

• U • C •



Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra

Departamento de Engenharia Informática



Centro Hospitalar de Coimbra – Hospital Pediátrico de Coimbra

Tese de Mestrado Integrado em Engenharia Biomédica

“Apoio ao Diagnóstico da Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono em Pediatria”

Magali Linda Dos Santos Barbosa

Coimbra, Setembro de 2009

Dissertação submetida para satisfação parcial dos requisitos necessários à obtenção de grau de Mestre em Engenharia Biomédica

“Apoio ao Diagnóstico da Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono em Pediatria”

Magali Linda Dos Santos Barbosa

Universidade de Coimbra
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Departamento de Informática
Coimbra, Setembro 2009

Orientador do Departamento de Informática da FCTUC:

Prof. Jorge Henriques

Orientador do Departamento de Informática do CHC:

Dr.ª Helena Estêvão

AGRADECIMENTOS

Ao professor Jorge Henriques por todo o acompanhamento subjacente à orientação deste projecto, pelo estímulo dado, pela disponibilidade sempre demonstrada e pelo grande apoio que sempre prestou.

À Dr.^a Helena Estêvão e às técnicas do Laboratório do Sono do Hospital Pediátrico do Centro Hospitalar de Coimbra pela indispensável colaboração.

À Sofia Pinto pelo seu excelente trabalho.

Aos meus pais que me deram esta oportunidade.

Aos amigos pelo apoio sempre demonstrado.

Ao Moisés pelo alento e paciência...

RESUMO

A Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono – SAOS - é um distúrbio respiratório caracterizado por repetidas interrupções temporárias na respiração – apneias - devidas à obstrução das vias aéreas superiores. A esta síndrome podem estar associados problemas neurocognitivos, sonolência diurna, complicações a nível vascular, problemas no crescimento e concentração, que diminuem significativamente a qualidade de vida de uma criança.

A polissonografia é o método de diagnóstico de referência para esta síndrome. Este método implica uma monitorização contínua de inúmeros sinais vitais da criança, durante uma noite, num laboratório de sono. A complexa informação adquirida, a presença de sensores invasivos, o ambiente “artificial”, o custo elevado, são algumas das limitações que apresenta o exame polissonográfico. O uso de métodos alternativos como a oximetria de pulso, a polissonografia diurna ou de registo vídeo e áudio, têm vindo a ser explorados como potenciais métodos alternativos de apoio ao diagnóstico da síndrome da apneia obstrutiva do sono.

Por questões económicas, ou em situações em que o exame polissonográfico não seja de imediato possível, é importante poder contar com meios alternativos de diagnóstico mais simples e, preferencialmente, utilizando meios não invasivos e realizados no ambiente familiar do paciente. Este trabalho surge exactamente neste âmbito.

Assim, foi investigada a possibilidade de detectar episódios de apneia obstrutiva através do desenvolvimento de um sistema de classificação automático, baseado apenas na análise de alguns sinais de aquisição relativamente simples, em particular do electrocardiograma, do sinal fotopletismográfico de pulso e do sinal da cânula nasal.

Para esse efeito, foram utilizadas polissonografias de quatro crianças com síndrome de apneia obstrutiva do sono, de diferentes graus de severidade, disponibilizadas pelo Hospital Pediátrico de Coimbra. A partir das polissonografias, são extraídas e seleccionadas características – *features* – dos sinais escolhidos implementando-se um classificador, baseado em redes neuronais, capaz de distinguir entre épocas apneicas e épocas normais (épocas não-apneicas). As características utilizadas são a diferença de PTT – Pulse Transit Time - entre dois batimentos cardíacos, a diferença entre o máximo e o mínimo da amplitude do sinal fotopletismográfico PLET, a variação da energia do fluxo aérea da cânula nasal e a relação igual a $(\text{distância Pico R} - \text{máximo PLET}) / (\text{distância Pico R} - \text{mínimo PLET})$.

Obteve-se uma Sensibilidade Média de 90% e uma Especificidade Média de 72%, o que prova que as características escolhidas são bastante discriminativas.

No geral, os objectivos da tese foram cumpridos e os resultados obtidos, apesar de não serem ainda ideais, melhoraram significativamente em relação ao trabalho já desenvolvido em 2007, no qual o sinal do fluxo aéreo obtido através da cânula nasal não era considerado.

O conjunto dos sinais considerados, em particular o novo sinal introduzido – cânula nasal, parece conter informação importante para o diagnóstico da SAOS. Por isso, crê-se que investigações futuras podem ser realizadas no sentido de melhorar o sistema obtido, que se afigura promissor.

ABSTRACT

The Syndrome of Obstructive Sleep Apnea (SAOS) is a respiratory disorder characterized by repeated breath temporary interruptions – apneas – due to a superior respiratory system obstruction. Neurocognitive problems can be associated to this syndrome, as well as daytime drowsiness, vascular complications, growth and concentration problems, which can strongly decrease a child's quality of life.

The polysomnography method is a diagnosis reference one. This method implies a continuous monitoring of several child's vital signs, during a night at a sleep laboratory. The complex information acquired, the presence of invasive sensors, the "artificial" environment, the expensive costs, are some of the polysomnography exam limitations. The use of alternative methods like the pulse oximetry, the daytime or video and audio recorded polysomnography have been observed as potential support alternative methods to the syndrome of obstructive sleep apnea diagnosis.

For financial matters or when the polysomnography exam can not be taken immediately, it is important to be able to rely on simples diagnosis alternative methods and, if possible, in the patient familiar environment. This is what this work project is about.

The possibility of detecting obstructive apnea episodes through the development of an automatic classification system, based only on the electrocardiogram analysis, on the pulse PPG signal and on the nasal cannula signal, has been studied.

For that purpose, polysomnography exams of four children suffering from the obstructive sleep apnea syndrome, with different severity degrees, have been used with the help of Coimbra's pediatric hospital. Specific features of chosen signals to be implemented in a classifier are extracted and selected from polysomnography exams, based on neural networks able to distinguish between apneic periods and normal periods (non-apneic). Those features are the PTT – Pulse Transit Time - difference between two heartbeats, the difference between the minimum and maximum of PLET amplitude, the nasal cannula energy variation and the ratio equal to (maximum PLET - peak distance R) / (minimum PLET - peak distance R).

Such features are used in order to train and validate different implemented neural networks.

An Average Sensitivity of 90% and an Average Specificity of 72% came out, which confirms that the chosen features are quite discriminative.

The work project objectives are fulfilled and the obtained results have improved since the study already developed in 2007.

The considered signals, altogether, seem to contain important information for the obstructive sleep apnea syndrome diagnosis, that is why future researches are believed to be able to improve the promising obtained system.

