emergem deste circuito pelo cérebro contém permite identificar formas, cores, contraste, movimento e localização de objetos (MASON, 1991).

A retina apresenta duas regiões morfológica e funcionalmente distintas de grande importância no processo de identificação da imagem: a retina periférica e a fóvea. A retina periférica contém circuitos de alta sensibilidade, porém baixo poder de discriminação de padrões. Já a fóvea é uma área que contém circuitos de baixa sensibilidade, porém com um alto poder de discriminação de padrões, contornos e bordas.

A imagem captada pela retina é controlada pelos movimentos oculares. O cérebro atua na circuitaria de controle destes movimentos fazendo com que a imagem “alvo” passe pela retina periférica realizando uma primeira identificação da imagem e posteriormente chegue até a fóvea para a identificação final da imagem. Este mecanismo é representado na Figura 5.21. Uma característica importante deste mecanismo é que ele possui duas fases na identificação dos sinais visuais. A primeira fase identifica algo “semelhante” ao padrão alvo. Já a segunda fase realiza a identificação,

propriamente dita, do padrão alvo. A incidência destas imagens captadas pela retina é controlada pelo cérebro através de movimentos precisos na posição dos olhos (globo ocular), para assegurar que a característica principal da imagem chegue a parte mais capaz de discriminação de padrões da retina (fóvea) de cada olho, onde a acuidade visual é maior.

A estrutura da retina é extremamente complexa, nela distinguindo-se dez camadas de elementos neurais. O estudo das dez camadas pode ser simplificado levando-se em conta apenas a disposição dos neurônios da retina (SOBOTTA, 1999). Deste modo, na retina distinguem-se três camadas que correspondem aos territórios dos neurônios I, II, e III da via óptica. O primeiro território é composta pelas *células fotossensíveis* (ou foto receptoras) denominadas cones e bastonetes, que possuem a função de captar estímulos luminosos e convertê-los em potenciais elétricos. A segunda camada é composta de células bipolares que se interligam ao cones e bastonetes da primeira camada, possuindo a finalidade de captar os estímulos provenientes destas células fotossensíveis (MACHADO, 1993). E, mais internamente, a terceira camada composta de células ganglionares, que recebem informações dos neurônios bipolares, e possuem a função de transmitir os estímulos sensoriais da visão pelo nervo óptico até o tálamo visual e ao córtex cerebral, onde é realizado o processo de identificação, propriamente dito, da imagem (MASON & KANDEL, 1991). As Figuras 5.22 e 5.23 apresentam dois diagramas simplificados das 3 camadas da retina (periférica e fóvea). As duas Figuras apresentam uma relação direta com os modelos de RNADs propostos anteriormente neste trabalho, daí a tentativa de modelar as estruturas do olho humano.

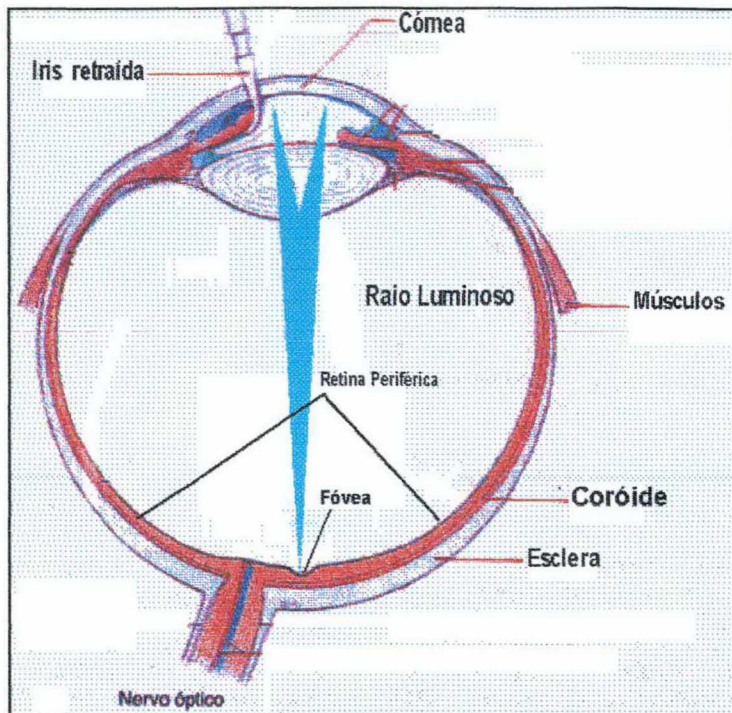


Figura 5.21 Elementos anatômicos do olho humano (modificado de MASON & KANDEL, 1991)

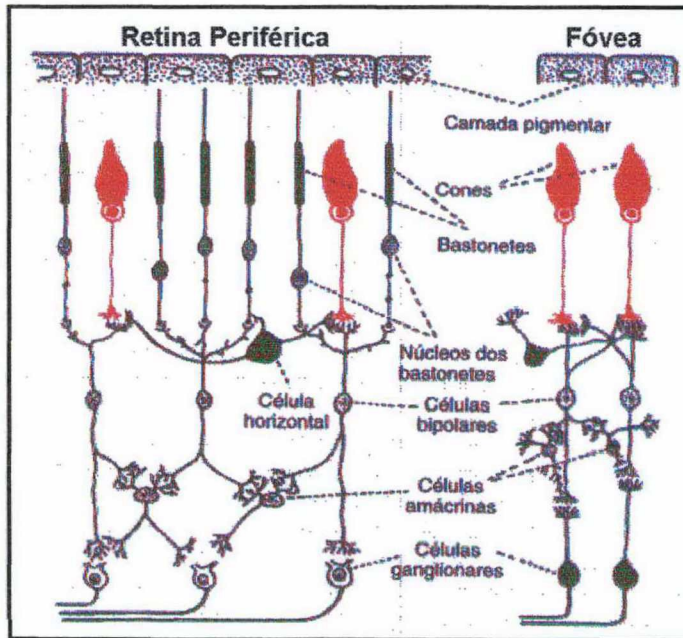


Figura 5.22 - Esquema da retina do olho humano, retina periférica e fóvea (modificado de GUYTON & HALL, 1997)

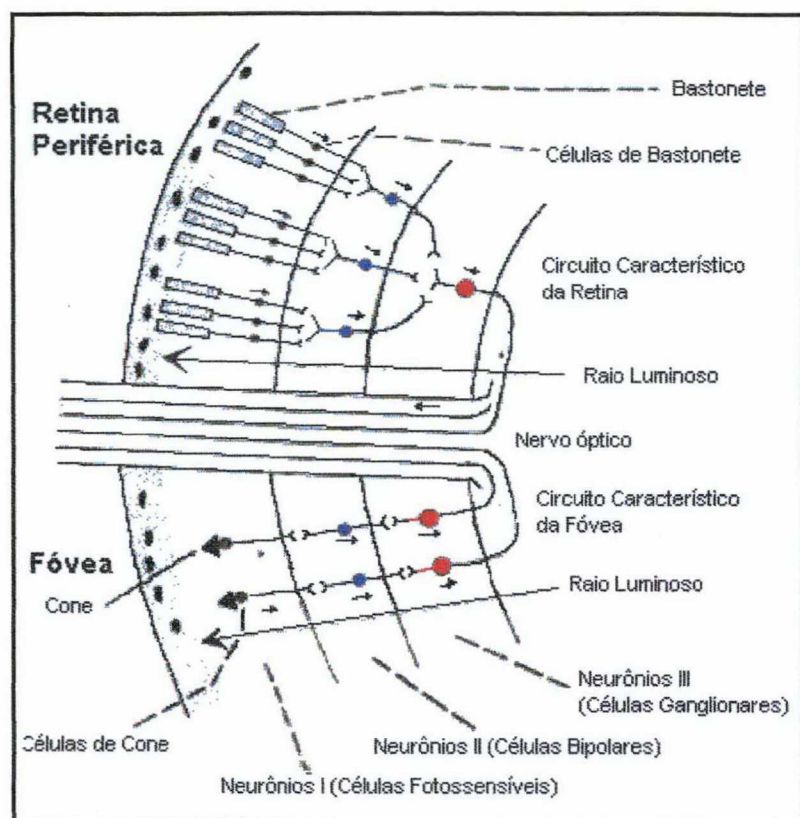


Figura 5.23 – Esquema da disposição dos neurônios na retina, retina periférica e fóvea (Machado, 1993)

As células fotossensíveis que compõem os receptores da visão (cones e bastonetes), proporcionam a idéia da existência de um circuito de pré-processamento do sinal luminoso para as células ganglionares.

Os bastonetes são estruturas adaptadas para identificação de sinais com pouca intensidade luminosa, enquanto que, os cones são adaptados para identificação de sinais com maior intensidade. No homem, o número de bastonetes é cerca de vinte vezes maior que o número de cones. Contudo, a distribuição dos dois tipos de receptores não é uniforme. Nas porções periféricas da retina predominam os bastonetes, enquanto que o número de cones aumenta progressivamente à medida que se aproxima da fóvea, até que, ao nível da fóvea, existam exclusivamente cones. Nas partes periféricas da retina, vários bastonetes ligam-se a uma célula bipolar e várias células bipolares fazem sinapse com uma única célula ganglionar. Na retina

periférica é encontrada uma relação de aproximadamente 60 bastonetes e 2 cones que convergem para um único neurônio ganglionar. Na fóvea o número de neurônios ganglionares é quase igual ao número de cones. Este baixo índice de convergência das entradas dos fotorreceptores sobre os neurônios ganglionares na fóvea pode explicar o alto grau de acuidade visual em comparação ao da retina periférica. O esquema histológico da Figura 5.24 apresenta uma lâmina da retina do olho humano, que serve como comparação da quantidade de neurônios receptores com a quantidade de células ganglionares (ou de saída), tornando evidente a existência de algum processo de codificação no sinal de entrada ou pré-processamento, para transmissão do sinal através do nervo óptico.

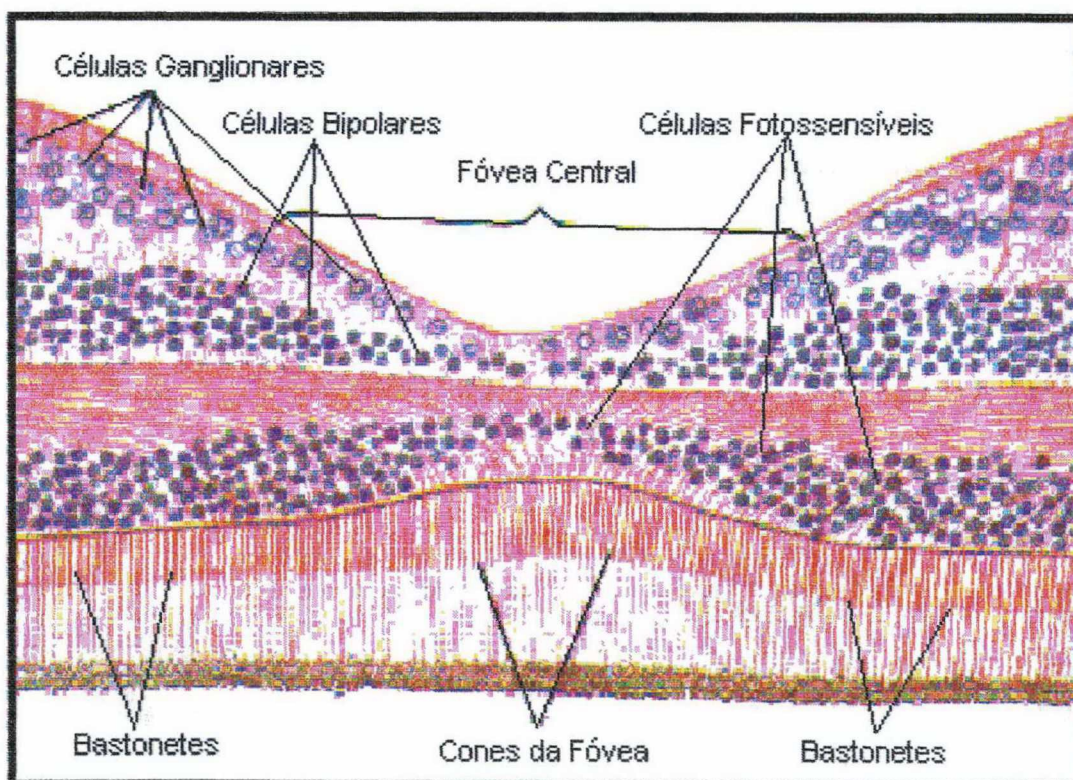


Figura 5.24 - Esquema histológico da retina e fóvea do olho humano (modificado de SOBOTTA, 1999)

A característica principal dos fotorreceptores da retina é o comportamento aproximadamente logarítmico de suas respostas em relação a

intensidade luminosa. Este comportamento é de extrema importância porque permite a discriminação de intensidade luminosa em uma faixa muito mais ampla do que seria possível sem esse pré-processamento.

As células fotossensíveis (bastonetes e cones) são diferenciadas através de uma função de ativação. A finalidade desta função é tornar a faixa de entrada diferenciada de acordo com o nível do sinal nestas células. Para os bastonetes, estruturas adaptadas para a visão com pouca luz, a função de ativação é do tipo logarítmica, fazendo com que sinais de entrada (eixo X da Figura 5.25) menores do que 0,5 possuam uma faixa maior de valores na saída, proporcionando uma maior relevância em pequenos sinais. Os bastonetes ficam saturados com a luz do dia (TESSIERE, 1991). Já os cones, estruturas adaptadas para visão com maior intensidade luminosa, a função de ativação é do tipo exponencial, proporcionando maior ênfase a sinais com níveis de entrada elevados, conforme pode ser visto na Figura 5.26, o eixo X representa os valores de entrada e o eixo Y o valor de saída da função.

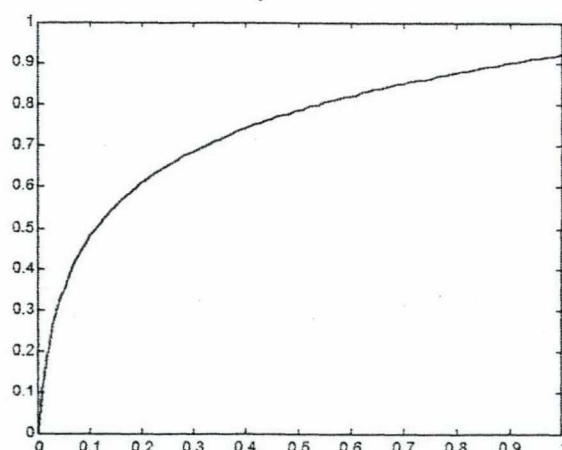


Figura 5.25 – Função de Ativação para um bastonete. Representa uma função para a entrada de um sinal de EEG no eixo X e saída no eixo Y (escalas normalizadas), maior amplificação para sinais com pequena intensidade

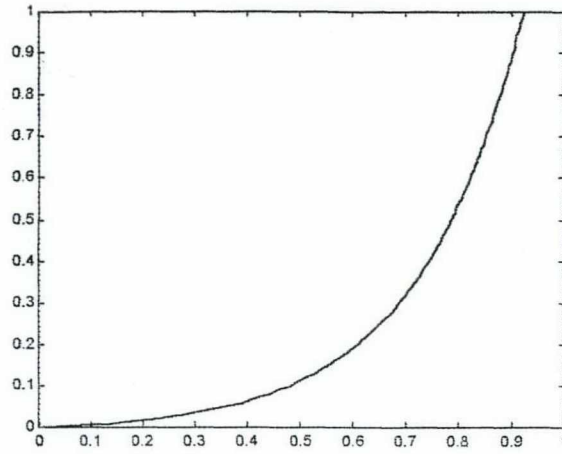


Figura 5.26 – Função de ativação para um cone. Representa uma função para a entrada de um sinal de EEG no eixo X e saída no eixo Y (escalas normalizadas), maior amplificação para sinais com maior intensidade.

Entre a primeira e a segunda camada da retina surgem as células horizontais (Figura 5.22), conectando-se entre os bastonetes e cones, bem como com os dendritos das células bipolares. A saída das células bipolares são inibitórias, e estas conexões horizontais parecem ser responsáveis pelo fenômeno da inibição lateral, que é importante como mecanismo de intensificação de contraste (bordas) (TESSIERE, 1991), um mecanismo de extrema importância para modelagem de uma RNA.

5.6.5.1 Modelos de RNAD-BMV

Para a modelagem da estrutura da retina do olho humano utilizou-se quatro modelos básicos, que crescem em complexidade à medida que são impostas novas condições e processamentos.

5.6.5.1.1 Primeiro modelo de RNAD-BMV

O primeiro modelo de rede neural baseada em mecanismos visuais é originário da RNAD anterior. Porém, são dados nomes as camadas de neurônios, conforme a Figura 5.27. A camada de entrada é composta pelas células fotossensíveis, a segunda, pelas células bipolares e a terceira camada (a de saída) pelas células ganglionares. Neste conjunto, se fizermos uma

relação com as Figuras 5.22 ou 5.23, pode ser comparado com a rede neural da retina periférica do olho humano. A saída do sinal da RNAD-BMV é composta de um conjunto de valores no decorrer do tempo de forma semelhante aos estímulos enviados através do nervo óptico. A Figura 5.27 representa esta relação. A área de processamento central apresentada (APC) na Figura é correspondente ao S.S. da RNAD, isto é, um algoritmo capaz de identificar segmentos constantes em uma determinada amplitude, ou pode representar um filtro de média móvel com um controle de sensibilidade, semelhante a RNADFS. A topologia e número de neurônios desta RNAD são iguais aos das RNAD anteriores, a fim de obter um padrão para comparações posteriores da sensibilidade e especificidade em diferentes topologias de rede.