ÍNDICE

AGRADECIMENTOS.....	4
RESUMO	6
ABSTRACT.....	8
ÍNDICE.....	10
ACRÓNIMOS.....	12
CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO	13
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO.....	13
1.2. MOTIVAÇÃO	14
1.3. OBJECTIVOS.....	16
1.4. PLANIFICAÇÃO.....	18
1.5. ORGANIZAÇÃO DA TESE	19
CAPÍTULO II – ENQUADRAMENTO CLÍNICO	20
2.1. SONO.....	20
2.1.1. AS CRIANÇAS E O SONO	21
2.2. APNEIA.....	21
2.3. MICRO-DESPERTAR	22
2.4. DISTÚRBIOS RESPIRATÓRIOS DO SONO	24
2.5. SÍNDROME DA APNEIA OBSTRUTIVA DO SONO - SAOS	26
2.5.1. INCIDÊNCIA DA SAOS	27
2.5.2. ETIOLOGIA DA SAOS.....	27
2.5.3. SINTOMAS DA SAOS.....	28
2.5.4. CONSEQUÊNCIAS DA SAOS	28
2.5.5. TRATAMENTO DA SAOS	29
2.5.6. MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO.....	30
2.6. CONCLUSAO	32

CAPÍTULO III – METODOLOGIA.....	33
3.1. SINAIS A ANALISAR E SAOS.....	33
3.1.1. ELECTROCARDIOGRAMA – ECG.....	34
3.1.2. SINAL FOTOPLETISMOGRÁFICO DE PULSO – PLET	38
3.1.3. <i>PULSE TRANSIT TIME</i> – PTT	40
3.1.3. CÂNULA NASAL.....	42
3.1.4 CONCLUSÃO	44
3.2. IMPLEMENTAÇÃO	45
3.2.1. TRATAMENTO DOS DADOS	45
3.2.2. PROCESSAMENTO DOS SINAIS	54
3.3. SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO	60
3.3.1. EXTRACÇÃO DE CARACTERÍSTICAS – <i>FEATURES</i>	60
3.3.1. SELECÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS – <i>FEATURES</i>	67
3.3.3. IMPLEMENTAÇÃO DE REDES NEURONAIS.....	70
3.4. CONCLUSÃO	78
CAPÍTULO IV – ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	79
4.1. DADOS UTILIZADOS.....	79
4.2. AVALIAÇÃO DO SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO	80
4.3. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	95
4.3.1. SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO GLOBAL	99
CAPÍTULO V – CONCLUSÕES	105
5.1. CONCLUSÕES FINAIS	105
5.2. SUGESTÕES PARA INVESTIGAÇÃO FUTURA.....	106
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	107
APÊNDICE A – SISTEMA RESPIRATÓRIO	116

ACRÓNIMOS

ASCII	American Standard Code for Information Interchange
bpm	<i>Batimentos cardíacos por minuto</i>
CPAP	<i>Continuous Positive Airway Pressure</i>
ECG	Electrocardiograma
EDF	<i>European Data Format</i>
EEG	Electroencefalograma
HRV	<i>Heart Rate Variability</i>
IAH	Índice Apneia-Hipoapneia
PLET	Sinal Fotopletismográfico
PSG	Polissonografia
PTT	<i>Pulse Transit Time</i>
RR	Intervalos RR do sinal do ECG
RRSSD	<i>Root Mean Square of the Differences Between Heart Beats</i>
SAOS	Síndrome Apneia Obstrutiva do Sono
SDNN	<i>Standard Deviation of RR Intervals</i>
SRVAS	Síndrome da Resistência das Vias Aéreas Superiores
TLU	<i>Threshold Logic Unit</i>

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

O seguinte projecto está a ser desenvolvido no âmbito da finalização do Mestrado Integrado em Engenharia Biomédica do Departamento de Física da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra.

O projecto encontra-se supervisionado e orientado pelo Professor Jorge Henriques do Departamento de Informática da Faculdade de Ciências e Tecnologia de Coimbra. A Doutora Helena Estêvão do Hospital Pediátrico de Coimbra, responsável pela componente clínica do projecto, colabora também na orientação deste estudo.

É importante referir que este estudo é a continuação do projecto de fim de curso de Ana Sofia Pinto, no ano lectivo 2006/2007. Esta aluna investigou a possibilidade de detectar episódios de apneia obstrutiva através do desenvolvimento de um sistema de classificação automático baseado na análise do electrocardiograma e do sinal fotopletismográfico de pulso. Para esse efeito, utilizou características dos sinais relacionados com o índice de variabilidade do ritmo cardíaco, com a amplitude das oscilações do sinal fotopletismográfico de pulso e com o PTT, sinal obtido através dos dois anteriores. Para o classificador implementado, obteve uma sensibilidade média de 48% e uma especificidade média de 71%, o que indica que as características utilizadas não se mostraram muito discriminativas no que diz respeito à identificação de eventos apneicos.

Deste modo, pretende-se melhorar o trabalho já realizado, investigando a extracção de novas características - *features* - e introduzindo outros sinais, não-invasivo, ao sistema de classificação.

1.2. MOTIVAÇÃO

Os distúrbios respiratórios durante o sono são comuns nas crianças. Enquanto alguns não afectam a sua saúde, como o ressonar, outros provocam graves consequências no desenvolvimento e crescimento, como a SAOS - Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono.

A SAOS caracteriza-se por repetidas obstruções das vias aéreas superiores, que resultam em interrupções temporárias na respiração, as denominadas apneias. A respiração é restabelecida com um leve despertar – micro-despertar – que conduz a um estado de sono menos profundo. Estes micro-despertares são causados por estímulos cerebrais desencadeados durante a obstrução.

O ciclo de episódios apneicos e micro-despertares provoca uma contínua fragmentação do sono da criança, com potenciais efeitos negativos para a saúde. Complicações a nível do sistema cardiovascular, problemas de crescimento e comportamento, deficiências neurocognitivas e sonolência diurna são algumas das consequências que podem resultar da síndrome da apneia obstrutiva do sono.

A causa da obstrução tem sido apontada como uma combinação de factores estruturais e fisiológicos. Por este motivo, o tratamento mais comum em pediatria – a remoção das amígdalas e adenóides – nem sempre se mostra eficaz. A decisão quanto ao tratamento a seguir deve ser adequada a cada caso, mediante o diagnóstico apresentado.

A semelhança de sintomas e consequências entre os vários distúrbios respiratórios do sono, e em relação a outras patologias, torna complicada a tarefa de diagnóstico da SAOS. Actualmente, o método de diagnóstico mais fiável é a polissonografia nocturna – PSG – na qual são registados, em laboratórios especializados, diversos parâmetros fisiológicos do doente durante o sono, cujas variações podem estar associadas à síndrome em questão.

O exame polissonográfico apresenta diversas limitações, pois para ser realizado é necessário que o paciente durma uma noite num laboratório especializado de sono, longe do seu ambiente familiar, em que uma grande quantidade de sinais vitais é continuamente monitorizada. Para além de ser em grande número, a informação adquirida é complexa e, por vezes, adquirida por meio de sensores invasivos. Os custos associados a este exame são elevados, para além de exigir a presença de um técnico durante toda a sua realização. Acresce

ainda que os laboratórios existentes para a realização de exames polissonográficos são em número reduzidos.

Por questões económicas, ou em situações em que o exame não seja de imediato possível, é importante poder contar com meios alternativos de diagnóstico mais simples ou simplesmente de rastreio e, preferencialmente, realizados no ambiente familiar do paciente.

É crescente o interesse e a investigação de métodos de apoio ao diagnóstico, mas de custos mais baixos, menos invasivos e mais simples do que a polissonografia, e que possam ser realizados fora do laboratório de sono, devido à sua eminente importância.

O correcto e atempado diagnóstico da SAOS é de extrema importância na procura de uma solução de tratamento adequada a cada situação, de modo a evitar, ou pelo menos minimizar, as sequelas que podem resultar da síndrome da apneia obstrutiva do sono.

1.3. OBJECTIVOS

A enorme e complexa informação de dados com que o clínico se depara numa polissonografia conduz, preferencialmente, à necessidade de elaboração de métodos alternativos. O ideal seria conseguir reduzir os sinais existentes, mantendo-se o nível de eficiência no procedimento de apoio ao diagnóstico da SAOS. Desta forma, para além de ser mais fácil para o clínico, o exame também se tornaria muito menos desagradável para o doente.

O presente trabalho pretende explorar, portanto o desenvolvimento de um sistema de apoio ao diagnóstico da síndrome da apneia obstrutiva do sono que permita servir de instrumento auxiliar no diagnóstico aos profissionais de saúde, recorrendo ao registo de um número reduzido de sinais fisiológicos não-invasivos.

Este trabalho vem dar continuidade a um estudo feito anteriormente, onde foram utilizados dois sinais fisiológicos de monitorização simples, não-invasiva e de potencialidade reconhecida: o electrocardiograma – ECG - e o sinal fotopleletismográfico de pulso - PLET, a partir do qual se obtém outro sinal, o Pulse Transit Time - PTT. Desta vez, será acrescentada a exploração do sinal do fluxo aéreo da cânula nasal obtido na PSG para tentar melhorar o classificador antes implementado.

A partir das técnicas de processamento de sinal pretende-se extrair, dos sinais seleccionados, características relevantes – *features* – que permitem diferenciar de épocas de apneia de épocas normais. No que diz respeito às *features* do ECG e do PLET, pretendemos extrair novas *features*, isto é, *features* não utilizadas no estudo anterior, já que a correlação e resultados do desempenho final do classificador foram pouco significativos. Espera-se que as *features* extraídas evidenciem padrões que caracterizem as apneias obstrutivas e, deste modo, sejam usadas como entradas num sistema de classificação, em particular redes neuronais, no qual se irá avaliar o seu desempenho em reconhecer eventos apnéicos.

O trabalho tem assim em vista, portanto, a investigação da potencialidade e sensibilidade do electrocardiograma, do sinal fotopleletismográfico de pulso, do PTT e do sinal do fluxo aéreo da cânula nasal como sinais patologicamente representativos da apneia obstrutiva, e a integração das *features* destes sinais num sistema de classificação automática. O objectivo deste sistema não é substituir a PSG, mas sim apoiar o diagnóstico da SAOS, sendo utilizado por exemplo

como sistema de rastreio menos dispendioso e menos agressivo para a criança, e ainda, ajudar no trabalho árduo dos técnicos dos laboratórios de sono.

1.4. PLANIFICAÇÃO

De seguida, apresenta-se a planificação das principais tarefas necessárias para atingir os objectivos requeridos neste trabalho. Esta planificação refere-se à planificação real, efectivamente levada a cabo ao longo da sua realização. Optou-se por não apresentar também a planificação inicial, uma vez que estas eram relativamente semelhantes.

- Primeiro Semestre:

Tarefas	Setembro				Outubro				Novembro				Dezembro				Janeiro				Fevereiro			
	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s
Apresentação e Familiarização com o Tema	█																							
ESTADO DA ARTE	█																							
Aquisição dos conteúdos teóricos necessários					█																			
Familiarização com o programa Matlab 7.0.1.									█															
Elaboração de um relatório													█											
Elaboração de um Poster Científico																					█			
METODOLOGIA																					█			

Tabela 1 - Planificação do trabalho para o 1º Semestre.

- Segundo Semestre:

Tarefas	Março				Abril				Maio				Junho				Julho				Agosto				Setembro			
	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s	1s	2s	3s	4s
METODOLOGIA	█																											
Tratamento dos Dados	█																											
Análise dos Dados	█																											
Processamento do sinal					█																							
Sistema de Classificação									█																			
Extracção de <i>features</i>									█																			
Seleccção das <i>features</i>													█															
Classificador - Rede Neuronal													█															
Treino e Validação da Rede Neuronal													█															
ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS																	█											
CONCLUSÕES																					█							
ELABORAÇÃO DA TESE																					█							

Tabela 2 - Planificação do trabalho para o 2º Semestre.

1.5. ORGANIZAÇÃO DA TESE

Este trabalho está organizado em cinco capítulos, conforme abaixo se descreve:

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO

Contextualização do estudo em questão. Explicação da motivação para a sua realização e exposição dos seus objectivos. Descrição do planeamento e organização geral da Tese.

CAPÍTULO II – ENQUADRAMENTO CLÍNICO

Síntese de alguns conceitos biológicos que podem ser necessários à compreensão do trabalho em estudo. Faz-se uma contextualização clínica onde são expostas detalhadamente as causas, os sintomas, as consequências e os tratamentos dos distúrbios respiratórios do sono, com especial destaque para a síndrome da apneia obstrutiva do sono. É apresentado o método de referência para o diagnóstico da SAOS – polissonografia, assim como as suas limitações.

CAPÍTULO III – METODOLOGIA

Descrição de estudos realizados com os sinais, objecto de análise neste trabalho. Explicação dos principais procedimentos implementados no desenvolvimento do sistema de classificação.

CAPÍTULO IV – DADOS E RESULTADOS

Indicação dos dados e parâmetros utilizados no classificador implementado. Apresentação e análise dos resultados obtidos.

CAPÍTULO V – CONCLUSÃO

Considerações face aos objectivos propostos e aos resultados obtidos. Sugerem-se possíveis linhas orientadoras para investigação futura.