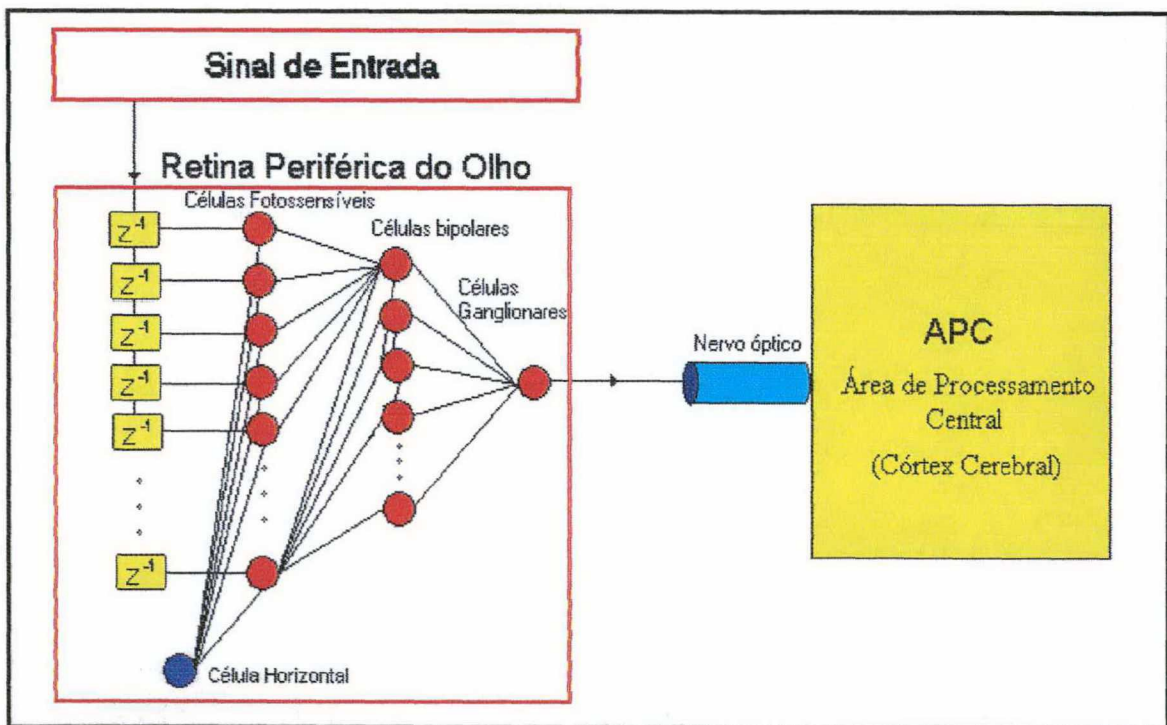


Figura 5.27 - Estura do primeiro modelo de RNAD-BMV. O sinal de EEG é enviado para a entrada da RNAD através da malha de atraso (Z^{-1}), um a um, a cada intervalo de amostragem. O resultado da RNAD é obtido com a variação dos sinais de entrada, resultando em uma seqüência de pulsos que serão identificadas pela APC.

5.6.5.1.1.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV

Algoritmo: Semelhante ao *backpropagation*, acrescido de uma malha de atraso na entrada da RNA. Apresenta 90 neurônios na camada de entrada (células fotossensíveis), 40 neurônios na camada intermediária (células bipolares) e um neurônio na saída (neurônio ganglionar). Método idêntico ao da RNAD porém, os neurônios de Bias são chamados de células horizontais e são responsáveis pelo maior ou menor nível de ativação dos neurônios da camada de entrada.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com 280 pontos cada um.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para fusos do sono, 1 para complexos K, porém para RNAD-BMV diferentes.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático igual ou inferior a 0,02.

Características do treinamento: Todos os registros são enviados um a um para uma malha de atraso. Os elementos da malha de atraso estão interligados aos 90 neurônios de entrada. O treinamento ocorre para cada deslocamento de um ponto sobre a malha de atraso resultando em um vetor de saída (VSRN) e não de um único valor como na RNAE. O padrão "alvo" a ser comparado no treinamento é um vetor de zeros e uns, zero onde não existe nenhum padrão e um para o local correspondente a um determinado padrão.

Características da identificação: as noventa amostras de um padrão são apresentados um a um para a RNAD, um vetor resultante é criado e, posteriormente, analisado a procura de um segmento em 1 que represente um determinado padrão.

5.6.5.1.2 Segundo modelo de RNAD-BMV

No segundo modelo de RNAD-BMV a Área de Processamento Central (APC) é modificada do modelo anterior. Para isto, utiliza-se duas RNAD, uma para a identificação dos potenciais de entrada, isto é, para a criação do VSRN e outra para a determinação da existência de segmento do VSRN constante e próximo a 1 (um) para a determinação de fusos do sono ou um VSRN próximo a 0 (zero) para a identificação de complexos K. Novamente, o número de neurônios das RNAD são iguais aos das RNAD anteriores.

Este modelo é mais completo que o primeiro pelo fato do córtex ser representado através uma RNAD. A grande contribuição deste modelo é na identificação do VSRN, pois até o momento o VSRN deveria ser constante para verificar do aparecimento de um determinado padrão do sono. Com a utilização de uma RNAD este procedimento não é mais necessário, pois a RNAD é capaz de identificar a variação dos padrões obtidos pelo nervo óptico e processá-los a procura de um padrão conhecido. Bastando para isto, que uma determinada situação (ou seqüência de pulsos) seja encontrada, para que seja determinado um padrão conhecido, e que ocorra, desta forma, a relação com um padrão de um complexo K ou de um fuso do sono. A Figura 5.28 apresenta a estrutura deste modelo.

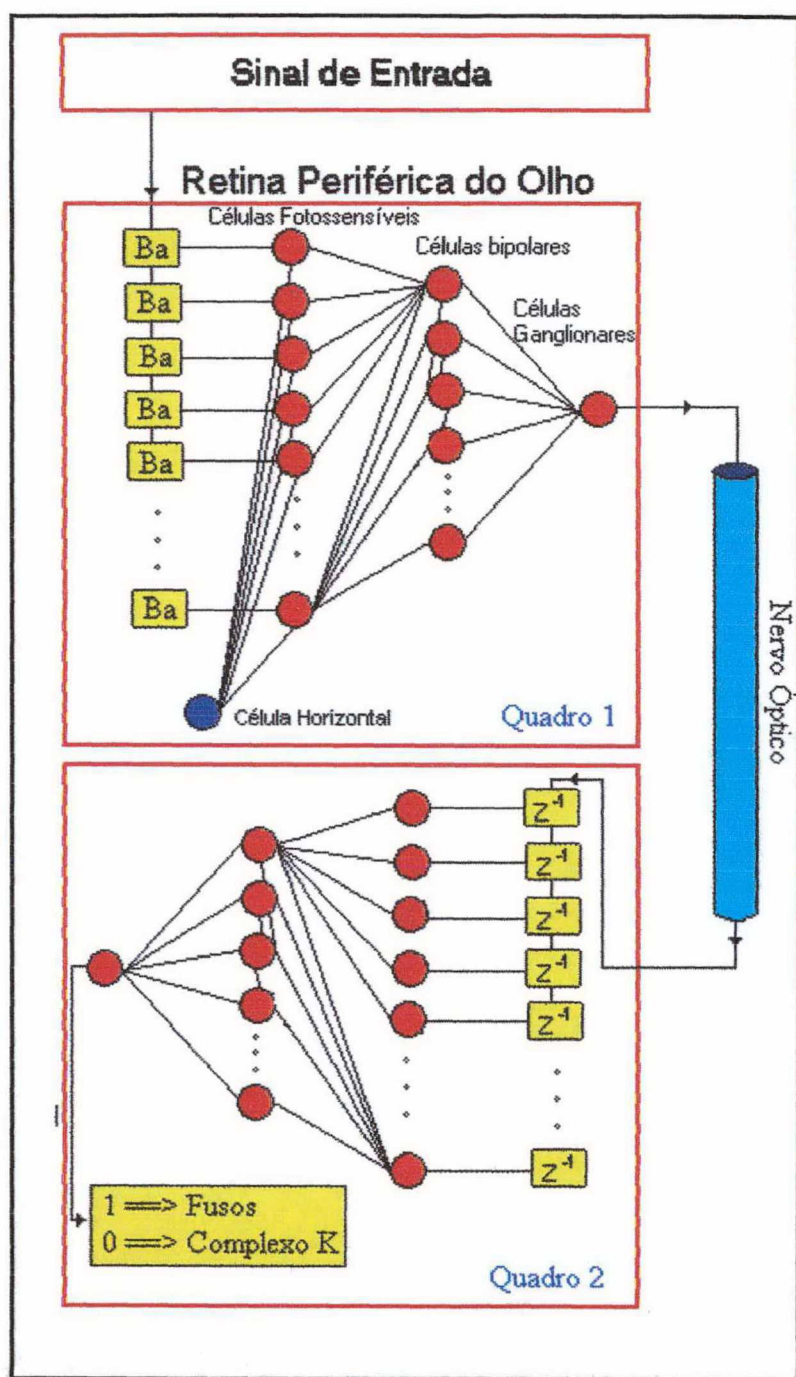


Figura 5.28 - Segundo modelo de RNAD-BMV. Apresenta duas RAND, a primeira (quadro 1) somente processa características da imagem enquanto que a segunda (quadro 2) analisa o sinal proveniente do nervo óptico (VSRN) e procura identificar o padrão de fusos ou complexo K

Neste modelo foram adotadas estruturas do tipo bastonetes para cada neurônio de entrada da RNAD, com a finalidade de enfatizar os sinais de EEG de menor amplitude. Isso foi possível devido a normalização dos vetores

de entrada na RNAD, onde o valor máximo de amplitude correspondesse ao valor 1 (um), e o valor mínimo a 0 (zero). Os bastonetes são representados pelos retângulos e pela sigla "Ba", sendo apresentados no quadro 1 da Figura 5.28. O nível padrão para cada bastonete não excitado é de 0,5; representando uma estabilidade da rede. O sinal de EEG a ser identificado é enviado, um a um, para uma malha de atraso composta pelos bastonetes (Ba), que por sua vez processam o sinal de acordo com a sua função de ativação (Figura 5.25 e Figura 5.26), transferindo o sinal para a primeira célula fotossensível (neurônio da camada de entrada).

Os padrões para o treinamento da primeira RNAD, são vetores que podem ser comparados com indicadores de intensidade luminosa e não padrões que se deseja identificar, no caso, os padrões de EEG. Os neurônios ganglionares possuem uma característica especial em seu nível de ativação, de acordo com o nível e localização dos padrões de entrada. Pode-se dizer que, para cada neurônio ganglionar, existem duas áreas distintas de ativação, uma mais externa e outra mais interna, que se opõem em polaridade, conforme a Figura 5.29 (TESSIERE, 1991). O neurônio ganglionar pode ter o centro de seu campo receptivo ativado por sinais de alta intensidade ("on-center") ou inibido ("off-center") (MASON & KANDEL, 1991). Neste processo de treinamento são considerados apenas neurônios gânglionares *on-center*, visando ressaltar ou aumentar o contraste entre os padrões (ver Figura 5.29). A região mais escura na figura representa a área de inibição do padrão, enquanto que a clara a área de excitação.

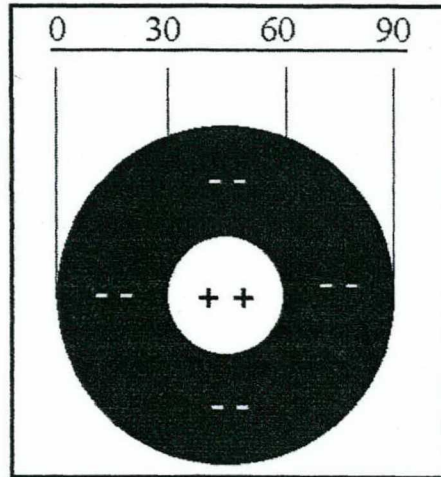


Figura 5.29 – Área de ativação para um neurônio ganglionar “on-center”. Área de inibição entre os neurônios (0 a 30 e 60 a 90) e área de excitação entre os neurônios de 30 a 60.

Os padrões de treinamento foram dimensionados levando em consideração a área de ativação do neurônio ganglionar, através da mudança do nível de ativação das células horizontais. Portanto, as células horizontais possuem um campo de ativação maior entre os neurônios trinta e sessenta da rede neural e menor nos neurônios da periferia, conforme mostra a Figura 5.30. Como o treinamento da rede neural é de forma dinâmica, foi adotado uma seqüência de padrões de entrada do tipo “onda quadrada”, fazendo com que o nível de saída da rede obedeça as características do neurônio ganglionar *on-center*, o padrão de saída desejado pode ser retirado de forma análoga a figura 5.29 e transformado como vetor, como mostra a Figura 5.31.

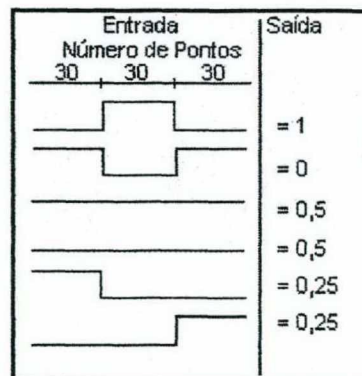


Figura 5.30 – Campo de ativação das células horizontais. Para elementos com saída em nível lógico 1 (padrão de fusos) o vetor de saída possui elementos em 1 entre as amostras de números 30 a 60 e nível lógico 0 (complexos K) no complemento do vetor anterior. Nas demais saídas é realizada uma combinação com os vetores anteriores.

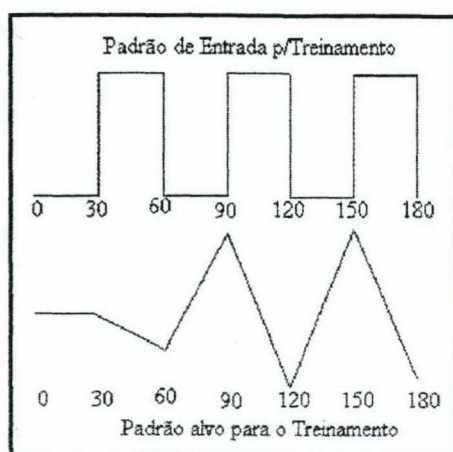


Figura 5.31 – Na parte superior, é apresentado um padrão de entrada para o treinamento da primeira RNAD deste modelo de RNAD-BMV. Os padrões alvos, respectivos ao vetor anterior são apresentados logo abaixo

Os registros de EEG durante o sono foram escolhidos como padrões de entrada para o treinamento da segunda RNAD. Este sinal captado no escalpo do paciente foi escolhido por representar um sinal dinâmico, que, por definição é composto de variáveis funcionais e temporais (DE AZEVEDO et al., 1994b; BARRETO., 1996; DE OLIVEIRA., 1999), através de um conjunto de treinamento constituído de uma combinação de freqüências e amplitudes provenientes de diversos locais do cérebro. Normalmente, este tipo de sinal é de difícil identificação, pois alguns tipos podem ser função de estímulos externos ou internos do organismo (LOOMIS et al., 1936).

5.6.5.1.2.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV

Algoritmo: Semelhante ao *backpropagation*, acrescido de uma malha de atraso na entrada da RNA para ambas as RNA que compõe o modelo de RNAD-BMV. Todas as RNAs apresentam 90 neurônios na camada de entrada (células fotossensíveis), 40 neurônios na camada intermediária (células bipolares) e um neurônio na saída (neurônio ganglionar). Método idêntico ao da RNAD. Porém, os neurônios de Bias são chamados de células

horizontais e são responsáveis pelo maior ou menor nível de ativação dos neurônios da camada de entrada. A primeira RNA (quadro 1 da Figura 5.28), é responsável pela identificação do padrão e a segunda RNA (quadro 2 da Figura 5.28) é responsável pela identificação de um segmento constante no VSRN. Na primeira RNA aparecem os bastonetes representando os elementos da malha de atraso e pré-processamento do sinal. Todo o sinal ao entrar na RNA é modificado segundo o acionamento dos bastonetes, isto é, os sinais de pequena intensidade são mais amplificados que os de maior intensidade, conforme a função de ativação apresentada na Figura 5.25.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com 280 pontos cada um.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para fusos do sono, 1 para complexos K, porém para RNAD-BMV diferentes.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático igual ou inferior a 0,02.

Características do treinamento: Todos os registros são enviados um a um para uma malha de atraso. Os elementos da malha de atraso estão interligados ao 90 neurônios de entrada. O treinamento ocorre para cada deslocamento de um ponto sobre a malha de atraso resultando em um vetor de saída (VSRN) e não de um único valor como na RNAE. O padrão "alvo" a ser comparado no treinamento é um vetor de zeros e uns, zero onde não existe nenhum padrão e um para o local correspondente a um determinado padrão.

Características da identificação: as noventa amostras de um padrão são apresentados um a um para a RNAD, um vetor resultante é criado e, posteriormente, analisado a procura de um segmento em 1 que represente um determinado padrão. Este vetor não mais é verificado por um algoritmo e sim através de uma RNA, também dinâmica, que realiza a análise do sinal e encontra segmentos em 1 representativos do padrão.

5.6.5.1.3 Terceiro modelo de RNAD-BMV

O terceiro modelo de RNAD-BMV possui características semelhantes aos modelos anteriores, mesma topologia e mesmo número de neurônios das RNAD anteriores. Porém, este modelo procura simular a fóvea do olho humano e os movimentos oculares realizados para a identificação dos sinais luminosos (ou padrões de EEG).

A Figura 5.32 apresenta o diagrama deste modelo de RNAD. O padrão a ser identificado chega primeiramente até uma rede neural periférica (direita ou esquerda). Caso o sinal seja reconhecido como um padrão de fuso do sono ou complexo K, este é então enviado através do globo ocular até a fóvea do olho, com a finalidade de realizar uma identificação mais precisa do referido padrão.

A fóvea do modelo é composta de uma malha de atraso na entrada e uma camada de células fotossensíveis. No entanto, somente três células fotossensíveis estão ligadas a um neurônio bipolar que por sua vez está ligado a um único neurônio ganglionar. O número de neurônios ganglionares na fóvea é maior que na retina periférica se considerarmos os números de células fotossensíveis, proporcionando uma maior acuidade neste ponto.

A APC (Figura 5.32) é a área que controla toda a rede neural, esta área pode ser do tipo simbólica ou conexionista conforme as características já abordadas pelas redes neurais anteriores. A principal função da APC é controlar as RNAD no reconhecimento de padrões, movimentar a imagem da retina periférica para a fóvea do olho e analisar a saída da RNAD da fóvea a procura de um padrão semelhante aos treinados. Porém, a utilização da RNA da fóvea não pode ser utilizada separadamente, esta é uma rede neural muito sensível e pode facilmente apresentar falsos positivos. Portanto, as duas RNA da retina periférica e da fóvea devem trabalhar em conjunto na verificação de padrões, uma capturando elementos semelhantes aos treinados e a outra realizando uma identificação mais apurada do padrão de EEG.