CAPÍTULO II – ENQUADRAMENTO CLÍNICO

2.1. SONO

O sono (do latim *somnu*, com o mesmo significado) é definido como um estado de inconsciência do qual se pode despertar, que ocorre como parte fundamental do ciclo natural da vida, fazendo com que o organismo repouse para as actividades diárias. Assim, o sono não é um processo passivo, como no passado se julgava, mas antes um processo activo durante o qual se regista actividade cerebral.

Existem várias definições do sono apresentadas por diferentes autores, que, no geral, se complementam umas às outras. Para *DORLAND* (1993), o sono define-se como “um período de repouso para o corpo e a mente, durante o qual a volição e a consciência estão em inactividade parcial ou completa”. Já para *FRIEDMAN* (1995), define sono como sendo “o desencadear deliberado de uma alteração ou redução do estado consciente, que dura, em média 8 horas (...) tendo início sensivelmente à mesma hora, em cada período de 24 horas, e (...) resultando, geralmente, em sensação de energia física, psíquica e intelectual restabelecida”. De acordo com *FONTAINE, BRIGGS e POPE-SMITH* (2001), o sono é importante para a recuperação da saúde em situação de doença, enquanto a privação deste pode afectar a regeneração celular assim como a total recuperação da função imunitária.

Apesar de o sono não ser totalmente compreendido pelos cientistas, pode se afirmar que este é um processo fisiológico essencial ao normal e bom funcionamento do organismo. Durante o sono as capacidades físicas e intelectuais, assim como a homeostase hormonal, térmica e imunológica do organismo são restabelecidas. A privação do sono ou um sono inadequado e perturbado debilitam o organismo, com consequências e riscos graves para a saúde.

2.1.1. AS CRIANÇAS E O SONO

O sono afecta a saúde mental e é por isso fundamental ter uma boa qualidade de sono. Especial atenção deve ser dada no caso das crianças, que são mais vulneráveis aos efeitos negativos de um sono perturbado (BRUNI 2004). Por curiosidade, é durante a primeira fase do sono que 80% das hormonas de crescimento são produzidas, desempenhando o sono um papel importante ao nível do crescimento das crianças. As crianças necessitam de dormir um número de horas superior ao dos adultos devido ao estado de desenvolvimento em que se encontram. A quantidade de sono necessária diariamente vai sendo reduzida com o avançar da idade.

2.2. APNEIA

Apneia (do grego *ápnoia*, falta de respiração) é a suspensão da respiração durante um período de tempo. Durante o sono existem três tipos de apneia, apresentados de seguida, que se caracterizam da seguinte forma:

- **Apneia Central** - Ausência total de fluxo aéreo-buco-nasal e de esforço ventilatório, por inibição do centro respiratório através do sistema nervoso. As apneias centrais são comuns em crianças prematuras e em recém nascidos devido à imaturidade do seu sistema nervoso, responsável pela activação do centro respiratório (SHELDON S. H.);
- **Apneia Obstrutiva** – Paragem do fluxo aéreo-buco-nasal com persistência de esforço ventilatório diafragmático devido à obstrução total das vias aéreas superiores (ver anexo A). Caso a obstrução seja apenas parcial, estamos perante um caso de **Hipoapneia**. As apneias obstrutivas são as mais comuns na comunidade pediátrica (NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH, 1995);
- **Apneia Mista** – Apneia que começa com a componente central e logo se torna obstrutiva, envolvendo tanto a diminuição do controlo respiratório como a obstrução das vias aéreas superiores. As apneias mistas ocorrem principalmente em recém nascidos e crianças de pouca idade devido a um controlo anormal da respiração (SHELDON S. H. 2007).

As propriedades de cada tipo de apneia estão resumidas na seguinte figura:

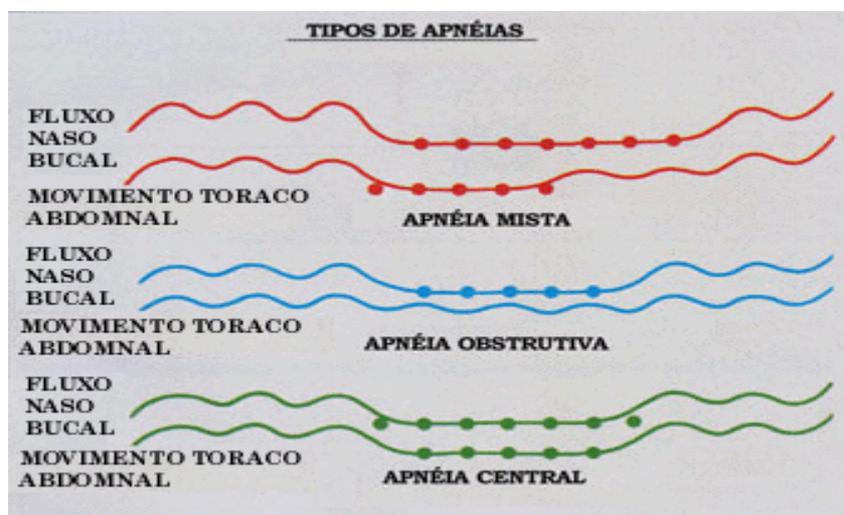


Figura 1 - Propriedades dos diferentes tipos de Apneias. As linhas contínuas indicam a presença de fluxo naso-bucal e/ou de movimento torácico e abdominal, representando por sua vez as circunferências há ausência de tais eventos (Figura adaptada de <http://www.clinar.com.br/bibliografia.htm>).

Estes episódios de apneia podem durar alguns segundos, após os quais é retomada a respiração normal, e ocorrem várias vezes durante o sono (MICHAEL STEFFAN). Na maior parte das vezes não são suficientes para despertar a pessoa, mas há uma alteração no padrão de sono, passando do sono profundo para um sono mais superficial. Como este sono não é repousante, as manifestações típicas são uma sensação de "noite mal passada" ao despertar, assim como fadiga e sonolência durante o dia.

2.3. MICRO-DESPERTAR

O micro-despertar consiste numa activação cerebral rápida, não percebida pelo doente, capaz de restaurar o tônus das vias aéreas superiores. Consequentemente, a respiração é restabelecida e o doente é conduzido a um estado de sono menos profundo. De certa forma, os micro-despertares são um mecanismo de defesa do organismo em situações de distúrbios respiratórios durante o sono.

Os micro-despertares são acompanhados pelo aumento da actividade do sistema nervoso simpático, a qual se reflecte no aumento do ritmo cardíaco e da pressão sanguínea (figura 2).

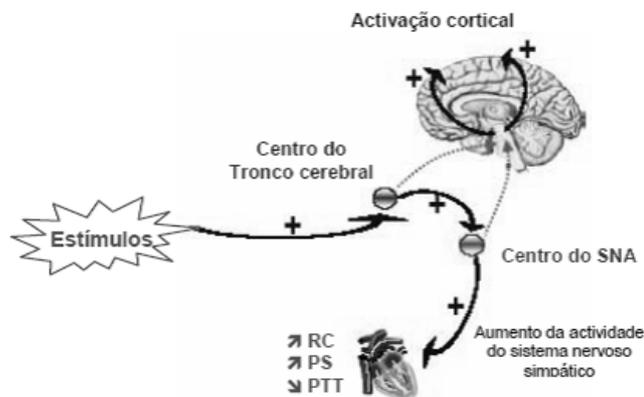


Figura 2 - Processo que leva ao micro-despertar e respectivas alterações na actividade do sistema nervoso simpático. RC – Ritmo Cardíaco; PS – Pressão Sanguínea; SNA – Sistema Nervos Autônomo. (Figura adaptada de GRILLER-LANOIR V. 2002)

Os micro-despertares podem ser corticais ou não corticais:

- MICRO-DESPERTAR CORTICAL – Alteram o padrão da actividade eléctrica do cérebro, podendo ser visíveis no electroencefalograma ou EEG, devido à estimulação do córtex (GRILLER-LANOIR V. 2002);

- MICRO-DESPERTAR NÃO CORTICAL – derivam de estímulos que não são suficientemente fortes para estimular o córtex, não sendo observados no EEG (GRILLER-LANOIR V. 2002). No entanto, são acompanhados de movimentos corporais devido o aumento do ritmo cardíaco e da pressão sanguínea (FRANCO K. 2003). Verifica-se que 50% das apneias obstrutivas observadas em crianças terminam com este tipo de micro-despertar, não visíveis no EEG (KATZ E. et al. 2003).

A sequência dos ciclos apneia/micro-despertar durante toda a noite provocam fragmentação do sono, não percebida pelo paciente, mas que se reflecte como sonolência diurna excessiva e sensação de cansaço ao despertar.

Geralmente, o limiar de despertar das crianças é mais baixo que o dos adultos (MARCUS C. L. 2001).

2.4. DISTÚRBIOS RESPIRATÓRIOS DO SONO

Os distúrbios respiratórios englobam perturbações como a dificuldade em adormecer ou manter-se a dormir, o sono perturbado devido a eventos respiratórios ou a factores externos (barulho, temperatura ambiente) ou o sonambulismo. Os distúrbios respiratórios do sono são perturbações do sono originadas por uma respiração anormal (ACADEMY OF SLEEP 2001).

Muitos autores consideram os distúrbios respiratórios do sono como um espectro contínuo de perturbações onde um indivíduo pode progredir ou regredir (GOLDSTEIN N. A. et al., 2004). O grau de severidade da obstrução das vias respiratórias vai desde a ligeira obstrução, que provoca ressonar, à total obstrução, que resulta num episódio apneico (figura 3).

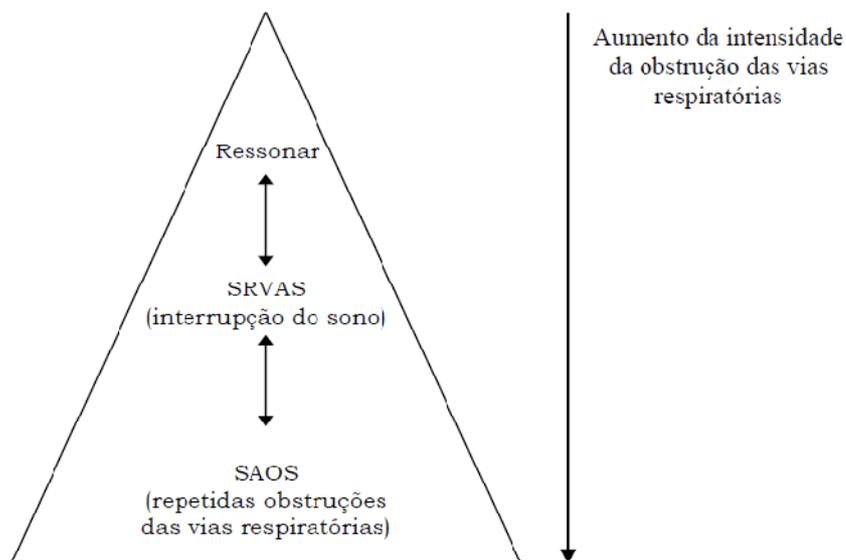


Figura 3 - Espectro Contínuo dos Distúrbios Respiratórios do Sono e grau de severidade da obstrução das vias respiratórias (Figura adaptada de NIEMINEN P. et al. 2000).

O ressonar primário é a designação para um ressonar na ausência de apneias ou hipoapneias, não acompanhado por micro-despertares corticais ou outras evidências de perturbação do sono. Este fenómeno deve-se à existência de uma ligeira obstrução das vias aéreas superiores. A quantidade de ar inspirado provoca a vibração das estruturas da faringe, nomeadamente o palato mole, resultando no barulho associado ao ressonar (KATZ E. et al. 2003).

A síndrome da resistência das vias aéreas superiores – SRVAS é caracterizada pelo sucessivo aumento do esforço respiratório, em resposta a um aumento da resistência das vias aéreas

superiores. O micro-despertar, estimulado pelo nível negativo da pressão intratorácica, leva à abertura das vias aéreas respiratórias evitando a apneia (*BILLARD M. 2004*).

O espectro contínuo dos distúrbios do sono culmina com a síndrome da apneia obstrutiva do sono – SAOS, caracterizada por repetidos episódios, de duração pelo menos igual a 10 segundos cada, de obstrução das vias aéreas superiores. A respiração é restabelecida com um micro-despertar, causado por estímulos cerebrais desencadeados durante a obstrução, que conduz a um estado de sono menos profundo (*RAMOS R. T. et al. 2006*).

A forma mais comum dos distúrbios respiratórios apresenta-se com o ressonar, estimando-se que afecta cerca de 3-12% das crianças. A prevalência de SAOS é de 0,7-3% com pico de incidência nas crianças em fase pré-escolar. No que diz respeito a SRVAS, a prevalência em pediatria é desconhecida (*BALBANI A. P. 2005*).

Assim, segundo o conceito de espectro contínuo, um indivíduo que ressona pode estar a exhibir os primeiros sintomas de SRVAS, ou mesmo de SAOS, facto pelo qual não pode ser ignorado.

A interrupção e subsequente fragmentação do sono é a causa dos efeitos negativos associados aos distúrbios respiratórios do sono, e como tal, a responsável pelos problemas de saúde que deles possam advir (*BRUNI O. 2004*).

A coincidência de alguns sintomas dos vários distúrbios do sono dificulta o diagnóstico, podendo comprometer o seu tratamento.