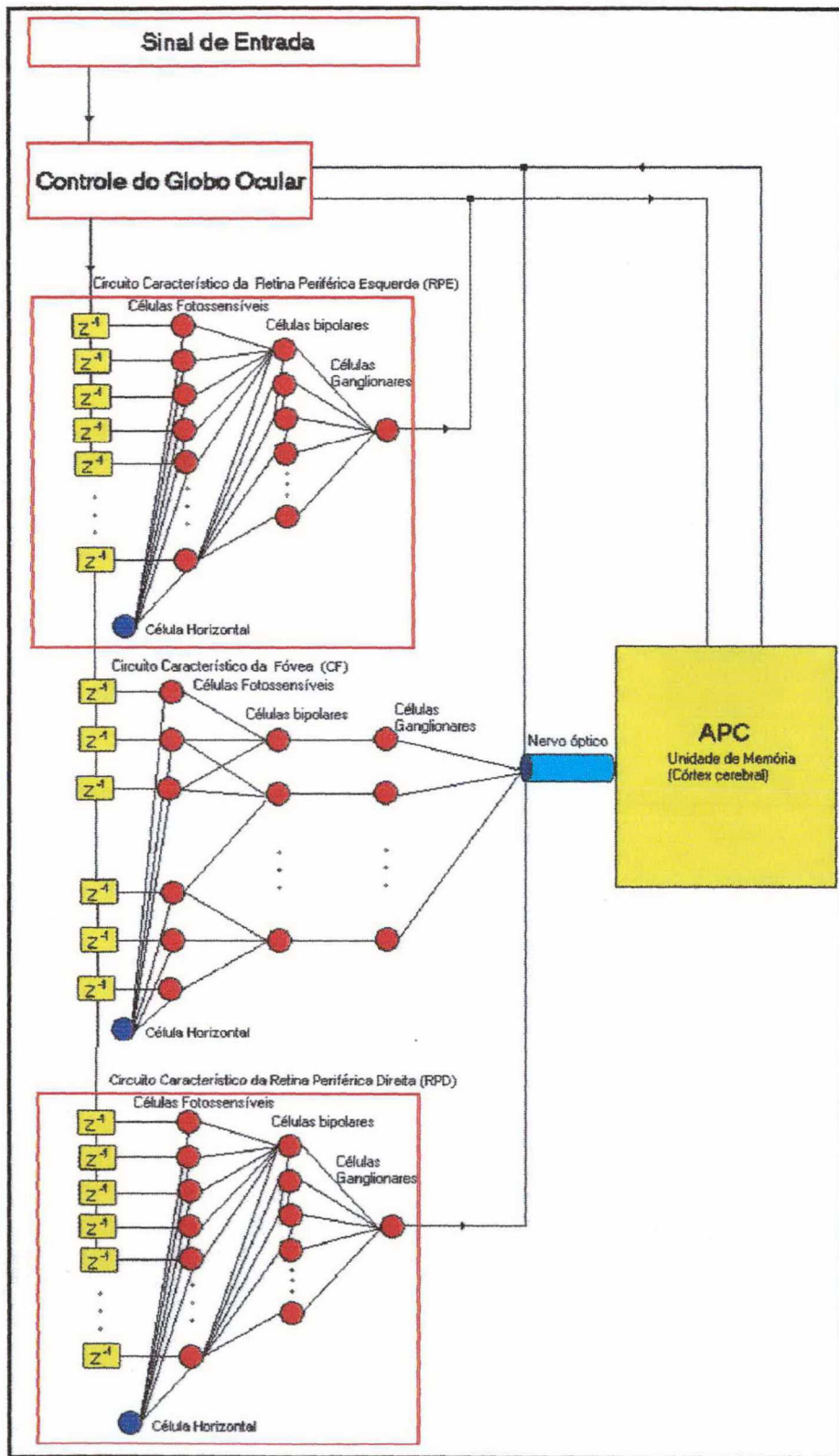


Figura 5.32 – Modelo com duas retinas periféricas idênticas e uma fóvea central. O APC controla o globo ocular que desloca o padrão de entrada pelas RNAs e, ainda, auxilia no reconhecimento de padrões através da análise dos VSRN das retinas periféricas e da fóvea.

5.6.5.1.3.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV

Algoritmo: Semelhante ao *backpropagation*, acrescido de uma malha de atraso na entrada da RNA para ambas as RNA que compõe o modelo de RNAD-BMV. Composto de três etapas de treinamento, uma para cada RNA do modelo da RNAD-BMV. Todas as RNAs apresentam 90 neurônios na camada de entrada (células fotossensíveis), 40 neurônios na camada intermediária (células bipolares) e um neurônio na saída (neurônio ganglionar), exceto a RNA da fóvea que possui 90 neurônios ganglionares na saída. Método de treinamento idêntico aos da RNAD, porém, os neurônios de Bias são chamados de células horizontais e são responsáveis pelo maior ou menor nível de ativação dos neurônios da camada de entrada. As duas RNAs da retina periférica são idênticas na forma do treinamento e são responsáveis pela identificação de padrões “semelhantes” aos desejados. Já a RNA da fóvea possui um resultado mais confiável devido a sua quantidade de neurônios de saída.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com 280 pontos cada um.

Padrões de Saída para o treinamento: valores fixos em 1 para fusos do sono, 1 para complexos K, porém qualquer outro valor diferente para RNAD-BMV.

Constante de Aprendizado: 0,01

Critério de parada: Erro médio quadrático igual ou inferior a 0,02.

Características do treinamento: O treinamento para as retinas periféricas são idênticos, todos utilizam o deslocamento de um ponto sobre a malha de atraso, afim de, obter em um vetor de saída (VSRN). O padrão “alvo” a ser comparado no treinamento é um vetor de zeros e uns, zeros onde não existem nenhum tipo de padrão e seqüência de uns para o local correspondente a um determinado padrão. Na fóvea, a estrutura é diferente pois é resultante de 90 valores de saída e não apenas de um único valor como na retina periférica. Esses pontos de saída também compõem o VSRN, porém ocupam já na

primeira iteração noventa pontos que irão se modificando à medida que o padrão for apresentado à rede.

Características da identificação: os noventa amostras de um padrão são apresentados um a um para qualquer uma das retinas periféricas, um vetor resultante é criado e, posteriormente, analisado pela APC (área de processamento central) à procura de um segmento em 1 que represente um determinado padrão. Caso esse padrão seja encontrado, o mesmo é transportado à rede neural da fóvea, que fará a identificação final do padrão, da mesma forma que a rede neural da retina periférica.

5.6.5.1.4 Quarto modelo de RNAD-BMV

O mecanismo de identificação de uma imagem, realizado através da cadeia neuronal da retina, pode ser interpretado e modelado de forma simplificada através de um conjunto de RNAs. O circuito proposto é semelhante aos anteriores, constituído de uma RNAD composta de noventa células fotorreceptoras do tipo bastonetes na camada de entrada. A camada intermediária desta RNAD é composta de quarenta neurônios bipolares polissinápticos, que se interligam a cada uma das células fotorreceptoras. Assim, todas as células de entrada são interligadas aos neurônios da camada intermediária, que, por sua vez, são interligados a um único neurônio (célula ganglionar), que envia as informações para o Sistema Nervoso Central (SNC) (RODRIGUES, 2001a). O SNC não está sendo modelado através de RNAs, mas através de algoritmos baseado em regras para classificar os sinais provenientes das RNADs e, também, para controlar os parâmetros para o algoritmo de auto-organização da RNA da fóvea (RNAF). As informações de saída da RNAD se modificam de acordo com a dinâmica dos padrões de entrada. Estes variam no decorrer do tempo produzindo o VSRN. A análise das variações temporais do VSRN é o indicador da presença ou não de um determinado padrão para a RNAD.

Na retina periférica, as células fotossensíveis (bastonetes) possuem uma função de ativação logarítmica, com a finalidade de tornar a faixa de entrada diferenciada de acordo com o nível do sinal de entrada. Neste modelo foram utilizadas células de entrada somente deste tipo, a escolha se deu em virtude desta possuir alta sensibilidade para os sinais de baixa amplitude, como os de EEG. A Figura 5.33, apresenta a estrutura da retina periférica, onde os bastonetes são representados pelos retângulos com a sigla "Ba" no quadro 1. O nível padrão para cada bastonete não excitado é de 0,5; representando uma estabilidade na rede (do mesmo modo que o segundo modelo de RNAD-BMV). Ainda no quadro 1 da Figura 5.33, as células horizontais possuem a finalidade de modular os padrões neuronais de forma a tornar a saída do neurônio ganglionar mais ou menos ativa de acordo com a posição dos sinais e níveis da camada de entrada da RNAD. Neste modelo, foi representada apenas uma célula horizontal, que se conecta lateralmente com todos os outros neurônios da camada de entrada.

A saída das células horizontais são sempre inibitórias e realizam um processo de inibição lateral no sinal de entrada semelhante ao algoritmo da equação 5.7, onde $S_{i,j}$, representa a vizinhança a ser verificada relativa ao neurônio $S_{k,l}$, $E1$ é a constante de ativação do neurônio e $E2$ a constante inibitória para os neurônios da vizinhança mais próxima (RODRIGUES, 2001b).

$$S_{i,j} = \begin{cases} 1) S_{i,j} + S_{k,l} * E1 & \text{se } i = k \text{ e } j = l \\ 2) S_{i,j} - S_{k,l} * E2 & \text{se } \begin{cases} i = k \text{ ou } i = k + 1 \text{ ou } i = k - 1 \\ j = l \text{ ou } j = l + 1 \text{ ou } j = l - 1 \end{cases} \\ S_{i,j} & \text{se não for 1) ou 2)} \end{cases} \quad (5.7)$$

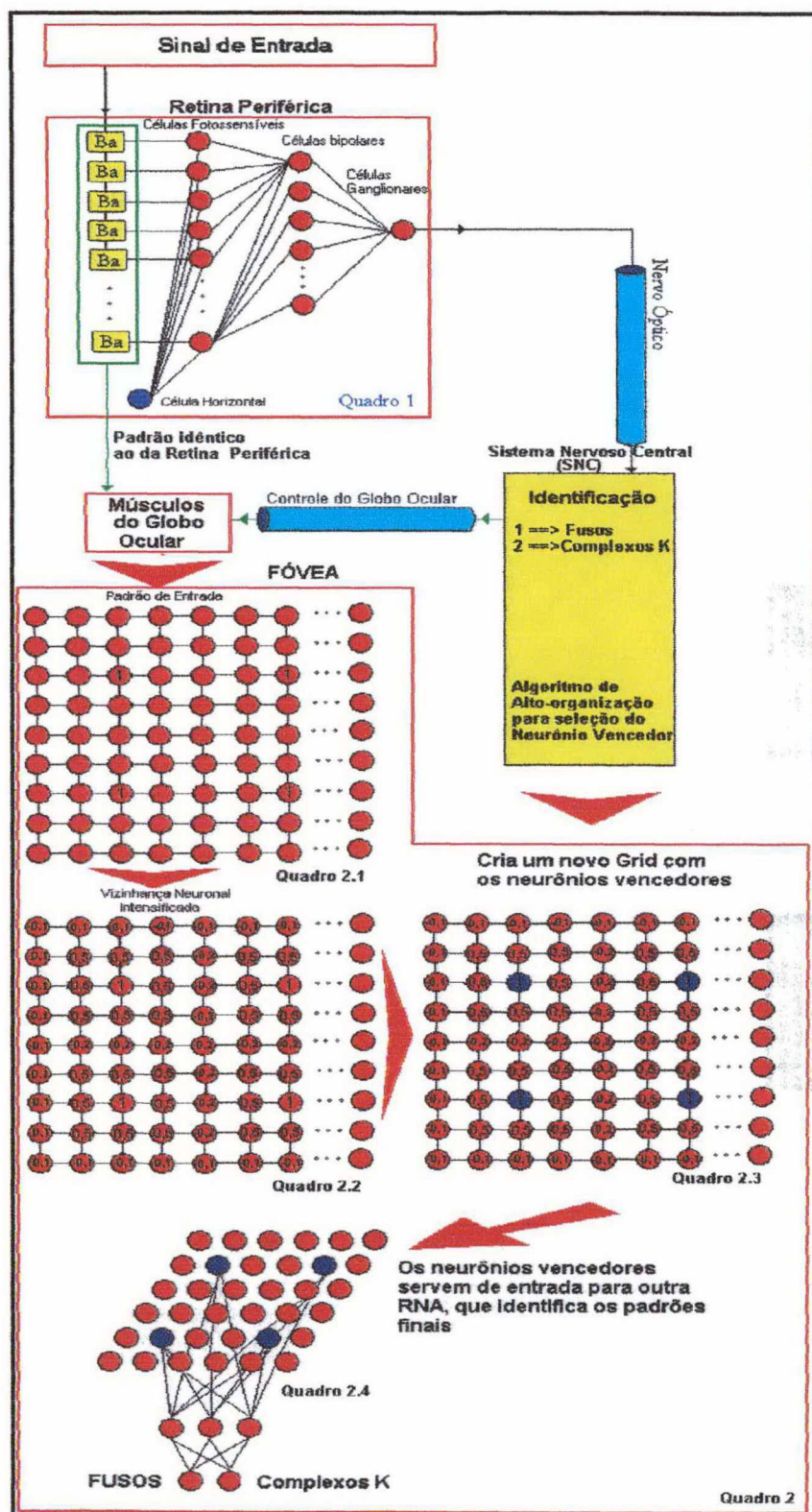


Figura 5.33– Modelo com 3 tipo de RNAs. A primeira (quadro 1) é uma RNAD semelhante às anteriores, porém, a fôvea (quadro 2) é composta de algoritmos de auto-organizativos capazes de agrupar características dos padrões identificados pela primeira RNAD. Uma outra RNA (parte inferior) é responsável pela verificação dos agrupamentos criados pela fôvea para a classificação do padrão.

O algoritmo de inibição lateral composto pelas células horizontais tem como finalidade reforçar o neurônio com maior vencedor (de maior valor) e progressivamente atenuar a sua periferia, semelhante a equação do “chapéu mexicano”, na Figura 5.34.

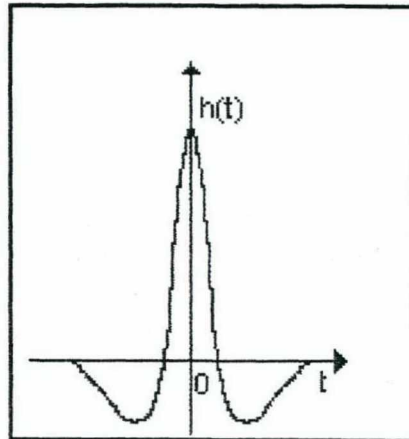


Figura 5.34 - Representação para o reforço do neurônio vencedor e atenuação da periferia, durante um determinado instante de tempo t .

As células bipolares da RNAD (Quadro 1 da Figura 5.33) possuem apenas mecanismos de polarização e despolarização, com a finalidade de integrar o sinal da camada de neurônios fotorreceptores para a célula ganglionar, na qual é obtido o VSRN para a análise pelo Sistema Nervoso Central (SNC).

Quando um sinal é identificado pelo SNC como similar a um fuso do sono ou complexo K, o SNC ativa um mecanismo semelhante ao do globo ocular do olho humano, enviando o padrão de entrada da RNAD para a RNAF, para realização uma segunda identificação mais criteriosa deste padrão. Isto é o que acontece com os movimentos realizados pelos olhos para focalizar um determinado objeto que se deseja identificar.

Na fóvea, o padrão de entrada não passa por nenhuma função de ativação e é representada pelo Quadro 2 da Figura 5.33. O sinal a ser identificado é inserido em uma matriz de 90x90 neurônios (Quadro 2.1). Nesta camada, foi adotada, para cada ponto digitalizado do padrão, uma

amplitude unitária, que representa a ativação do neurônio nesta camada, transformando o sinal de duas dimensões em três dimensões. Na Figura 5.35 é apresentado um gráfico de um sinal contínuo e outro de um fuso do sono, após entrar na fóvea. O sinal original possui duas dimensões (partes inferior da Figura 5.35) e ao entrar na rede neural da fóvea (quadro 2 da Figura 5.33 é transformado em três dimensões (parte superior da Figura 5.35). Esta transformação do sinal é importante para aplicação do algoritmo de inibição lateral, já que a vizinhança são os quatro lados do ponto com maior nível de ativação.

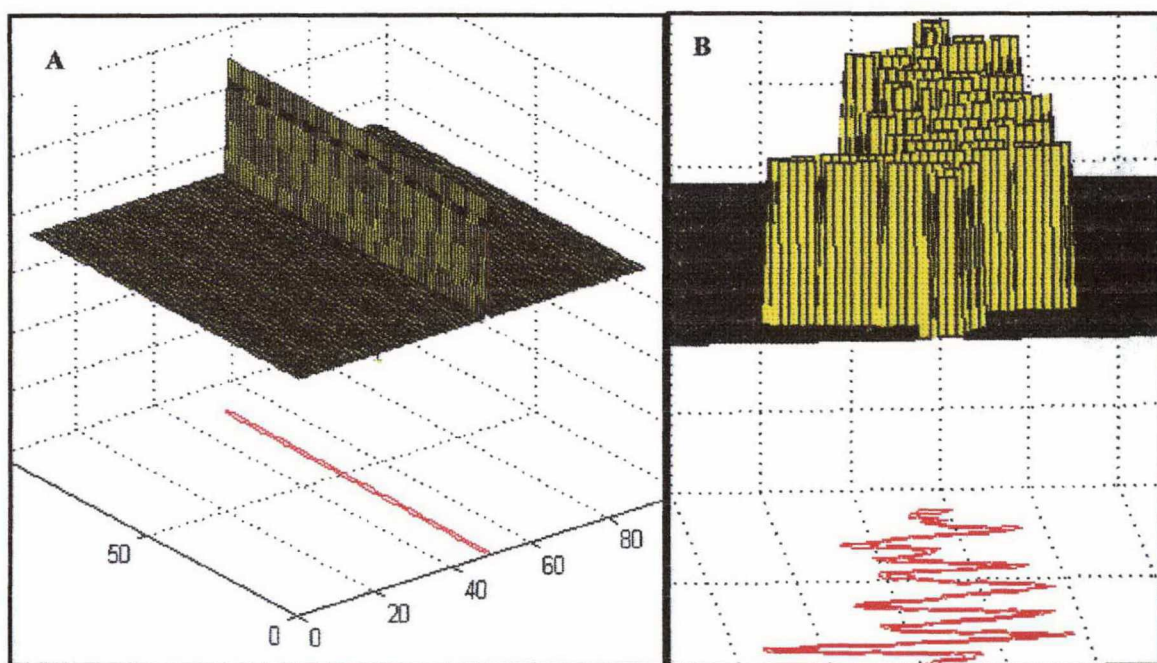


Figura 5.33 – Em A, representação de sinal contínuo em 3D. E, em B a representação de um fuso do sono em 3D. Eixo x e eixo y representam a amplitude e a quantidade de pontos respectivamente e o eixo z é unitário.

Após a entrada do sinal na fóvea, ocorre um processo de inibição lateral realizado pelas células horizontais. Neste modelo, foi adotado um conjunto de 90 células horizontais, com uma vizinhança de 9 elementos neuronais, representado graficamente pelo Quadro 2.2 da Figura 5.33. A Figura 5.36 apresenta o resultado do processo de inibição lateral causado

pela RNA na fóvea. A Figura 5.37 apresenta o mesmo gráfico da Figura 5.36, porém em duas dimensões. A análise dos gráficos sugere uma maior ativação dos neurônios nas bordas dos padrões de entrada e uma inibição da vizinhança, proporcionando um maior contraste para os picos e vales deste padrão.