Seguidamente, o estudo será restringido a SAOS, apresentando discriminativamente os aspectos fundamentais deste distúrbio. A descrição engloba a caracterização pormenorizada, as suas possíveis causas, os sintomas clínicos, as consequências e os principais tratamentos face ao diagnóstico deste distúrbio respiratório do sono.

2.5. SÍNDROME DA APNEIA OBSTRUTIVA DO SONO - SAOS

Como referido anteriormente, a síndrome da apneia obstrutiva do sono – SAOS – é um distúrbio respiratório que se manifesta por repetidas interrupções temporárias, de pelo menos 10 segundos, da respiração durante o sono, devido à obstrução das vias aéreas superiores.

A respiração é restabelecida através de um leve despertar – micro-despertar – que conduz a um estado de sono menos profundo. Estes micro-despertares são causados por estímulos cerebrais desencadeados durante a obstrução.

A apneia do sono é uma disfunção respiratória que afecta crianças e adultos. Existem três diferentes tipos: obstrutiva, central e mista. Portanto, a SAOS é um tipo de apneia geralmente denominada por apneia do sono.

A SAOS ocorre devido ao relaxamento dos músculos da garganta e da língua durante o sono, originando a obstrução parcial da passagem do fluxo de ar através das vias aéreas superiores. Na figura 4 é possível comparar o estado das vias superiores e da passagem de ar durante a respiração normal (figura 4A) e durante uma apneia obstrutiva (figura 4B):

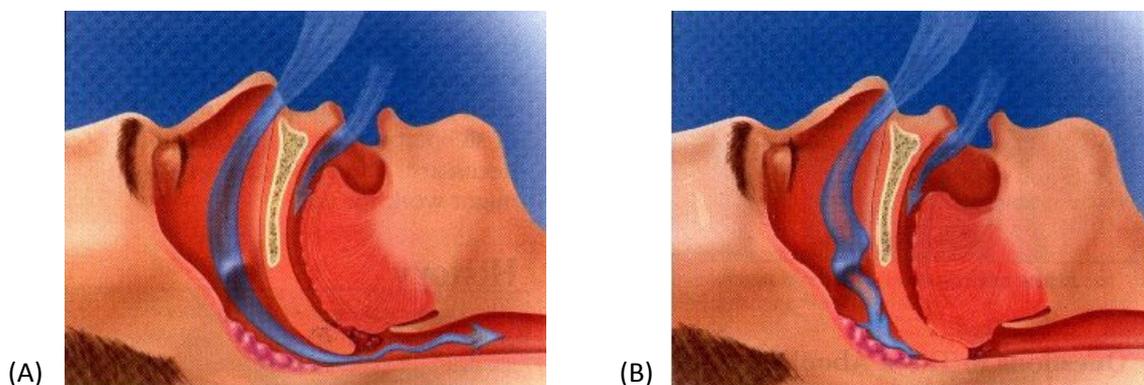


Figura 4 - Passagem de ar pelas vias aéreas superiores durante (A) a respiração normal e (B) uma apneia obstrutiva. (Figura adaptada de PICK A., 2008).

Ao número de apneias e hipopneias por hora de sono, designa-se por índice de apneia e hipopneia – IAHL. Se o índice IAHL for maior ou igual a 5 eventos por hora, o paciente é considerado portador da síndrome da apneia obstrutiva do sono, mais especificamente leve,

no caso de apresentar entre 5-15 eventos por hora, moderado de 15-30 eventos por hora, e grave na presença de 30 ou mais eventos por hora (ZILLOTTO K. N. et al. 2006).

2.5.1. INCIDÊNCIA DA SAOS

De acordo com diversas estatísticas populacionais, a SAOS tem uma prevalência situada entre 1 e 10% da população, muitos possuem a doença, mas poucos tem conhecimento e procuram tratamento.

O sexo masculino apresenta predomínio deste distúrbio respiratório, verificando-se actualmente 9% de mulheres e 24% de homens com critérios de diagnósticos mínimos de SAOS. O pico de maior incidência situa-se na faixa etária dos indivíduos entre os 40 e 60 anos de idade.

A primeira publicação relativa a crianças com SAOS foi feita por *GUILLEMINAULT et al.* em 1976. De acordo com estudos elaborados por *RONALD B. KUPPERSMITH*, a prevalência da SAOS em pediatria estima-se entre os valores de 0,5-3%, apresentando a maior parte dos doentes idades compreendidas entre os 3 e 6 anos de idade, assim como prematuros e recém nascidos. A SAOS é o tipo de apneia mais comum em pediatria (*STEFFAN M.*).

Nos indivíduos afectados por este distúrbio respiratório é observado uma certa predisposição familiar, o que significa dizer que há uma grande pré-disposição por razões hereditárias.

2.5.2. ETIOLOGIA DA SAOS

A hipertrofia das amígdalas e dos adenóides é considerada a principal causa da SAOS em pediatria. No entanto, verifica-se que nem todas as crianças com hipertrofia desses tecidos apresentam problemas respiratórios, e algumas as quais foram cirurgicamente retiradas as amígdalas e adenóides, voltam mais tarde a apresentar sintomas de SAOS (*BALBANI 2005*).

Outras anomalias anatómicas podem também estar na causa da obstrução das vias aéreas superiores, por exemplo, um desvio do septo nasal, a hipertrofia dos tecidos moles das vias aéreas respiratórias superiores, mal formações do crânio (por exemplo, crianças com a Síndrome de Dawn), entre outras (*VALERA 2004*).

Crianças com deficiências neuromusculares estão mais predispostas à SAOS devido a diminuição do tónus muscular ou a descoordenação muscular dos músculos envolvidos na respiração (PAPAZOGLU 2004).

A obesidade é um factor que aumenta o risco de desenvolvimento de SAOS nas crianças e nos adultos.

Em suma, pode se afirmar que a SAOS resulta de anomalias anatómicas e fisiológicas.

2.5.3. SINTOMAS DA SAOS

Os sintomas da SAOS nas crianças são frequentemente detectados pelos pais e/ou professores e, podem ser classificados em nocturnos ou diurnos (RONALD B. KUPPERSMITH).

Os sintomas nocturnos incluem o ressonar, as pausas respiratórias, a incontinência da urina, o sono agitado, o sonambulismo, a sensação de asfixia ou afogamento, a respiração exausta e os movimentos torácicos e abdominais paradoxais.

Os sintomas diurnos manifestam-se por uma respiração bucal e barulhenta, dores de cabeça, distúrbios comportamentais, mau aproveitamento escolar, sono diurno excessivo, irritabilidade e défice de memória.

2.5.4. CONSEQUÊNCIAS DA SAOS

As consequências da apneia do sono vão além das noites mal dormidas. Quando não tratada, a SAOS pode deixar graves sequelas nos doentes, nomeadamente, problemas de crescimento e neurocognitivos e a *cor pulmonale*.