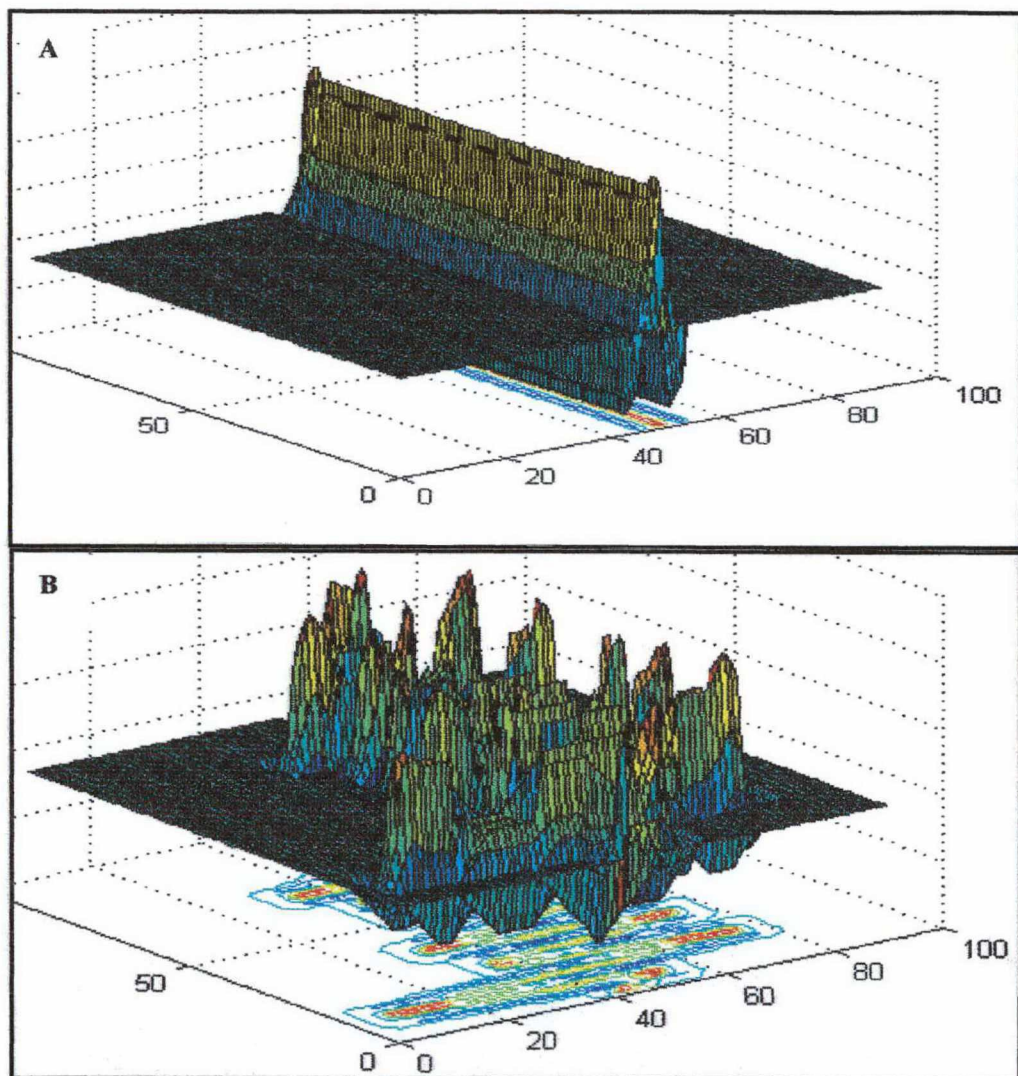


Figura 5.34 – Em A, representação de um sinal contínuo após o processo de inibição lateral e em B a representação de um fuso do sono após a inibição lateral causada pelas células horizontais na fóvea. Eixo x e eixo y representam a amplitude e a quantidade de pontos respectivamente e o eixo z é unitário

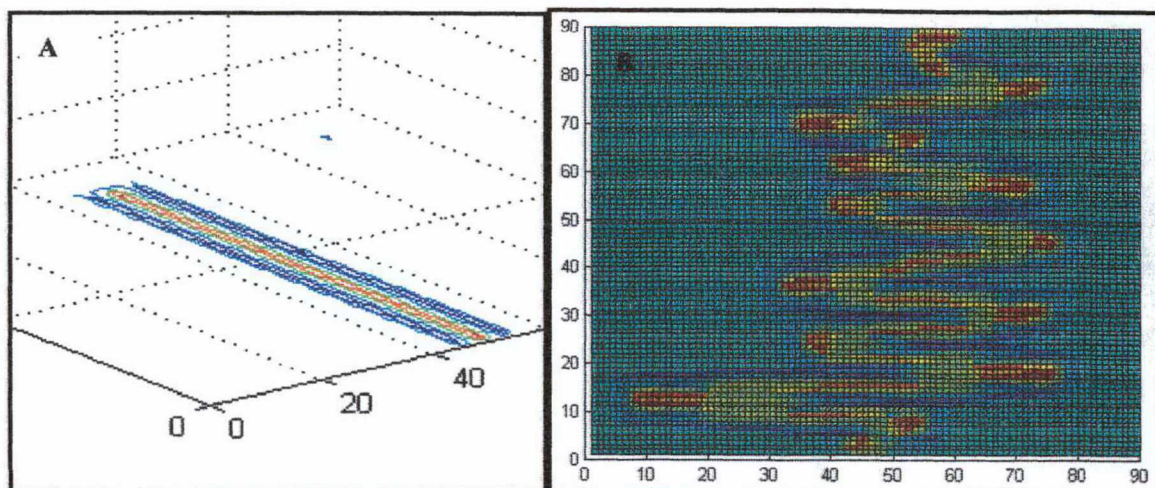


Figura 5.35- Em A, representação em duas dimensões de um sinal contínuo. Em B a representação de um fuso do sono, após o processo de inibição lateral. Eixos X e Y, representação o número de amostras de cada padrão

Após a inibição lateral, torna-se necessária a identificação do padrão propriamente dito. Para esta tarefa é utilizado um algoritmo de auto-organização para o posicionamento de 90 neurônios de acordo com o sinal obtido após o processo de inibição lateral, isto é, a posição que possui maior nível de ativação é posicionada um neurônio para realizar a identificação do padrão. Utilizou-se um algoritmo de auto-organização com um número fixo de épocas de treinamento. A Figura 5.38, apresenta o resultado do posicionamento dos neurônios após 1000 épocas de treinamento.

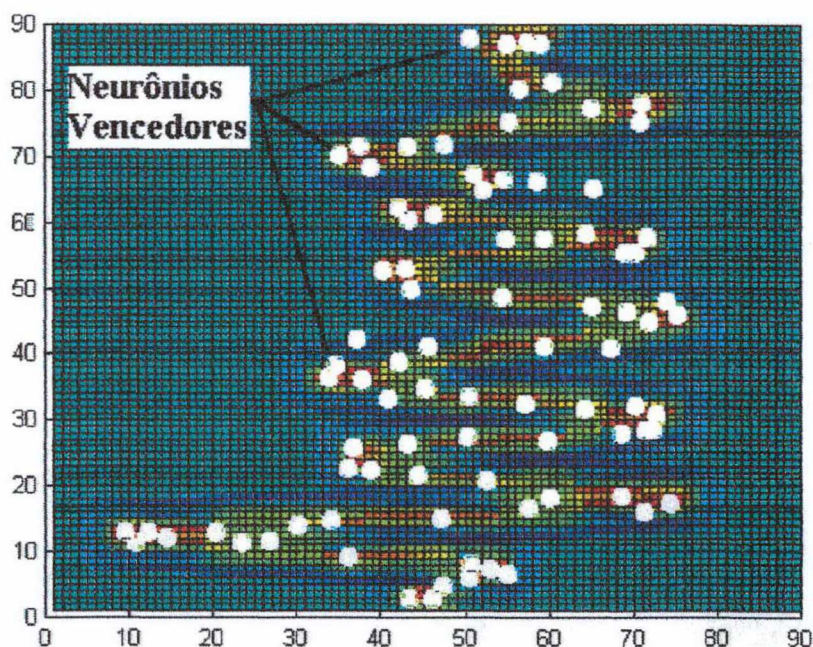


Figura 5.36 - Representação em duas dimensões da posição dos neurônios vencedores. Eixos X e Y, representam o número de amostras de cada padrão

Por fim, é utilizada uma RNA estática com 90 neurônios na camada de entrada, 40 na intermediária e 2 na saída. Os padrões de entrada da rede são provenientes da camada auto-organizativa, conforme é apresentado no Quadro 2.4 da Figura 5.33. Esta RNA é treinada de maneira que, quando encontrado um padrão de fuso do sono torne ativo um determinado neurônio e um padrão de complexo K o outro neurônio.

Os olhos são órgãos fotossensíveis complexos que atingem alto grau de evolução, permitindo uma análise minuciosa quanto à forma dos objetos, cor e a intensidade de luz refletida. A rede aqui proposta não possui finalidade de simular todo o comportamento da retina do olho humano, mas sim demonstrar que existem vários mecanismos de pré-processamento nos sinais luminosos captados pela retina e posteriormente enviados ao córtex cerebral, e que este processo pode ser utilizado no auxílio da detecção de padrões.

Embora a retina periférica identifique vários padrões de EEG, ela não adquire informações mais específicas do padrão. Por outro lado, a fôvea é bem mais especializada para a detecção de bordas devido ao algoritmo de inibição

lateral e auto organização. Os resultados obtidos pela fóvea após a identificação dos sinais da retina periférica foram de grande significado, o índice de acerto aumentou em média de 80% para 90% dos padrões.

Os resultados do conjunto de teste servem como referência para análise e comparação do comportamento da retina na identificação de padrões do sono com o resultado de outros trabalhos realizados com as RNAs anteriores.

O modelo da retina proposto possui uma velocidade de identificação bem elevada, mesmo que o processamento a nível da fóvea seja bem mais lento. A retina periférica possui apenas uma única RNAD e o sinal de entrada somente é transferido para a fóvea após ser identificado pela mesma, diminuindo o processamento e aumentando a agilidade do processo de identificação.

Tornou-se, ainda, necessário um teste final, a análise de um registro completo de EEG através do nosso modelo. As redes neurais analisaram um registro de EEG de um paciente sem arritmias no EEG, durante um período de sono (fase 2 do sono). Após o treinamento foi utilizado o mesmo registro de uma hora de sono utilizados pela RNAE, RNAD, RNADI e RNAFS, caracterizado como fase dois do sono. A Tabela 5.7 apresenta a listagem de padrões e localizações encontradas pelo especialista (duas primeiras colunas) e a relação dos padrões encontrados pelo quarto modelo de RNADBMV (quatro últimas colunas), no final é realizado o cálculo da especificidade e sensibilidade da RNABMV com a finalidade de comparação com os resultados anteriores das RNAs.

Tabela 5.8- Padrões identificados pela RNADBMV

Especialista		Análise da RNADBMV			
Padrão	Horário	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo	Falso Positivo	Falso Negativo
P. Fase II	00:07:05		X		
Compl. K	00:07:17	X			
Fuso	00:07:33	X			
P. Fase II	00:07:40		X		
Compl. K	00:07:52	X			

Compl. K	00:08:52	X			
P. Fase II	00:09:00		X		
Compl. K	00:10:21				X
Compl. K	00:10:41				X
Fuso	00:11:03	X			
P. Fase II	00:11:10		X		
Fuso	00:11:33	X			
Compl. K	00:12:16	X			
P. Fase II	00:12:30			X	
Compl. K	00:12:52				X
Fuso	00:13:14	X			
P. Fase II	00:13:17		X		
Compl. K	00:13:21	X			
Compl. K	00:13:29	X			
Fuso	00:14:45	X			
P. Fase II	00:15:00		X		
Fuso	00:15:20	X			
Compl. K	00:15:57	X			
Fuso	00:16:26	X			
P. Fase II	00:16:30		X		
Compl. K	00:16:35	X			
Compl. K	00:17:20				X
Fuso	00:18:06	X			
Fuso	00:18:17	X			
P. Fase II	00:18:30		X		
Compl. K	00:18:47	X			
Fuso	00:20:15	X			
Compl. K	00:20:17	X			
Fuso	00:20:18				X
Fuso	00:20:20	X			
P. Fase II	00:20:30		X		
Compl. K	00:20:37	X			
Compl. K	00:22:28	X			
Compl. K	00:22:40	X			
Fuso	00:22:54	X			
Fuso	00:23:12	X			
P. Fase II	00:24:00			X	
Compl. K	00:24:41	X			
Compl. K	00:24:56	X			
Compl. K	00:25:07	X			
P. Fase II	00:25:20			X	
Compl. K	00:25:30	X			
Fuso	00:25:32				X
Fuso	00:26:18	X			
P. Fase II	00:26:30		X		
Fuso	00:26:55	X			
Compl. K	00:27:01	X			
Fuso	00:28:05				X
Fuso	00:28:15	X			
P. Fase II	00:29:00		X		
Fuso	00:30:27	X			

Compl. K	00:30:34				X
Fuso	00:31:12	X			
Fuso	00:31:27	X			
P. Fase II	00:32:00		X		
Fuso	00:32:26	X			
Fuso	00:32:28	X			
Fuso	00:33:15				X
P. Fase II	00:33:17		X		
Fuso	00:33:19	X			
Compl. K	00:36:02	X			
Fuso	00:37:17	X			
Compl. K	00:37:28	X			
P. Fase II	00:37:40		X		
Fuso	00:38:01	X			
Fuso	00:40:16	X			
Compl. K	00:42:18				X
Compl. K	00:43:23	X			
P. Fase II	00:43:30		X		
Compl. K	00:44:34				X
Compl. K	00:45:19	X			
Compl. K	00:45:59	X			
Compl. K	00:46:26	X			
Compl. K	00:47:39	X			
P. Fase II	00:48:00		X		
Compl. K	00:51:07	X			
Compl. K	00:51:53	X			
Compl. K	00:52:25	X			
P. Fase II	00:53:00		X		
Fuso	00:57:09				X
TOTAL		53	17	3	11
Sensibilidade					0.83
Especificidade					0.85

Para cada tipo de RNA, utilizada para a detecção de padrões do sono, foi calculado o valor da especificidade e da sensibilidade para estas redes. Estes parâmetros foram calculados a partir de um conjunto de teste idêntico para ambas as RNAs, isto é, um registro de EEG com duração de uma hora caracterizado pelo especialista como fase 2 do sono. Nota-se, na Tabela 5.9, que os valores de especificidade e sensibilidade vêm aumentando com a complexidade da rede, o que mostra que os modelos aqui implementados possuem uma boa performance no reconhecimento de complexos K e fusos do sono.

Tabela 5.9 - Comparação dos resultados obtidos pelas RNAs

	RNAE	RNAD	RNADI	RNADPS	RNADBMV
Sensibilidade	0,66	0,71	0,74	0,77	0,83
Especificidade	0,6	0,7	0,8	0,8	0,85

5.6.5.1.4.1 Detalhamento dos parâmetros e métodos de treinamento utilizados na RNAD-BMV

Algoritmo: *Backpropagation* para a retina periférica e RNA de saída; competitivo para a rede neural da fóvea. O algoritmo para a retina periférica é idêntico ao modelo de RNAD-BMV anterior, porém o do fóvea é baseado em “self-map”, isto é, algoritmo auto-organizativo com a criação de agrupamentos que representam o padrão de um fusos ou complexo K.

Padrões de Treinamento: 5 padrões da fase 2 do sono, 5 padrões de complexos K e cinco padrões de fusos do sono, com 90 amostras cada um, porém em 3D com o nível de ativação (eixo z) representando um valor constante igual a 1.

Padrões de Saída para o treinamento: Para a retina periférica o método é o mesmo da anterior, vetores fixos em 1 para fusos do sono e complexos K, porém para RNAD-BMV diferentes. Já na fóvea, o treinamento do algoritmo auto-organizativo se realizou durante 3000 épocas.

Constante de Aprendizado: 0,01 para a retina periférica

Critério de parada: Erro médio quadrático igual ou inferior a 0,02 para a retina periférica e 3000 iterações para a fóvea

Características do treinamento: O treinamento para a retina periférica é idêntico ao da RNAD-BMV anterior. Porém, o da fóvea é realizado com os padrões encontrados pela retina periférica, que são transformados em agrupamentos pelo algoritmo auto-organizativo e, que posteriormente, são utilizados no treinamento de uma nova RNA para identificar o local destes agrupamentos e, assim, identificar o tipo de padrão predominante.

Características da identificação: as noventa amostras de um padrão são apresentados um a um para a retina periférica, um vetor resultante é criado e, posteriormente, analisado pelo “Sistema Nervoso Central” à procura de um

segmento em 1 que represente um determinado padrão, caso esse padrão exista, o mesmo é transportado para a rede neural da fôvea que criará um agrupamento de características deste sinal. Estas características são utilizadas pela RNA de saída para a análise final dos agrupamentos e verificação do padrão.

5.7 Análise do sistema para a classificação das fases do sono

A classificação das fases do sono é realizada através da análise em conjunto dos registros de EEG, EMG, EOG, bem como com os procedimentos propostos no Capítulo 3. Entre os procedimentos propostos para a análise da frequência do EEG o que obteve melhores resultados foi o método baseado da função da densidade espectral de potência utilizando-se uma janela de Hanning. O espectro de frequência apresentou uma boa distribuição, embora não apresente uma distribuição mais apurada nas épocas com baixa relação sinal ruído (SNR) ou frequências mistas de EEG, como no algoritmo da FFT. Este tipo de tratamento de sinal para os intervalos que possuem artefatos ou padrões como o complexo K e fuso do sono, devido a robustez apresentada em seus resultados. Na Figura 5.39, é apresentado as componentes de frequência de um trecho de EEG com um complexo K, sendo que este intervalo foi analisado com os três métodos comentados anteriormente. Utilizando-se o método com janela de Hanning nota-se a eliminação de fuga espectral. A análise da frequência predominante do EEG na classificação das fases do sono é de extrema importância, porém resultados muito detalhados (com diversas componentes de frequência) não são necessários e podem tornar mais complexa a análise e, até mesmo, levar a erros de interpretação (LAMMERS et al., 1997).

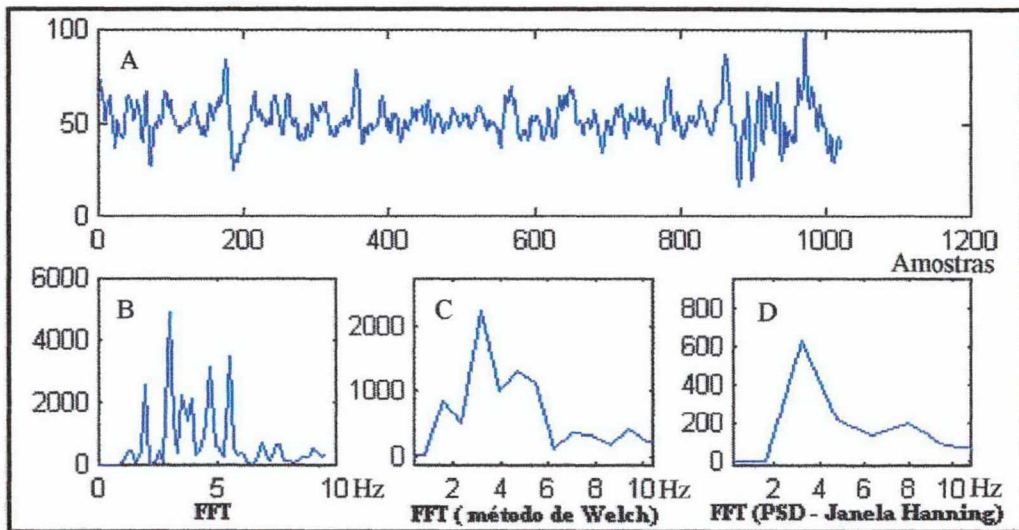


Figura 5.37 - Comparação dos métodos de análise de frequência utilizados. Em A, o registro completo. Em B, C e D, o espectro de frequência para o registro A

A análise de frequência do EEG apenas, não basta para identificação das fases do sono. A análise do EOG e EMG também são de grande importância para obtenção de resultados confiáveis. A obtenção das características do EOG e EMG são, em sua maioria, de base estatística (conforme apresentado anteriormente), constituindo, em conjunto com os padrões de EEG, as entradas para o “sistema de controle”, que possui a função de analisar e realizar a classificação das fases do sono.

O SC, após analisar todos os dados provenientes dos registros polissonográficos, gera o hipnograma dos sinais de EEG. O hipnograma tem como finalidade apresentar, de forma gráfica, as fases do sono no decorrer do tempo e facilitar o acompanhamento e localização das fases durante toda a extensão do registro polissonográfico, que pode durar várias horas. A Figura 5.40 apresenta a tela de um hipnograma, a escala do eixo horizontal da Figura representa as épocas dos registros polissonográficos, neste caso cada época é composta de 10 segundos.

A fim de verificar o índice de acerto do sistema foi realizada uma análise comparativa do resultado obtido pelo SC e os resultados obtidos por um especialista, a comparação entre as épocas dos registros

polissonográficos foram feitas com base nas épocas de cada registro. Para a análise foi tomada com base em um período de 1440 épocas, isto é, um intervalo de tempo de 4 horas de sono. A Tabela 5.10 apresenta estes resultados, indicando a porcentagem de acertos no registro polissonográfico, isto é, a identificação de uma fase do sono em uma determinada época do registro pelo sistema, quando esta mesma fase fora identificada pelo especialista na mesma época do registro.

Tabela 5.10 - Índices de Acerto do Sistema

Registros	Épocas corretas	Épocas Erradas	Porcentagem de Acerto
Registro 1	1341	99	93%
Registro 2	1146	294	79%
Registro 3	1293	147	89%
Registro 4	1170	270	81%

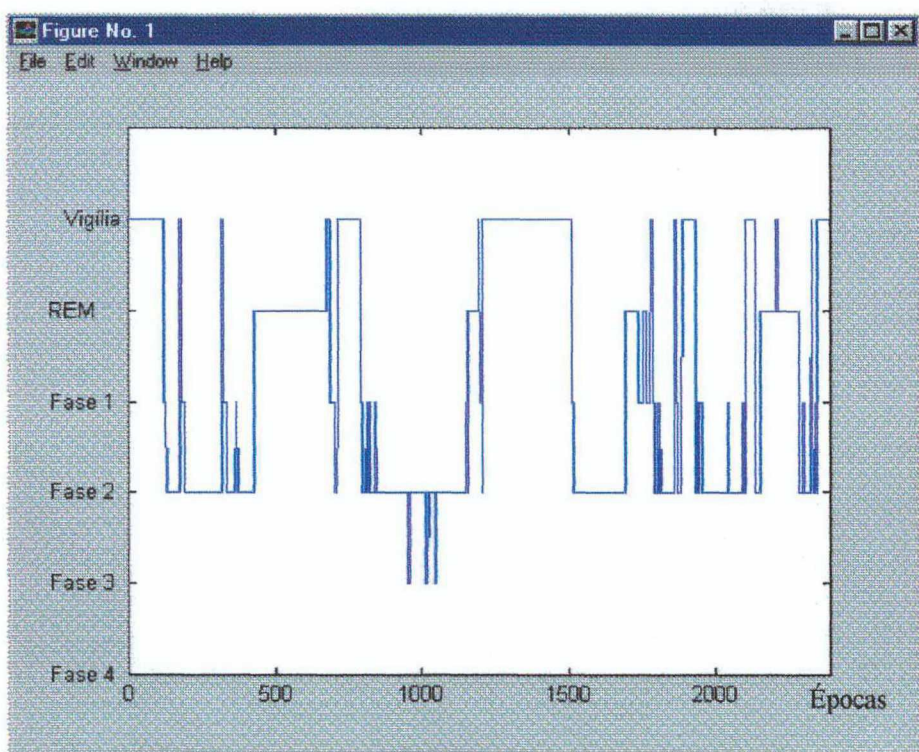


Figura 5.38 - Hipnograma de um registro polissonográfico. Mostra a evolução das fases do sono durante um determinado período

5.8 Análise do sistema na classificação das apnéias durante o sono

A análise das apnéias durante o sono também é realizada pelo SC, tendo como parâmetros de entrada os sinais de fluxo respiratório, oximetria, movimento torácico, registro de actimetria e demais registros polissonográficos: EEG, EOG, ECG e EMG. A Figura 5.41 apresenta a tela do programa para a análise das apnéias do sono.

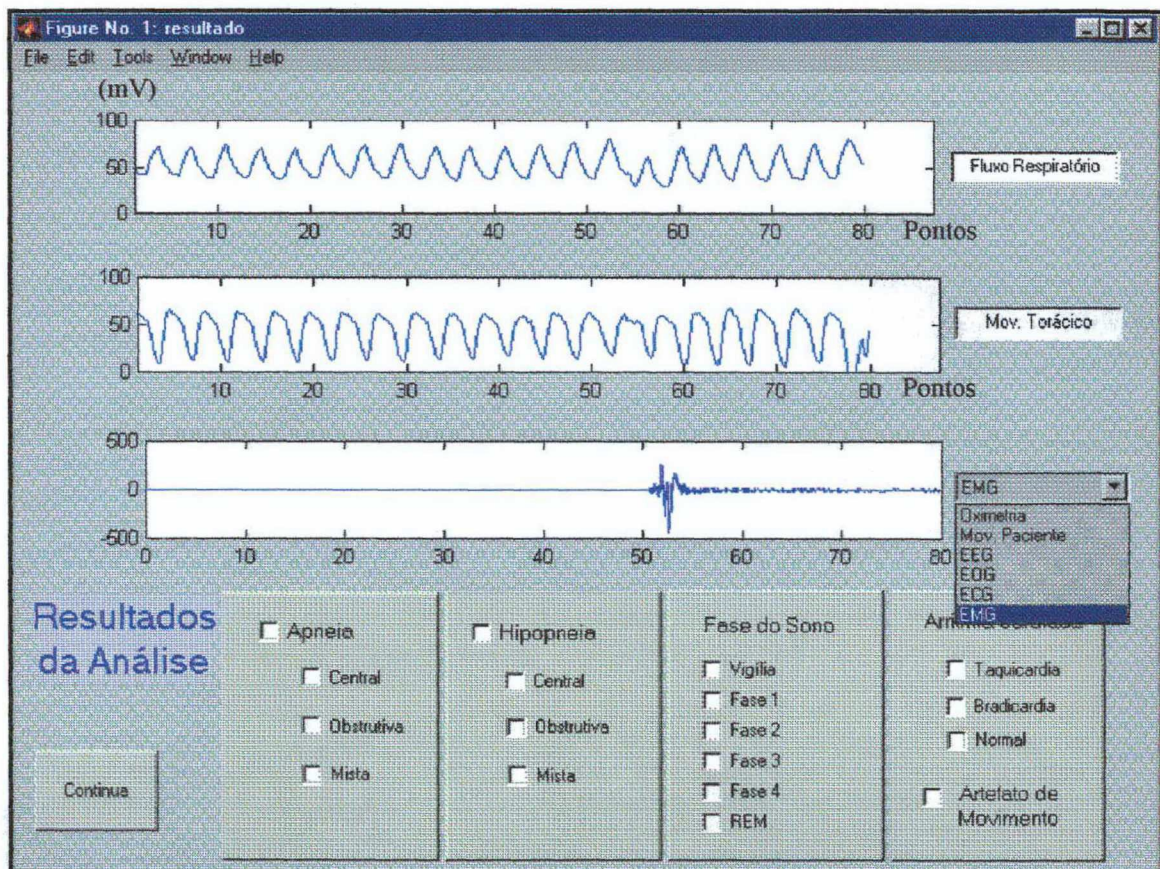


Figura 5.39 - Tela principal do programa para análise das apnéias durante o sono. No terceiro registro, pode-se escolher o canal a ser plotado, os demais são fixos (oximetria e movimento torácico)

Na Figura 5.41, os 2 primeiros registros, fluxo respiratório e movimento torácico, são fixos durante todas as análises. Porém, no terceiro campo pode-se escolher o canal desejado: oximetria, movimentos do paciente (actimetria), EEG, EOG, ECG ou EMG. As escalas dos registros são todas

reescaladas em “y” para facilitar a análise pelos algoritmos de detecção e comparação de resultados pelo SC, a escala “x” dos registros representa a escala de tempo em segundos.

Na tela de análise, encontram-se quatro campos, localizados logo abaixo dos registros. Estes campos representam a ocorrência de apnéia ou hipopnéia, bem como a fase do sono em que estas ocorreram. Os ritmos cardíacos predominantes nas épocas e a presença ou não de artefatos de movimento, também são apresentados em um outro quadro mais a direita.

Caso ocorra a presença de artefatos de movimento, todas as análises da época dos registros serão desprezadas. A Figura 5.42 apresenta um tipo de artefato de movimento causado pelo movimento do paciente ao virar de lado enquanto dorme. Nota-se que a fase do sono e o ritmo cardíaco continuam sendo apresentados pelo software, enquanto que as apnéias não são classificadas. Caso não fosse verificado o artefato de movimento, este padrão com certeza seria classificado como algum tipo de apnéia.

A análise de hipopnéia realizada pelo SC é baseado nos critérios discutidos anteriormente neste trabalho, onde, o limite da atenuação do registro de fluxo respiratório é de até 50%, caso este valor seja ultrapassado será associado a esta época uma apnéia do sono. As Figuras seguintes (5.43 e 5.44) são representativas de hipopnéias dos sono. A Figura 5.43 apresenta como terceiro registro o EOG, onde pode-se verificar um movimento ocular, exatamente no momento em que o fluxo de ar começa a voltar ao normal.

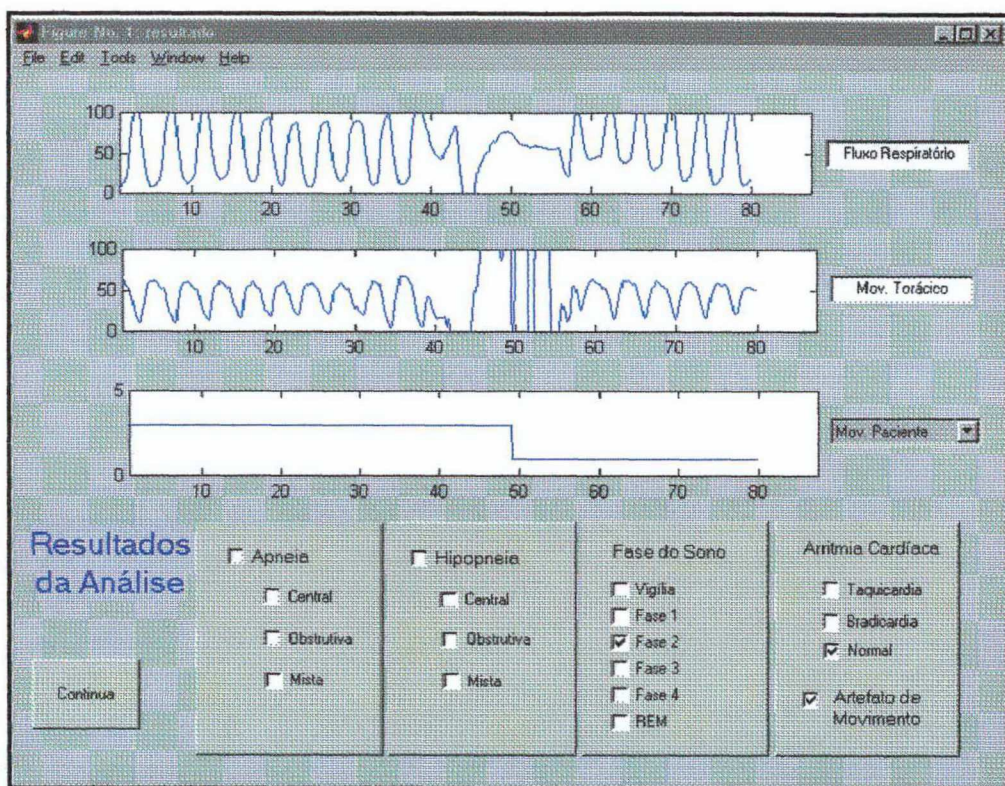


Figura 5.40 – Tela do programa apresentada quando ocorre a detecção de um artefato

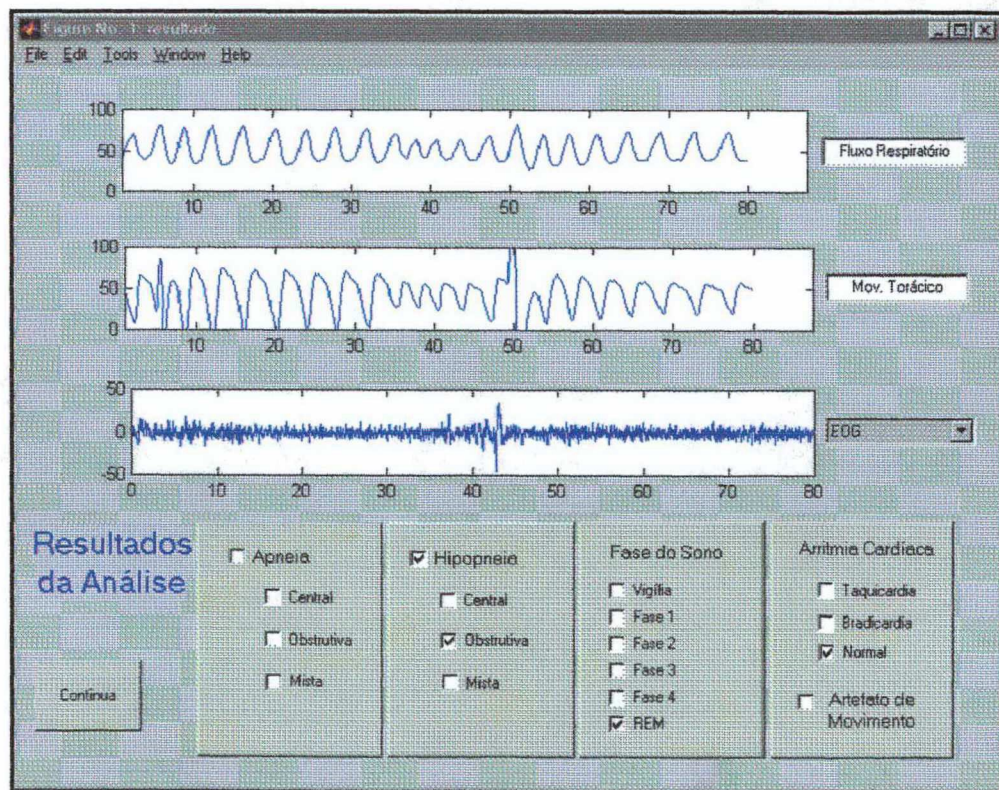


Figura 5.41 – Exemplo de detecção de Hipopnéia obstrutiva identificada pelo SC

A Figura 5.44 apresenta uma hipopnéia do sono em conjunto com um registro de ECG. A visualização do registro de ECG é importante, pois a verificação da diminuição ou aumento do ritmo cardíaco pode configurar casos causados pelas apnéias do sono. O SC realiza automaticamente a classificação do registro de ECG e apresenta na tela do sistema a classificação em: ritmo normal, taquicardia ou bradicardia.

Para a análise da apnéia do sono pelo SC, utilizou-se o limite de atenuação do registro de fluxo respiratório maior do que 50%. As Figuras seguintes (5.45, 5.46 e 5.47) são exemplos de apnéias dos sono.

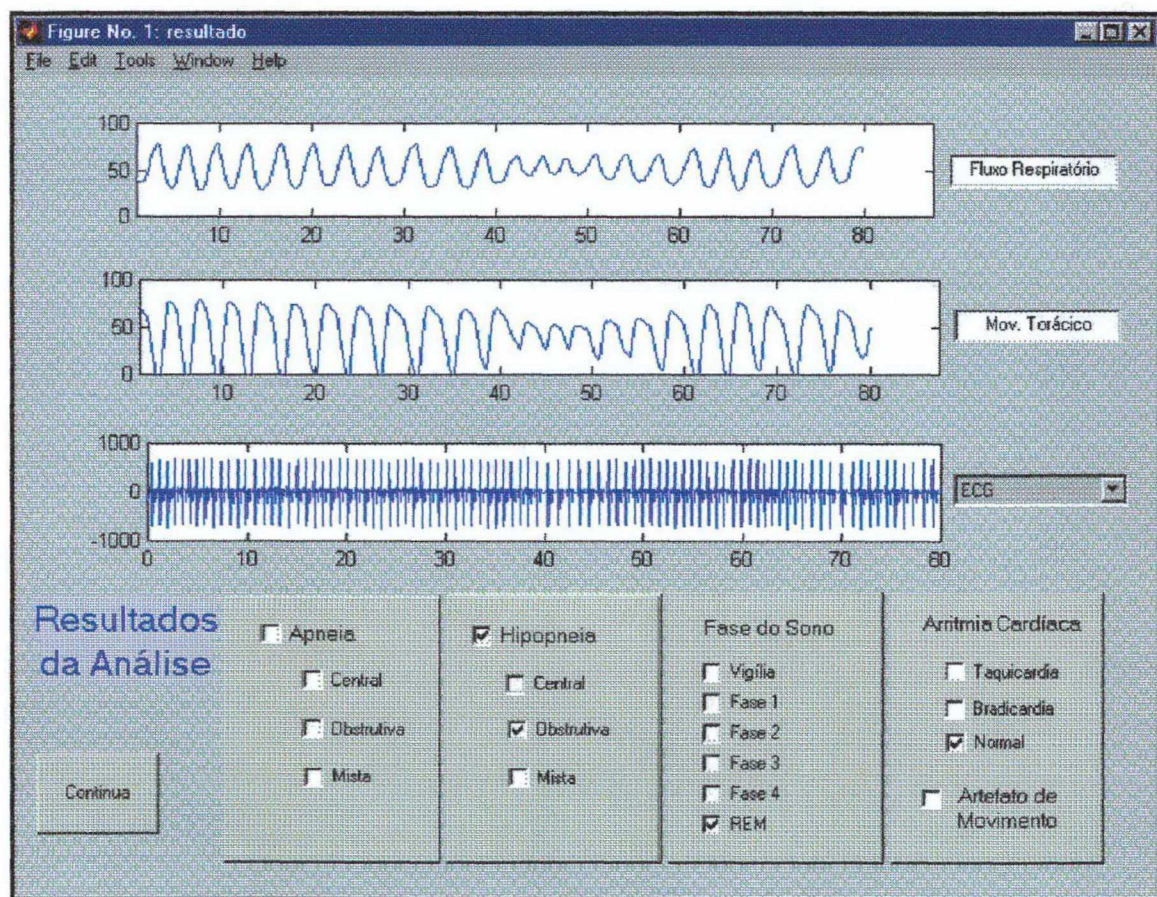


Figura 5.42 – Tela do programa relativo à identificação de hipopnéia obstrutiva identificada pelo SC

Na Figura 5.45, no final do período da apnéia central, verifica-se movimentos oculares que marcam o término da atonia muscular, fazendo com que o paciente volte a respirar normalmente.