Verifica-se que as crianças com SAOS têm um desenvolvimento físico retardado, pois dá-se uma diminuição da produção das hormonas do crescimento devido a fragmentação do sono, e apresentam dificuldades em aumentar de peso, provavelmente relacionado com o elevado consumo energético devido ao esforço respiratório (BRUNI 2004).

Nas deficiências neurocognitivas salienta-se os problemas comportamentais, como a hiperactividade e agressividade, assim como os problemas de concentração (VALERA 2004, BALBANI 1999).

A cor *pulmonale* define-se como o aumento das paredes do ventrículo direito, devido a uma prolongada exposição dos pulmões a uma elevada pressão sanguínea, para poder bombear o sangue para os pulmões. Pois, devido à obstrução das vias aéreas, a ventilação alveolar não é realizada de forma eficaz, não havendo uma boa captação de oxigénio nem uma boa eliminação de dióxido de carbono.

2.5.5. TRATAMENTO DA SAOS

O tratamento ideal para a SAOS depende do grau de severidade determinado pelo exame polissonográfico. Basicamente, existem dois métodos mais comuns, o uso de um compressor que injecta ar através de uma máscara – CPAP (*Continuous Positive Airway Pressure*), e a intervenção cirúrgica (KUPPERSMITH 2006).

O CPAP é recomendado quando não existe hipertrofia das amígdalas e adenóides, quando o tratamento cirúrgico não é adequado, ou quando a SAOS persiste mesmo depois de intervenção cirúrgica (BALBANI 2005).

Os aparelhos dentários e para segurar a língua são opções do tratamento clínico, assim como a perda de peso.

A remoção das amígdalas e adenóides é a cirurgia mais comum em casos de SAOS, tendo na maioria das vezes verificado grandes melhorias. A cirurgia à traqueia é reservada para casos de SAOS graves nos quais outros tratamentos não foram adequados (CHAN 2004).

Após o tratamento, os sintomas podem persistir, sendo necessário rever e ajustar o método de tratamento.

2.5.6. MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO

2.4.6.1. POLISSONOGRAFIA – PSG

A polissonografia – PSG, exame polissonográfico ou estudo do sono, é o método de diagnóstico standard dos distúrbios respiratórios do sono, quer na população adulta, quer na população pediátrica. Realiza-se num laboratório do sono onde o paciente permanece a noite inteira. Durante o exame, o paciente encontra-se em constante observação por parte dos técnicos especialistas, enquanto são adquiridos uma série dos seus parâmetros fisiológicos.

Alguns dos parâmetros que se podem registar numa PSG e a respectiva utilidade no diagnóstico a SAOS são mencionados de seguida:

- O electroencefalograma – EEG, representa a actividade eléctrica do cérebro e possibilita a identificação de micro-despertares corticais, assim como os diferentes estádios do sono, quando complementado com o electrooculograma;
- O electrooculograma refere-se aos movimentos oculares e, juntamente com o EEG, permite o reconhecimento dos estádios do sono;
- o electromiograma dos músculos intercostais no qual são registados os movimentos da cavidade torácica e diafragma, permite medir o esforço respiratório e distinguir entre apneia central e obstrutiva;
- o electrocardiograma – ECG, representa o ritmo cardíaco, podendo se verificar na ocorrência de SAOS os fenómenos de bradicardia e taquicardia;
- o nível de oxigénio no sangue, medida por oximetria de pulso, cuja diminuição pode justificar a ocorrência de eventos apneicos;
- o fluxo de ar através da cânula nasal, que cessa durante a apneia obstrutiva.

A diversidade dos parâmetros fisiológicos monitorizados na PSG possibilita a identificação dos estados do sono e as alterações respiratórias, incluindo eventos apneicos (figura 5).

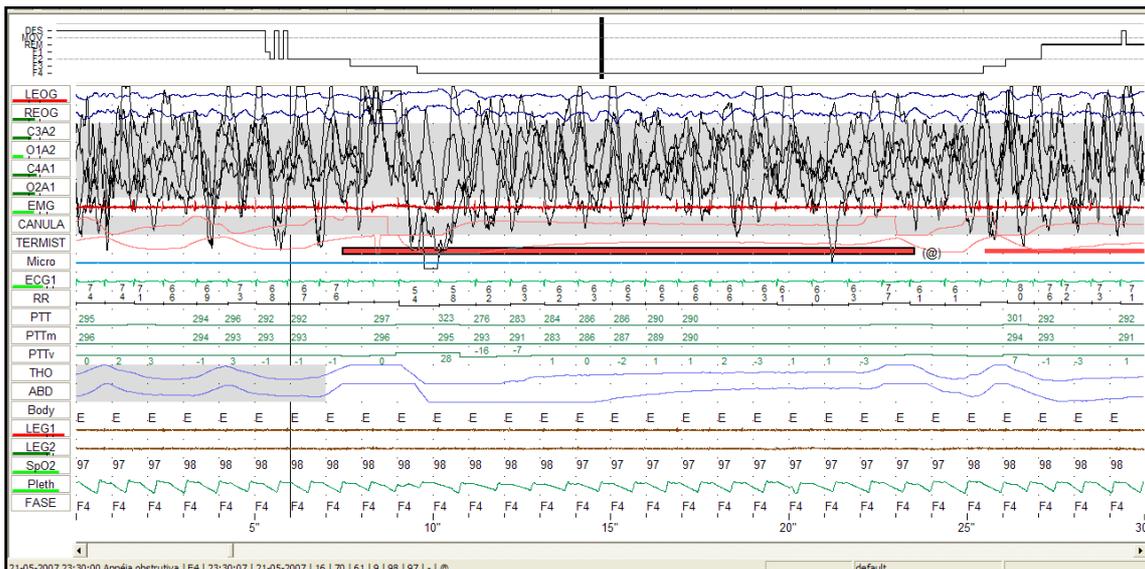


Figura 5 - Polissonografia obtida no Laboratório de Sono do Hospital Pediátrico do HUC.

Estes sinais são recolhidos para calcular o índice de apneia-hipoapneia (AHI), que corresponde à soma de apneias e hipoapneias por hora de sono.

Um estudo do sono requer muito tempo (uma a duas horas para preparar o paciente, 10 a 12h de aquisição e 3 a 4 horas para o técnico analisar os dados) e o seu custo eleva-se aos 1000 € (FRANCO 2004)

Estes testes são utilizados para diagnosticar a SAOS assim como para determinar o seu grau de severidade (RUSSO). A PSG ainda permite a detecção de micro-despertares corticais e a distinção entre apneia central e obstrutiva.