Uma apnéia mista é apresentada na Figura 5.46. No início desta apnéia, não existe movimento torácico, configurando uma atonia muscular, porém ao final da apnéia o movimento torácico é praticamente normal.

A Figura 5.47 apresenta um tipo de apnéia obstrutiva. Neste o fluxo respiratório diminui consideravelmente e o movimento torácico ainda permanece.

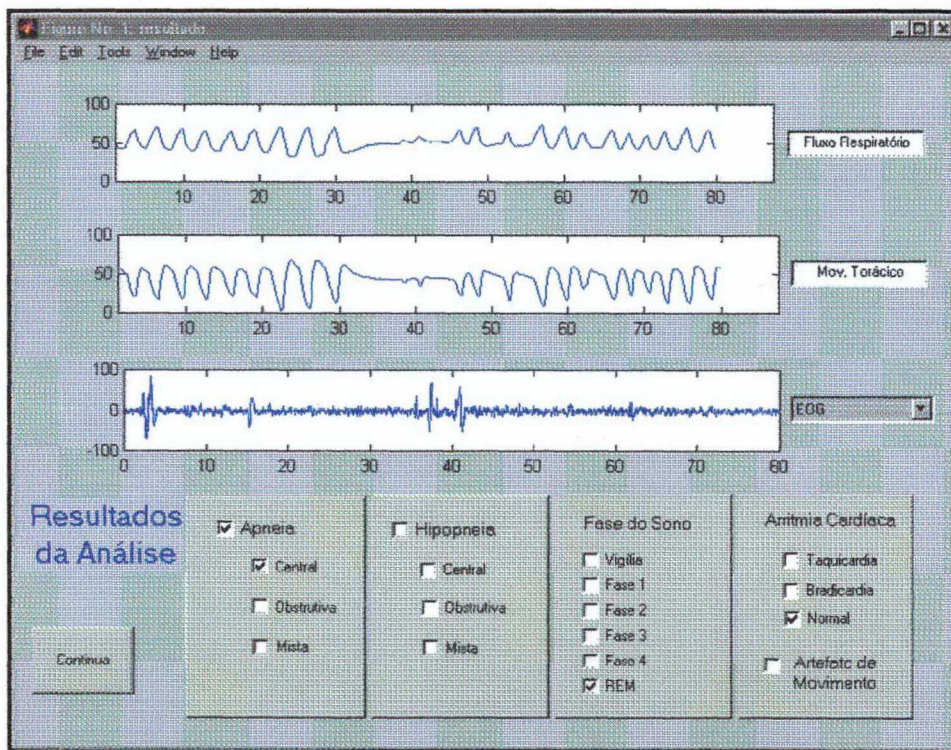


Figura 5.43 - Tela do programa relativo à identificação de apnéia central identificada pelo SC

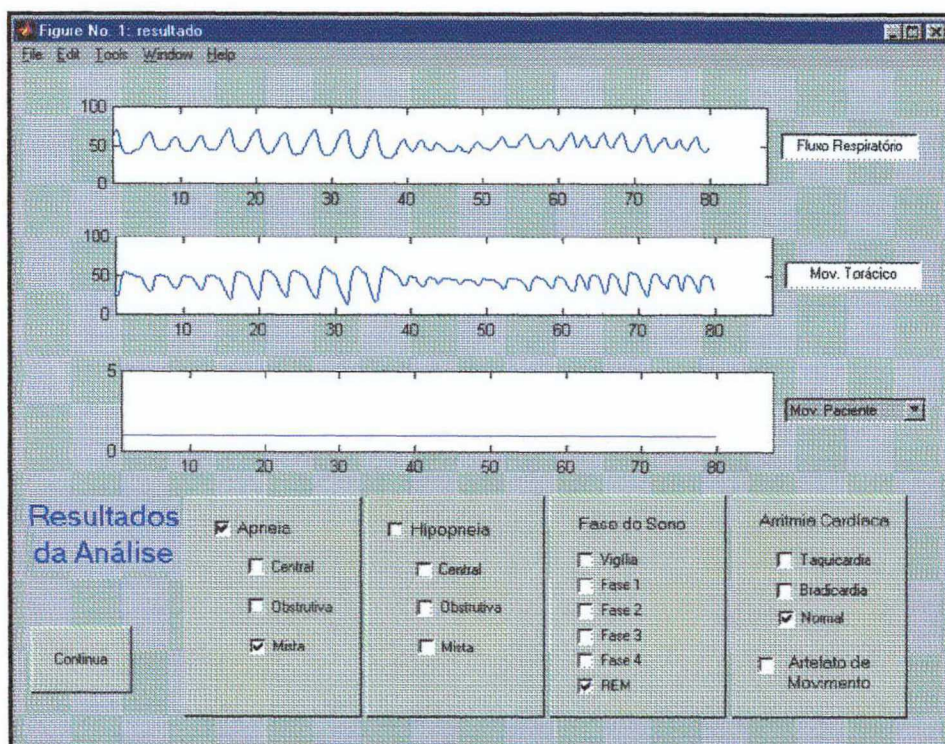


Figura 5.44 - Tela do programa relativo à identificação de apnéia mista identificada pelo SC

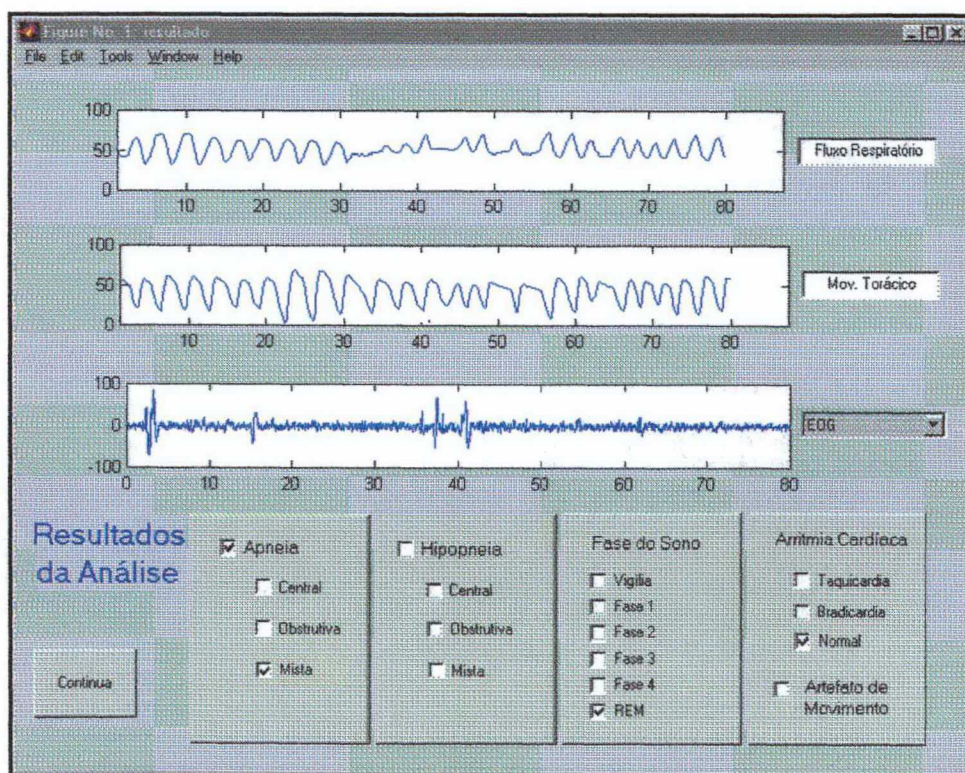


Figura 5.45 - Tela do programa relativo à identificação de apnéia mista identificada pelo SC

Para facilitar a análise e localização das apnéias pelo especialista, o sistema gera um gráfico de apnéias, representando a ocorrência de apnéias ou hiponéias nos momentos (ou épocas) nas quais estas ocorrem, conforme mostrado na Figura 5.48.

A análise dos resultados obtidos pelo gráfico de apnéias, foi realizada tomando-se como base os registros e a identificação das apnéias ou hipopnéias realizadas pelo especialista. A comparação entre a análise do registro obtido pelo sistema e a análise do registro obtido pelo especialista gerou os padrões de comparação e validação do sistema.

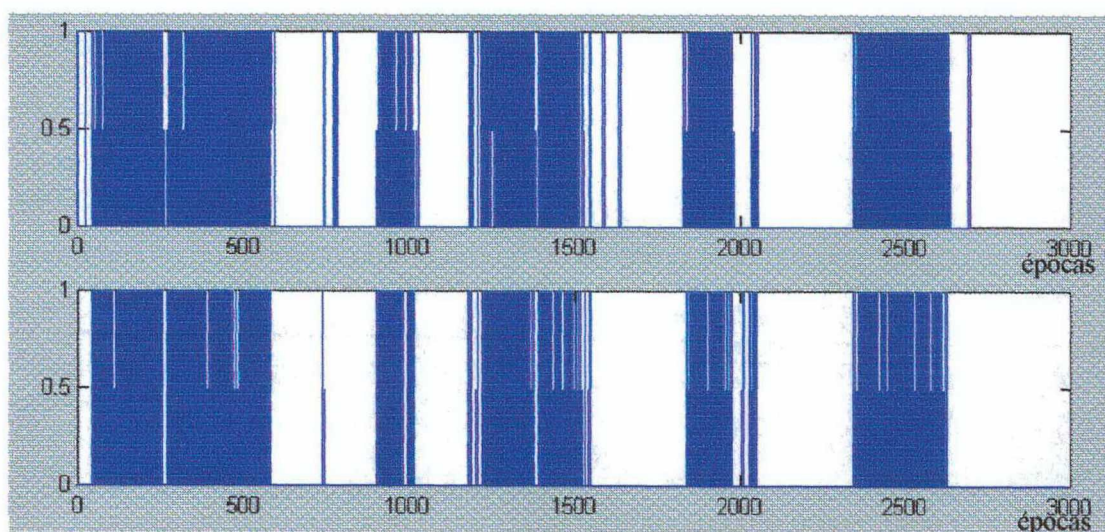


Figura 5.46 - Gráfico da ocorrência de apnéias e hiponéias no decorrer do registro polissonográfico, registro superior foi realizado pelo sistema e o inferior pelo especialista

Analisando os padrões resultantes da análise do sistema aqui proposto com o especialista, obteve-se conjuntos de padrões “corretos” e “incorretos”, que subdividem-se em verdadeiros positivos e negativos e falsos positivos e negativos. Os padrões verdadeiramente positivos ocorrem quando o sistema e o especialista concordam com o padrão encontrado (apnéia ou hipopnéia), os verdadeiros negativos ocorrem quando o especialista e sistema não encontraram nenhuma apnéia ou hipopnéia durante a época em análise. Os falsos positivos ocorrem quando o especialista não encontrou nenhum padrão

e sistema o encontrou, já os falsos negativos são relacionados as apnéias não encontradas pelo sistema, porém encontradas pelo especialista.

Após os resultados, é realizado o cálculo de sensibilidade e especificidade para os registros, a Tabela 5.11 apresenta o resultado obtido para alguns registros polissonográficos escolhidos aleatoriamente.

Tabela 5.11 - Resultados obtidos na identificação de apnéias no sono em 5 registros polissonográficos escolhidos aleatoriamente

Registro	Verd. Pos	Verd. Neg	Fal. Pos	Fal. Neg	Sensibilidade	Especificidade
01	384	1548	78	156	0,72	0,95
02	411	1516	267	63	0,87	0,85
03	136	1210	49	57	0,70	0,96
04	103	1624	147	35	0,74	0,91
05	524	1311	212	127	0,8	0,86

6. Discussões

A classificação das fases do sono através da análise de registros polissonográficos não é uma inovação, diversos métodos vêm sendo empregados com a finalidade de solucionar este problema. Porém, a análise em conjunto com os registros da respiração e oximetria para a classificação de apnéias é uma abordagem inédita.

Entre as técnicas de processamento do EEG para identificação de frequências predominantes, ressaltam as técnicas estatísticas e análise multidimensional proposta por Green (GREEN, 1975). Neste trabalho, algumas técnicas estatísticas são empregadas, porém visam a integração com os modelos de RNAs para a detecção de padrões pertinentes às fases do sono. A proposta principal deste trabalho é a utilização em conjunto de algoritmos para a discriminação de frequências predominante em épocas de EEG e, posteriormente, o emprego de RNAs para realizar a análise e identificação de padrões específicos das fases do sono. O sistema híbrido aqui proposto, possui diversas vantagens: o aumento da velocidade de processamento e a escolha ou adaptação dos padrões a serem identificados pelas RNAs, de acordo com o especialista que realiza a análise polissonográfica. Para muitos especialistas, um trecho de EEG pode ser considerado como padrão do sono e, para outros, isto pode não ser verdadeiro. Ou seja, pode ser um de classificação duvidosa. A vantagem da utilização das RNAs em conjunto com algoritmos matemáticos para discriminação da frequência é que as RNAs podem ser treinadas com os padrões a serem reconhecidos, de acordo com o especialista médico.

Técnicas de filtragem do sinal como as de Berthomer e Sykacek (BERTHOMER, 1997, SYKACEK, 1998) são demasiadamente lentas pois possuem um conjunto de algoritmos de alta complexidade que demandam grande esforço computacional e não alcançam uma alta taxa de acerto na

identificação de padrões específicos das fases do sono, como o caso dos fusos do sono e os complexos K, que são padrões determinantes da fase 2 do sono.

Trabalhos baseados em RNAs implementados por Schaltenbrand (SCHALTENBRAND, 1995), Kirby (KIRBY, 1999) e Shimada & Shina (SHIMADA & SHINA, 1997), apresentam boas taxas de acertos na identificação de ondas alfa e padrões de ondas lentas, podendo chegar até a 90%. Porém, estes utilizam somente este tipo de ferramenta, o que torna a análise lenta em registro de polissonográficos de longa duração. Esta técnica não utiliza a identificação de padrões como: complexos K e fusos do sono. Segundo Rechtschaffen & Kales (RECHTSCHAFFEN & KALES, 1977) estes padrões são de extrema importância na diferenciação da fase 2 do sono com a fase REM.

Diversas ferramentas referenciadas na literatura apresentam índices de acertos de ordem elevada, porém não apresentam a situação com que estes foram obtidos, com os casos referidos acima. De pouco adianta um índice de acertos de 90% sem saber as condições em que estes foram alcançados. Torna-se portanto necessário de, no mínimo, cálculos de: especificidade e sensibilidade, para obter a noção sobre o funcionamento de uma determinada ferramenta. Neste trabalho procurou-se realizar uma análise da performance dos algoritmos e técnicas de RNAs com base nos resultados obtidos da aplicação das ferramentas desenvolvidas em um registro polissonográfico previamente analisado por um especialista. A partir dos resultados, pode-se identificar trechos de falso positivo, falso negativo, verdadeiro positivo e verdadeiro negativo. E, após este procedimento, realizar-se o cálculo da especificidade e sensibilidade do sistema para obter um determinado índice de acerto para todo o sistema ou por uma ferramenta específica. No sistema proposto, obteve-se resultados de sensibilidade de 70% a 87%, dependendo do registro a ser analisado. Portanto, deve-se tomar cuidado com os critérios a serem utilizados na validação do sistema, pois registros diferentes podem produzir respostas diferentes e com isso resultados errôneos no sistema. Este

procedimento foi, no decorrer do trabalho, estudado criteriosamente para que possa existir um bom índice de confiabilidade na resposta final do sistema e que o médico especialista possa confiar e se basear nos resultados do sistema para a produção de diagnósticos e análises específicas dos registros polissonográficos.

Diante do exposto, deve ser observado que não é possível uma comparação objetiva da metodologia empregada com outras técnicas propostas na literatura (DE CARLI, EL-SOLH, 1999; ELBAZ, 2002). Além disso, a ausência de dados de especificidade, sensibilidade e a inexistência de um banco de dados polissonográficos de domínio público, torna tal comparação impraticável.

7. Conclusões e trabalhos futuros

O objetivo deste trabalho foi a elaboração de um sistema para detecção e classificação automática das apnéias durante o sono. O sistema não possui o intuito de substituir o especialista de domínio e sim, auxiliar e agilizar o processo de classificação dos registros polissonográficos. Normalmente, este tipo de registro é extenso (pode chegar a 8 horas ininterruptas) levando o especialista a despender um período de tempo muito extenso para a totalidade de sua análise.

Na análise dos registros de EEG, para a identificação do estágio do sono (fases do sono) não depende somente da identificação da frequência predominante e da detecção de padrões como complexos K e fusos do sono. A caracterização das fases do sono depende de uma série de análises em conjunto com outros registros fisiológicos durante o sono, como o EMG e o EOG. Portanto, uma das principais preocupações deste trabalho é o desenvolvimento de algoritmos e procedimentos que visem analisar em conjunto todas as informações contidas em registro polissonográfico. De grande importância é, também, a análise das épocas anteriores à época que está sendo analisada, pois a análise da fase do sono é um evento dinâmico que decorre de diversas informações anteriores e, às vezes, de épocas posteriores, como alguns casos apresentados no Capítulo 3 deste trabalho. Uma outra característica deste trabalho é a utilização de uma memória capaz de armazenar informações de épocas anteriores e realizar consulta em épocas posteriores para classificar a época em questão.

A facilidade de trabalhar com interface do sistema (telas gráficas do programa) permite que o operador obtenha um ganho de velocidade na identificação de padrões, resultando em uma maior flexibilidade na hora da escolha e interpretação dos resultados finais pelo especialista. O sistema gera um conjunto de padrões que podem, ou não, ser aceitos pelo especialista na

classificação final dos resultados e no diagnóstico. Este não gera diagnósticos nem define laudos, somente auxilia o médico, principalmente, no critério de repetibilidade na identificação de padrões. Os padrões uma vez identificados pelo sistema, sempre serão localizados, o que nem sempre acontece com os padrões encontrados pelo especialista.

Cada especialista possui uma maneira particular de identificar os padrões, nem todos especialistas concordam com todos os padrões de um outro médico, porém, com certeza, todos eles concordam na grande maioria das vezes. Pois, o contexto geral do registro polissonográfico é que importa, se o especialista esquecer de um ou dois padrões não tornará inviável a análise e laudo final, porque a maior importância é a distribuição dos dados, isto é, a análise qualitativa e não quantitativa. O sistema aqui proposto para a identificação de padrões do sono através de RNAs pode representar um boa opção para o especialista médico, pois esse pode treinar os próprios padrões de fusos do sono ou complexos K, para serem identificados posteriormente pelo sistema.

Uma das vantagens deste sistema é a utilização de RNAs, principalmente dos modelos de RNAs com dinâmica externa, utilizados para a identificação de padrões variantes no tempo. A identificação de um padrão variante no tempo é mais confiável com RNAs do tipo dinâmica, pois a rede procura reconhecer a maneira com que os dados estão variando no decorrer do tempo e não o padrão propriamente dito (posicionamento dos pontos). Esta ferramenta é de grande valia para o especialista, pois com ela o grau de repetibilidade na identificação de padrões é constante e o especialista pode conferir se os resultados estão adequados, antes de classificar o registro.

A detecção de fusos do sono e complexos K realizada pelas RNAs foram um ótimo teste de validação da estrutura destas redes, pois se tratando de padrões do sono, pode-se dizer que são um campo onde existe uma gama de variação muito grande entre eles, fazendo muitas vezes o especialista hesitar ou até mesmo identificar erroneamente um determinado padrão. No

exemplo de identificação aqui proposto, o especialista ao rever o mesmo registro em momentos diferentes, teve algumas divergências com as suas próprias classificações anteriores, demonstrando o quão complexa é esta identificação.

Durante a realização deste trabalho, diversos tipos de RNAs foram utilizadas, porém, o modelo de RNA migrou para um modelo rudimentar da estrutura da retina do olho humano. Este fato ocorreu devido a estrutura da rede, composta por diversos neurônios de entrada e apenas um neurônio na saída, o que lembra muito as células bipolares e os neurônios ganglionares, respectivamente. A saída das RNADs possuem um identidade com o processo de identificação natural realizado pela retina, os dados obtidos na saída dos neurônios ganglionares são enviados para sistema nervoso central através de uma seqüência de impulsos elétricos, da mesma forma, na RNAD, os sinais são enviados de forma seqüencial pelo VSRN.

Muitas modificações ainda podem ser realizadas neste modelo, principalmente a inserção de células do tipo “cone” e células “amácricas” no modelo das RNAD-BMV, com a finalidade de aumentar o nível de sensibilidade dos padrões ao entrarem na rede. Uma modelagem mais completa do circuito da fóvea do olho, também, pode ser de extrema importância para este trabalho devido ao sua alta acuidade na identificação de padrões. Várias outras modificações neste modelo podem ser realizadas, porém o objeto principal deste trabalho foi alcançado, pois, pela análise dos resultados das redes neurais, torna-se óbvio a presença de mecanismos de processamento ou “compactação” do sinal luminoso antes de serem entregues ao sistema de processamento central (o córtex cerebral). E, é exatamente o que realizam os modelos de RNAD. A estrutura, principalmente, da RNAD-BMV apresenta diversas características que se assemelham ao processo de codificação e envio no tempo do sinal luminoso até o córtex cerebral.

Uma característica marcante deste trabalho foi a utilização de duas redes neurais (retina periférica e fóvea) para realizar a análise de um único

padrão. A primeira rede (retina periférica) encontra padrões semelhantes ou “parecidos” como os padrões treinados, após encontrar o sinal é levado a uma rede mais especializada (fóvea) para realizar a identificação do padrão. Este procedimento, semelhante ao do olho humano, tem muitas vantagens, principalmente em relação ao critério “tempo” de identificação, pois um padrão somente será levado à área com maior poder de processamento (maior tempo) quando o padrão for semelhante ao que deseja-se identificar. Este procedimento é de grande valia para a identificação de padrões como complexos K e fusos do sono em um registro polissonográfico. O registro polissonográfico, na sua maioria, é muito extenso e não suporta a análise por um conjunto de procedimentos muito “pesados” (ou com grande poder de processamento) em toda a sua extensão, pois isto deixaria a análise do registro muito lenta.

Alem da identificação de padrões de complexos K e fusos do sono, o sistema atua de forma integral reunindo informações de épocas anteriores e posteriores de registros para realizar a classificação de uma determinada época. Não são, somente, as RNAs que possuem uma dinâmica no tempo e sim todo o sistema, pois este procura analisar todas as mudanças ocorridas no registro polissonográfico no decorrer do tempo, da mesma forma que o especialista médico. O especialista, na maioria das vezes, não consegue classificar uma fase do sono através da análise de uma época isolada, este analisa, principalmente, épocas anteriores para apresentar o seu resultado. O sistema aqui implementado se comporta da mesma forma, analisando épocas anteriores e capturando algumas informações de épocas posteriores para classificar uma fase do sono ou um determinado tipo de apnéia no sono.

O sistema possibilita ao especialista ou operador modificar os critérios para determinação de apnéias ou hipopnéias durante o sono. Através da modificação de parâmetros, o sistema pode ficar mais ou menos sensível à variações nos registros de fluxo e movimento respiratório. Este fato é de grande utilidade, pois os parâmetros de amplitude destes registros variam

muito de paciente para paciente e até mesmo no próprio paciente, dependendo da posição que este se encontra. O registro de actimetria é utilizado com a finalidade de modificar este parâmetro. O sistema verifica as mudanças de posição do paciente e informa, desta forma, a ocorrência de um artefato de movimento e não uma possível apnéia.

Como este trabalho, abre-se uma linha de investigação muito vasta, principalmente na área de aplicativos para o médico especialista, pelo fato das rotinas do sistema terem sido implementado utilizando-se do “Matlab”. A implementação de softwares ou sistemas inteligentes em linguagens de alto nível (como o Delphi ou Builder C++) podem representar um ótima escolha, pois iriam aumentar a portabilidade deste sistema. Entre as diversas rotinas que poderão ser implementas, algumas são citadas abaixo:

- desenvolvimento de rotinas para trabalho com RNAD;
- desenvolvimento de rotinas para gerar relatórios e gráficos sobre as apnéias do sono, utilizando as informações de:
 - o número e duração das apnéias centrais;
 - o número e duração das apnéias obstrutivas;
 - número e duração das apnéias mistas;
 - número e duração das apnéias e hipopnéias;
 - número total e índices de apnéias e hipopnéias;
 - índice de apnéias e hipopnéias (número de eventos dividido pelo tempo em horas);
 - saturação máxima, média e mínima do oxigênio no sangue arterial, entre outros.
- desenvolvimento de um software para tratar com o banco de dados polissonográficos;
- desenvolvimento de uma plataforma de banco de dados para armazenar todos os dados, resultados de classificação e laudos dos especialistas para que o estudante ou até mesmo o médico possa realizar consultas sobre casos.

Um outra linha de pesquisa baseada na estrutura deste trabalho é a implementação de novas características ao modelo de RNAD-BMV. Existem diversos componentes a serem modelados e, com certeza, muitas melhorias ao modelo poderão ser realizadas. A pesquisa neste campo ainda é um grande mistério, pois até o momento não encontramos nenhum mecanismo ou rede neural capaz de realizar a identificação de padrões tão bem quanto a que realiza o cérebro humano.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALDRICH, M. S.; CHERVIN, R. D. & MALOW, B. A. Value of the multiple sleep latency test (MSLT) for the diagnosis of narcolepsy. **Sleep**, v. 20, n. 8, p. 620-629, 1997.
- AMERICAN SLEEP DISORDERS ASSOCIATION STANDARDS OF PRACTICE COMMITTEE, Parameters for the indications for polysomnography and related procedures, **Sleep**, v. 20, n. 6, p. 406-422, 1997.
- ANDRADE, J.; SAPSFORD, D. J.; JEEVARATNUM, D. et al. The coherent frequency in the electroencephalogram as an objective measure of cognitive function during propofol sedation. **Anesth. Analg.**, v. 83, p. 1279-1284, 1996.
- ARDIGO, J. D. **Polígrafo Computadorizado para Sinais Bioelétricos**, Florianópolis, 1994. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica, área de concentração Engenharia Biomédica) - Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- ARGOUD, F. I. M. **Contribuição à automatização da detecção e análise de eventos epileptiformes em eletroencefalograma**. Florianópolis, 2001. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica)-Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- BARRETO, J. M. Redes Neurais: aspectos matemáticos e computacionais. In: **Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional - ABMAC-96**, Florianópolis, Brasil, 1996, p. 141.
- BARRETO (a), J. M., AZEVEDO, F. M.; LIMA, W.C. et al. Neural network Identification of resonance frequencies from noise, In: **9º Congresso Brasileiro de Automática**, Vitória, Espírito Santo, 1992, p. 840-844.

- BARRETO (b), J. M.; AZEVEDO, F. M.; LIMA, W.C. et al. A neural network with fuzzy elements for a medical diagnosis. In: **LATINCON'92 – Congresso Latinoamericano de Control Automatico**, Santiago, Chile, 1992. p. 335-339.
- BARRETO (c), J. M.; AZEVEDO, F. M.; LIMA, W.C. Internal model construction using feedforward neural networks: the case of a second order system. In: **11th BENELUX Meeting on System and Control**, Veldhoven, Holanda, 1992. p. 6.
- BAUMGART-SCHMITT, R., HERRMANN, W. M., EILERS, R. e BES, F. Application of Evolutionary and Genetic Algorithms to Reduce the Feature Space and to Develop Classification Rules. **Neuropsychobiology**, v. 37, p. 49-58, 1998.
- BEAUCHAMP, K. G. Transform for engineers – **A guide to signal processing**, Clarendon Press, Oxford, 1987.
- BERRY, R. B. & GLEESON, K. Respiratory arousal from sleep: mechanisms and significance. **Sleep**, v. 20, n. 8, p. 654-675, 1997.
- BERTEMES, P. Filho. **Proposta de um sistema telemétrico para registro de potenciais bioelétricos**. Florianópolis, 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- BERTHOMER, C., PRADO, J. e BENOIT, O. EEG Analysis Using Non-Uniform Oversampled Filter Banks. **Biomedical Sciences Instrumentation**, v. 34, p. 119-124, 1997.
- BLOOD, M. L.; SACK, R.L.; PERCY, D. C. et al. Determination of sleep: A comparison of sleep detection by wrist actigraphy, behavioral response, and polysomnography. **Sleep**, v. 20, n. 6, p. 388-395, 1997.

- BONSIGNORE, M. R.; ROMANO, S.; MARRONE, O. et al. Different heart rate patterns in obstructive apnea during NREM sleep. **Sleep**, v. 20, n. 12, p. 1167-1174, 1997.
- BRADLEY, T. D. & PHILLIPSON, E. A. Central sleep apnea. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 493-505, 1992.
- BRADLEY, T. D. Right and left ventricular functional impairment and sleep apnea. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 459-480, 1992.
- BRONZINO, J.D. **The Biomedical Engineering Handbook**. CRC Press/IEEE Press, Boca Raton, Florida, 1995
- BROUGHTON, R. J. Polysomnography: principles and applications in sleep and arousal disorders. In: NIEDERMEYWE, E. & SILVA, F. L. **Electroencephalography, Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields**, 3 ed. Baltimore: Williams & Wilkins, p. 765-801. 1995.
- BURGER, D.; CANTANI, P e WEST, J. Multidimensional Analysis of Sleep Electrophysiological Signal. **Biology Cybernetics**. V. 26, p. 131-139, 1977.
- BURRUS, C.; McCLELLAN, J.; OPPENHEIM, A.; PARKS, T.; SCHAFER, R.; SCHUESSLER, H. **Computer-Based Exercises for Signal Processing**. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, p. 77-81, 1995
- CABRERA, M. C.; GUEVARA, M. A.; ARCE, C. et al. Inter and intrahemispheric EEG correlation as a function of sleep cycles. **Neuro-Psychopharmacol. & Biol. Psychiat.**, v. 20, p. 387-405. 1996.
- CARMO, M. **Transformadas de Fourier**, Pré-processamento de sinais bioelétricos utilizando transformadas (T.O.). Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica, UFSC, Florianópolis-SC, 1998.
- CHERVIN, R. D.; DILLON, J. E.; BASSETTI, C. et al. Symptoms of sleep disorders, inattention, and hyperactivity in children. **Sleep**, v. 20, n. 12, p. 1185-1192, 1997.

- CHESSON, A. L. Jr.; FERBER, R. A.; FRY, J. M. et al. The indications for polysomnography and related procedures. **Sleep**, v. 20, n. 6, p. 423-485, 1997.
- COIMBRA, A. J. F. **Análise Computadorizada de Sinais Bioelétricos**. Florianópolis, 1994. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)-Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- CYBENKO, G. Continuous valued networks with two hidden layers are sufficient. **Technical Report**, Tufts University, Departmente Science, 1988.
- DE AZEVEDO (a), F. M. & BARRETO, J. M. A neural network approach for expert system. In: **World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering**. Rio de Janeiro, RJ, 1994, p. PS17-1.18, 446.
- DE AZEVEDO (b), F. M.; BARRETO, J. M. & LIMA, W.C. Identification of arm dynamics using neural networks. In: **46ª Reunião Anual SBPC**, Vitória, ES, 1994. p. 97.
- DE AZEVEDO, F. M.; **Contribution to the Study of Neural Networks in Dynamical Expert System**. Tese de Doutorado, Institut d'Informatique, FUNDUP, Namur, Bélgica, 1993.
- DE AZEVEDO, F. M.; Uma proposta de modelos formais de neurônios e redes neurais artificiais. In: **Anais do III Congresso Brasileiro de Redes Neurais**, Florianópolis, Brasil, Universidade Federal de Santa Catarina, 1997.p. 503-514.
- DE CARLI, Fabrizio, NOBILI, Lino et al. A Method for the Automatic Detection of Arousais During sleep. **Sleep**, v. 22, n.05, p: 561-572, 1999.
- DE OLIVEIRA, R. C. L. **Rede neural com dinâmica interna aplicada a problemas de identificação e controle não linear**. Florianópolis, 1999. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.

- DE OLIVEIRA, R. C. L.; DE AZEVEDO, F. M & BARRETO, J. M. Controle de sistemas dinâmicos não-lineares através de um controle feedforward. In: **7º Congresso Latinoamericano de Controle Automático**. Buenos Aires, Argentina, 1996. p. 875-880.
- DEVIES, R. J., BENNET, L. S., et al. SECOND by SECOND patterns in cortical electroencephalograph and systolic blood pressure during Cheyne-Stokes, **Eur. Respir. J.**, v. 14, n.4, p:940-945, 1999.
- DOUGLAS, N. J. Nocturnal hypoxemia in patients with chronic obstructive pulmonary disease. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 523-532, 1992
- DREWES, A. M.; NIELSEN, K. D.; TAAGHOLT, S. J. et al. Ambulatory polysomnography using a new programmable amplifier system with on-line digitization of data: technical and clinical findings. **Sleep**, v. 19, n. 4, p. 347-354, 1996.
- EDINGER, J. D.; FINS, A. I.; SULLIVAN, R. J. et al. Sleep in the laboratory and sleep at home: comparisons of older insomniacs and normal sleepers. **Sleep**, v. 20, n. 12, p. 1119-1126, 1997.
- EDMONDS, H. L. Intraoperative EEG monitoring. **Progress in Anesthesiology**, v. VI, p. 270-279, 1992.
- EL-SOLH, A. A., MADOR, M. J. Validity of neural network in sleep apnea. **Sleep**, v. 22, n. 1, p:105-111, 1999.
- ELBAZ, M., ROUE, G.M., et al. Utility of actigraphy in the diagnosis of obstructive sleep apnea. **Sleep**, v. 25, n. 05, p:527-531, 2002
- EROGLU(a), C. B.; STRÜBER, D.; KRUSE, P. et al. Frontal gamma-band enhancement during multistable visual perception. **International Journal of Psychophysiology**, v. 24, p. 113-125, 1996.

- EROGLU(b), C. B.; STRÜBER, D.; SCHÜRMAN, M. et al. Gamma-band responses in the brain: a short review of psychophysiological correlates and functional significance. **International Journal of Phisychophysiology**, v. 24, p. 101-112, 1996.
- FINDLEY, L. J.; LEVISON, M. P. & BONNIE, R. J. Driving performance and automobile accidents in patients with sleep apnea. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 427-437, 1992.
- FLEETHAM, J. A. Upper airway imaging relation to obstructive sleep apnea. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 399-416, 1992.
- FLEMONS, W. W. & REMMERS, J. E. The diagnosis of sleep apnea: questionnaires and home studies. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S243-S247, 1996.
- FLETCHER, E. C. Can the treatment of sleep apnea syndrome prevent the cardiovascular consequences? **Sleep**, v. 19, n. 9, p. S67-S70, 1996.
- FUCUSHIMA, K. A neural network for visual pattern recognition. **IEEE Computer**, v. 21, n. 3, p. 65-75, 1988.
- GERKE, D. & KIMMEL, B. **EDN'S DESIGNER'S TO ELECTROMAGNETIC COMPATIBILITY**, Minnesota: Kimmel Gerke Associates Ltd., 1997.
- GILES, C; KUHN, G & WILLIAMS, R. Dynamic Recurrent neural networks: Theory an applications. **IEEE Transaction on Neural Networks**, v. 5, n. 2, p. 152-156, 1994.
- GOLDSTEIN, R. S. Hypoventilation: neuromuscular and chest wall disorders. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 507-521, 1992.
- GREEN, David Alan. **A Hybrid Preprocessor for Sleep Staging Using the EEG**. Ottawa, 1975. Dissertação (M.Eng.). Department of Systems and Computer Engineering, CARLETON University.

- GROOTE, A.D., GROSWASSER, J., et al. Detection of obstructive apnea events in sleeping infants from thoracoabdominal movements **Journal Sleep**; v. 11, n. 2, p:161-168, 2002
- GRUNSTEIN, R. R. Neuroendocrine function in sleep apnea - metabolic aspects of sleep apnea. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S218-S220, 1996.
- GUILLEMINAULT C; HOED, V. D & MITLER, M. Clinical overview of the sleep apnea syndromes. In. GUILLEMINAULT C; DEMENT W. **Sleep Apnea Syndromes**, Ney York: Alan R Liss, p. 1-11, 1978.
- GUILLEMINAULT, C.; STOOHS, R. ; CLERK, A. et al. From obstructive sleep apnea syndrome to upper airway resistance syndrome: consistency of daytime sleepiness. **Sleep**, v. 15, p. S13-S16, 1992.
- GUIMARÃES, G., PETER, J.H., et al A method for automated temporal knowledge acquisition to sleep-related breathing disorders. **Artif Intell Med.**, v. 23, n. 3, p:211-237, 2001.
- GUYTON, A. C. & HALL, J. E. Estados da atividade cerebral-sono; ondas cerebrais; epilepsia, psicoses. In:___ **Tratado de Fisiologia Médica**. 9 ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1997. p. 685-692.
- HADJIYANNKIS, K. et al. FFT analysis of EEG during stage2-to-REM transitions in narcoleptic patients and normal sleepers.
- HARDING, S.M. Prediction Formulae for sleep-disordered breathing. **Curr. Opin. Pulm. Med.**, v. 7. n. 6. p:381-385, 2001
- HUDGEL, D.W. The role of upper airway anatomy and physiological in obstructive sleep apnea **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 383-398, 1992.
- IFEACHOR, E. C. & JERVIS, B. W. **Digital signal processing**. Addison-Wesley Publishing Company. 1993.

- IFEACHOR(a), E. C.; JERVIS, B. W.; ALLEN, E. M. et al. Investigation and comparison of some models for removing ocular artefacts from EEG signals – Part 1 Review of models and data analysis. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 26, p. 584-590, 1988.
- IFEACHOR(b), E. C.; JERVIS, B. W.; ALLEN, E. M. et al. Investigation and comparison of some models for removing ocular artefacts from EEG signals – Part 2 Quantitative and pictorial comparison of models. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 26, p. 591-598, 1988.
- IFEACHOR, E. C.; JERVIS, B. W.; MORRIS, E. L. et al. New online method for removing ocular artifacts from EEG signals. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 24, p. 356-364, 1986.
- JAVAHERI, S. Central sleep apnea-hypopnea syndrome in heart failure: prevalence, impact, and treatment. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S229-S231, 1996.
- JERVIS, B. W.; IFEACHOR, E. C. & ALLEN, E. M. The removal of ocular artefacts from the electroencephalogram: a review. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 26, p. 2-12, 1988.
- JUDEX Systems. <http://www.judex.dk> (09 de Setembro de 1998).
- JUNG, T. P.; MAKEIG, S.; STENSMO, M. et al. Estimating alertness from the EEG power spectrum. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 44, n. 1, p. 60-69, 1997.
- KAMINSKI, M.; BLINOWSKA, K. & SZELENBERGER, W. Investigation of coherence structure and EEG activity propagation during sleep. **Acta Neurobiologiae Experimentalis**, v. 55, p. 213-219, 1995.
- KAPSIMALIS, F & KRYGER, M Gender and obstructive Apnea Syndrome, Part 1: clinical Features, **Sleep**, v. 25, n. 4, p: 412-419, 2002.
- KAPSIMALIS, F & KRYGER, M, Gender and obstructive Apnea Syndrome, Part 2: mechanism, **Sleep**, v. 25, n. 5, p: 499-505, 2002.

KAY, Steven. **Modern Spectram Estimation**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1988

KELLY, D. D. Sleep and Dreaming/Disorders of Sleep and Consciousness. In: KANDEL, E. R.; SCHWARTZ, J. H. & JESSELL, T. M. **Principles of Neural Science**, 3 ed. London: Prentice-Hall International Inc., 1991. p. 792-819.

KIRBY, S. D., ENG, P., et al. Neural Network predication of obstructive sleep apnea from clinical criteria, **Chest**, v. 116, n. 2, p: 409-415, 1999.

KLIMESCH, W.; DOPPELMAYR, M.; RUSSEGGER, H. et al. Theta band power in the human scalp EEG and the encoding of new information. **Neuro Report**, v. 7, n. 7, p. 1235-1240, 1996.

KRAUSS, T.P., SHURE, L. LITTLE, J.N. **Signal Processing Toolbox User's Guide**. The MathWorks, Inc., Natick, MA, 1996.

KRYGER, M. H. Management of obstructive sleep apnea. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 481-493, 1992.

KRYGER, M. H.; ROTH, T. & DEMENT, W. C. **Principles and Praticce of Sleep Medicine**, 2 ed. Philadelphia: Saunders Comp., 1994.

KUFRIN, R. Parallel C4.5 Rule Generator - Benchmarks. 1997.
<http://www.ncsa.uiuc.edu/People/rkufrin/projects/HPML/c4.5rules.html> (10 de Setembro de 1998).

LAMMERS, G. J.; MIDDELKOOP, H. A. M.; DOEL, D. A. et al. Sleep scoring at a lower resolution. **Sleep**, v. 20, n. 8, p. 641-644, 1997.

LANGLEY, P. e SIMON, H. Applications of Machine Learning and Rule Induction. In : **Proceedings of the Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence**. (AAAI'97). Anais Providence, 1997.

- LANQUART, J. P.; KERKHOFS, M.; STANUS, E. et al. Sleep EEG analysis by linear prediction: frequency changes of slow-wave activity within NREM and REM sleep episodes in healthy men. **Neuropsychobiology**, v. 34, p. 1-8, 1996.
- LÉVY, P.; PÉPIN, J. L.; WUYAM, B. et al. Respiratory monitoring in sleep apnea syndrome. **Sleep**, v. 15, p. S5-S8, 1992.
- LOOMIS, A.L.; HARVEY, E.N & HORBART, G.A. Electrical potentials of the human brain, **J. Exp. Psychol**, v.19, p. 249-279, 1936.
- LOSSMANN, Erik. EEG-based sleep stage scoring using wavelet transform and artificial neural network. In: **Proceedings of the post-graduate student seminar**. Anais. Tallinn Technical University, 1996.
- LOSSMANN, Erik. Computerized Sleep Stage Scoring. 1997. <http://crnet4.carelian.fi/euromed/sss/sss.html> (09 de Setembro de 1998).
- MACHADO, Angelo, "Grandes Vias Aferentes". In: ____ **Neuro Anatomia Funcional**. 2 ed. Rio de Janeiro. Atheneu, 1993. P. 302
- MASON, Carol; KANDEL E.R. "Central Visual Pathways". In: KANDEL, E. R.; SCHWARTZ, J. H. & JESSELL, T. M. **Principles of Neural Science**, 3 ed. London: Prentice-Hall International Inc., 1991. p. 420-439.
- MORGAN, B. J. Acute and Chronic cardiovascular responses to sleep disordered breathing. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S206-S209, 1996.
- NIELSEN, K. D. et al. Causal Probabilistic and power spectral estimation used in sleep stage classification. **Methods of Information in Medicine**, v. 36, p. 345-348, 1997.
- NILSSON, J.; PANIZZA, M. & HALLETT, M. Principles of digital sampling of a physiologic signal. **Electroencephalography and Clinical Neurophysiology**, v. 89, p. 349-358, 1993.

- NORMANN, Richard A. "Principles of Bioinstrumentation e Design ", N.Y., Wiley, 1988.
- OHAYON, M. M.; GUILLEMINAULT, C.; PAIVA, T. et al. An international study on sleep disorders in the general population: methodological aspects of the use of sleep-EVAL system. **Sleep**, v. 20, n. 12, p. 1086-1092, 1997.
- PARDEY, J.; RPBERTS, S.; TARASSENKO, L. et al. A new approach to the analysis of the human sleep/wakefulness continuum. **J. Sleep Res.**, v. 5, p. 201-210, 1996.
- PIVIK, R. T. & HARMAN, K. A reconceptualization of EEG alpha activity as an index of arousal during sleep: all alpha activity in not equal. **J. Sleep Res.**, v. 4, p. 131-137, 1995.
- POHL, V. e FAHR, E. . Neuro-Fuzzy Recognition of K-Complexes in Sleep EEG Signals. 1995. http://funsan.biomed.mcgill.ca/~funnel/embc95_cd/texts/058.htm (11 de Setembro de 1998).
- PRADIAN, N.; SADASIVAN, P. K. & ARUNODAYA, G. R. Detection of seizure activity in EEG by an artificial neural network: a preliminary study. **Computers and Biomedical Research**, v. 29, p. 303-313, 1996.
- PRINCIPE, Jose, CHANG, Tae-Gyu, GALA, Sunit e TOME, Ana .Informaion Processing Models for Sleep Staging. **Expert Systems with Applications**. V. 6, p. 399-409, 1993.
- PRADO, LUCILA B. F., XIANBIN, Li, et al. Body position and obstructive Sleep Apnea in Children. **Sleep**, v.25, n. 01, p:66-71, 2002.
- RAY, S. R. LEE, W. D., MORGAN, C. D. .Computer sleep stage scoring – an expert system approach. **Biomedical Computation**. V. 19, p. 43-61, 1986.
- RECHTSCHAFFEN, A. & KALES, A. **A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages of human subjects**. 4 ed. Los Angeles: Bain Information Service/Brain Research Institute, 1977.

- RECHTSCHAFFEN, A., BERNAD, M., et al. Effects of Method, Duration, e sleep stage on rebounds from sleep Deprivation in the rat, **Sleep**, v. 22, n. 01, 1999.
- ROCHA, Paulo Henrique; Detorflex - **Amplificador de Biopotencial Eletromiográfico Flexível**, Dissertação de.mestrado, Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina, 1998.
- RODRIGUES (a), M. A. B., De AZEVEDO, F.M. & MARINO NETO, J., Modulação 4-PPM para transmissão de sinais bioelétricos via infravermelho, **IV Fórum Nacional de Ciência e Tecnologia em Saúde** , Curitiba - PR, Outubro, 1998.
- RODRIGUES (b), M.A.B., TOAZZA, A. L., DA SILVA, M.R., DE AZEVEDO, F.M. & MARINO NETO, J., Módulos de Expansão do SAASBIO III, **1º Congresso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica**, Mazatlán - Mexico, Novembro, 1998.
- RODRIGUES, M. A. B. **Desenvolvimento de um instrumento virtual para aquisição de sinais bioelétricos**. Florianópolis, 1997. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- RODRIGUES (a), M.A.B, CUNHA, Iria Pedroso da, ANDRIANI, V. M.; MARINO NETO, J. & de Azevedo, F.M. Uma Rede Neural Dinâmica para Identificador de padrões eletrográficos, **Segundo Congresso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica HABANA 2001**, Havana - Cuba, Maio de 2001.
- RODRIGUES (b), M.A.B., CUNHA, Iria Pedroso da, ANDRIANI, V. M , MARINO NETO; J. & De Azevedo; F.M. Um Modelo de Rede Neural Baseado na Circuitaria da Retina para Detecção de Padrões Eletroencefalográficos, **Proceedings of the V Brazilian Conference on Neural Networks - V Congresso Brasileiro de Redes Neurais**, pp. 361-366, April 2-5, 2001 - PUC, Rio de Janeiro - RJ - Brazil

- RODRIGUES (a), M.A.B., DE AZEVEDO; F.M. & MARINO NETO; J., Sistema para Identificação de Padrões do Sono com o auxílio de Redes Neurais Dinâmicas, **IV Congresso Brasileiro de Redes Neurais e V Escola de Redes Neurais**, São José dos Campos – Brasil, Julho 1999.
- RODRIGUES (b), M.A.B., DE AZEVEDO; F.M., MARINO NETO; J.M. & ANDRIANI, V.M., Reconhecimento de Padrões do Sono com o auxílio de Redes Neurais Dinâmicas, **XII Congreso Argentino de Bioingeniería Buenos Aires 99**, Buenos Aires – Argentina, Junho 1999.
- RODRIGUES (c), M.A.B., De AZEVEDO; F.M., MARINO NETO; J.M. & ANDRIANI, V.M., Sistema para Auxílio na Identificação de Padrões do Sono, **XIII Congreso chileno de Ingeniería Eléctrica**, Santiago do Chile – Chile, Novembro 1999.
- RODRIGUES (d), M.A.B., DE AZEVEDO; F.M., MARINO NETO; J.M. & ANDRIANI, V.M., Dynamic Neural Network for Recognition of Sleep Spindles and K Complex, **European Medical And Biological Engineering Conference (EMBEC 99)**, Viena – Áustria, Novembro de 1999.
- RODRIGUES, M.A.B., et al. Rede Neural Baseada na Estrutura e Organização da Circuitaria extra-foveal da retina para o Pré-Processamento de Sinais de EEG, **Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica (CBEB 2000)**, Florianópolis - Brasil, Outubro de 2000.
- ROEHRS, T; CONWAY, W & WITTIG, R. et al. Sleep complaints in patients with sleep-related respiratory disturbances. **Am. Rev. Respir. Dis.**, v.132, p. 520-523, 1985.
- ROSEINBERG, M. **Emergência da inteligência em agentes autônomos através de modelos inspirados na natureza**. Florianópolis, 1998. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.

- ROTH, T. Social and economic consequences of sleep disorders. **Sleep**, v. 19, n. 8, p. S46-S47, 1996.
- SADASIVAN, P. K. & DUTT, D. N. A non-linear estimation model for adaptive minimization of EOG artefacts from EEG signals. **International Journal of Bio-Medical Computing**, v. 36, p. 199-207, 1994.
- SANVITO, W. L. Ciclo vigília-Sono. In: _____. **O cérebro e suas vertentes**, 2 ed São Paulo: Roca, 1991. p. 29-49.
- SAWCZENKO, A. & FLEMING, P. J. Thermal stress, sleeping position, and the sudden infant death syndrome. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S267-S270, 1996.
- SCHACK, B.; BARESHOVA, E.; GRIESZBACH, G. et al. Methods of dynamic spectral analysis by self-exciting autoregressive moving average models and their application to analysing biosignals. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 33, p. 492-498, 1995.
- SCHALTENBRAND, N. et alii. Sleep Scoring Using the Neural Network Model : Comparison Between Visual and Automatic Analysis in Normal Subjects and Patients. **Journal Sleep**, v. 19, 1995.
- SCHAUF, C. L.; MOFFETT, D.F. & MOFFETT, S. B. **Fisiologia Humana**, 2 ed São Paulo, Guanabara Koogan, 1995.
- SHEPARD, J. W. Hypertension, cardiac arrhythmias, myocardial infarction, and stroke in relation to obstructive sleep apnea. **Clinics in Chest Medicine**, v. 13, n. 3, p. 437-458, 1992.
- SHIMADA, Takamasa e SHIINA Tsuyoshi. Detection of Characteristic Waves of Sleep EEG by Neural Network Analysis. 1997. <http://www.milab.is.tsukuba.ac.jp/~shimada/> (12 de Setembro de 1998).
- SIGNORINO, M.; PUCCI, E.; BELARDINELLI, N. et al. EEG spectral analysis in vascular and Alzheimer dementia. **Electroencephalography and Clinical Neurophysiology**, v. 94, p. 313-325, 1995.

- SILVA (a), S. **Sistema Microcontrolado de Estimulação e Análise de Potenciais Evocados para Utilização com Eletroencefalografia Computadorizada**. Florianópolis, 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- SILVA (b), M. R. **ANAMOD — Módulo de Controle do Sistema de Aquisição e Análise de Sinais Bioelétricos SAASBIO III**. Florianópolis, 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- SMITH, R.; OYUNG, R.; GREGORY, K. et al. Evaluating sleep disturbance: a review of methods. **Proceedings of Internoise**, v. 60, p. 2073-2078, 1996.
- SOARES, P. P.; JANDRE, F. C.; FRENKEL, D. et al. Classificação de Alterações de Segmentos ST do Eletrocardiograma Através de Análise de Componentes principais e Redes Neurais Artificiais. **Anais do FNCTS**, Curitiba, 1998.
- SOBOTTA. **Histologia: Atlas colorido de citologia, histologia e anatomia microscópica humana**. 5° ed., Ed. Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, 1999. p. 217.
- STRADLING, J. R. & DAVIES, R. J. O. Is it necessary to record sleep? **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S251-S254, 1996.
- STROHL, K. Diabetes and sleep apnea. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S225-S228, 1996.
- SYKACEK, P. DORFFNER, G., RAPPELSBERGER, P. e ZEITLHOFFER, J. . Experiences with bayesian learning in a real world application. **Advances in Neural Information Processing Systems**, v. 10, 1998.
- TAVARES, M. C., **Transformadas de seno e Coseno**, Pré-processamento de sinais bioelétricos utilizando transformadas (T.O.). Grupo de Pesquisas em Engenharia Biomédica, UFSC, Florianópolis-SC, 1998.

TESSIERE, Marc Lavigne. "Phototransduction and Information Processing in the Retina". In: Kandel, E. R.; Schwartz, J. H. & Jessell, T. M. **Principles of Neural Science**, 3 ed. London: Prentice-Hall International Inc., 1991. p.400-418.

THE MATHWORKS, **MATLAB – Reference Guide**. The MathWorks Inc., Natick, MA, 1996.

TOAZZA, A. L. **Sistema Microcontrolado para Medição de Impedância Peleleetrodo em Registradores Bioelétricos**. Florianópolis, 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.

TYNER, F. S.; KNOTT, J. R. & MAYER, W. B. **Fundamentals of EEG Technology**, New York: Raven Press, 1989.

WEBSTER, J. G. Reducing motion artifacts and interference in biopotential recording. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v.31, n. 12, 1984.

WEBSTER, J. G. **Medical Instrumentation Application e Design**. 2 ed.. Boston : Houghton Mifflin, 1992.

WHITE, D.; ZWILLICH, C.; PICKETT, C. et al. Central sleep apnea: improvement with acetazolamide therapy. **Arch. Intern. Med.**, v.142, p. 1816-1819, 1982.

WU, F. Y. & SLATER, J. D. Regional cerebral blood flow estimation by neural network-based parametric regression analysis. **Int. J. Biomed. Comput.**, v. 33, p. 119-128, 1993.

YOUNG, P.; FINN, L.; HLA, K. M. at al. Hypertension in sleep disordered breathing: Snoring as part of a dose-response relationship between sleep-disordered breathing and blood pressure. **Sleep**, v. 19, n. 10, p. S202-S205, 1996.

YOUNG, T.; BLUSTEIN, J.; FINN, L. et al. Sleep-disordered breathing and motor vehicle accidents in a population-based sample of employed adults. **Sleep**, v. 20, n. 8, p. 608-613, 1997.