2.5.6.2. LIMITAÇÕES DA POLISSONOGRAFIA – PSG

Como já foi referido, existem algumas limitações inerentes à realização do exame polissonográfico:

- exige a monitorização de vários parâmetros vitais do doente, o que se pode tornar incómodo por implicar a ligação simultânea a diferentes aparelhos de medição;

- é realizada num ambiente “artificial”, isto é, no laboratório do sono, fora da ambiente familiar da criança;
- os seus dados têm de ser detalhadamente analisados por técnicos e/ou médicos antes de se chegar a um diagnóstico final. Este trabalho é demorado;
- os custos são elevados;
- a existência de laboratórios de sono é escassa;
- por vezes uma única polissonografia não é suficiente.

A longa lista de espera pode ser reduzida com novas técnicas de apoio ao diagnóstico da SAOS, não só mais simples e de baixo custo mas também possíveis de realizar em ambiente familiar. O interesse e o desenvolvimento de métodos alternativos têm sido crescentes, principalmente ao nível da monitorização portátil. Recentemente, aparelhos portáteis capazes de monitorizar o sono, a respiração e a oxigenação do sangue têm sido desenvolvidos.

Os métodos alternativos podem ser úteis em procedimentos de despistagem ou rastreio em estudos preliminares, essencialmente nos casos que não permitem a realização imediata da PSG.

2.6. CONCLUSAO

As implicações negativas de qualquer distúrbio respiratório do sono, e em particular da SAOS, demonstra a importância do seu diagnóstico para posterior tratamento.

Dado a sua necessidade, novos métodos, menos invasivos e que utilizam um número reduzido de sinais, têm vindo a ser alvo de vários estudos e investigações.

É neste âmbito que se orienta este trabalho: explorar a sensibilidade de um sistema de classificação automática baseado no registo do ECG, no sinal fotopletismográfico, no Pulse Transit Time e no sinal do fluxo aéreo obtido através de uma cânula nasal.

CAPÍTULO III – METODOLOGIA

O electrocardiograma – ECG, o sinal de fotopleletismografia de pulso – PLET e o sinal da cânula nasal – CAN, utilizados no método desenvolvido neste estudo, provêm de polissonografias que fazem parte da base de dados do Hospital Pediátrico de Coimbra e que contêm anotações feitas por técnicas do laboratório do sono.

Dos referidos sinais, é necessário extrair características relevantes que representam claramente alterações sofridas durante a ocorrência de apneias obstrutivas do sono. Estas características serão utilizadas como entradas de um sistema de classificação, cujo objectivo é a detecção de eventos apneicos obstrutivos.

De seguida, justifica-se a escolha dos sinais, explicando a sua relação com a síndrome da apneia obstrutiva do sono. De facto, é importante e relevante conhecer as implicações da SAOS nos sinais escolhidos, bem como alguns estudos referidos em literatura que demonstram o potencial da escolha realizada.

Segue-se a explicação dos principais procedimentos realizados para o desenvolvimento do método proposto.

3.1. SINAIS A ANALISAR E SAOS

No âmbito deste trabalho foram analisados o ECG, o sinal fotopleletismográfico e o sinal da cânula nasal, retirados directamente do registo polissonográfico, e o Pulse Transit Time – PTT, resultante dos dois primeiros sinais.

É por isso importante e relevante conhecer a dependência da SAOS nestes sinais, bem como alguns estudos orientados nesse sentido, que demonstram o potencial dos sinais escolhidos.

3.1.1. ELECTROCARDIOGRAMA – ECG

As células musculares do coração têm uma propriedade que as distingue de todas as outras, pois cada célula contrai-se espontaneamente a um ritmo regular, devido às propriedades eléctricas da sua membrana celular, que permite uma despolarização regular ao longo do tempo. Este ritmo espontâneo do coração pode ser alterado via impulso nervoso ou por substâncias na circulação sanguínea, como por exemplo a adrenalina.

A nível da frequência cardíaca, o principal sistema de controlo é o sistema nervoso autónomo, mais propriamente dito o sistema simpático e o sistema parassimpático (VANDER A. 1998). A actividade nervosa simpática aumenta a frequência cardíaca bem como a contractilidade. Por sua vez, a actividade nervosa parassimpática diminui a frequência cardíaca e a contractilidade cardíaca.

Mudanças na frequência cardíaca envolvem uma acção recíproca destas duas divisões do sistema nervoso autónomo. Assim, um aumento da frequência cardíaca (taquicardia) é provocado pela diminuição do sistema parassimpático e pelo aumento simultâneo da actividade simpática. A diminuição da frequência (bradicardia) cardíaca é alcançada pelos mecanismos opostos (AKSELROD S. 1981).

O ritmo cardíaco mostra padrões evidentes que ocorrem frequentemente ligados à SAOS. GUILLEMINAULT *et al.* (1984) descreveram um padrão na variabilidade do ritmo cardíaco associado às apneias obstrutivas, a que chamaram “variações cíclicas do ritmo cardíaco”. Este padrão consiste numa bradicardia (diminuição do ritmo cardíaco) durante o período apneico, seguido de uma taquicardia (aumento do ritmo cardíaco). A bradicardia ocorre devido à falta de oxigénio; por sua vez, a taquicardia dá-se quando a respiração é retomada de forma a compensar o défice de oxigénio. Como se explicou anteriormente, esta variabilidade do ritmo cardíaco activa simultaneamente os sistemas simpático e parassimpático. A actividade destes dois sistemas provoca, por sua vez, alterações nos intervalos entre os batimentos cardíacos – intervalos RR – medidos no ECG pela diferença entre picos R consecutivos.

Deste modo, parâmetros que caracterizem as oscilações do ritmo cardíaco podem ser marcadores úteis para aceder ao controlo do sistema autónomo, quando afectado por condições patológicas como a SAOS (AKSELROD S. 1981).

O efeito conjunto da actividade do sistema nervoso simpático e parassimpático gera flutuações nos intervalos entre batimentos cardíacos, gerando uma variação do ritmo cardíaco

(*SCHRADER M.* 2000). Os intervalos entre batimentos cardíacos são geralmente designados por intervalos RR, pois no ECG a sua medição é feita através de picos R consecutivos.

GOMES (2001) afirma que a análise da variabilidade da frequência cardíaca – HRV (do inglês, *Heart Rate Variability*) desenvolve um papel fundamental no reconhecimento de alterações do ritmo cardíaco.

A modelagem matemática tem sido utilizada em diversas áreas da pesquisa científica na busca de maior entendimento e controlo dos sistemas estudados, bem como na análise de séries temporais. A HRV pode ser compreendida através da análise de séries temporais, cujos elementos são intervalos entre batimentos cardíacos - intervalos RR. As séries temporais podem ser analisadas através de diferentes abordagens: análise no domínio do tempo, análise no domínio da frequência, análise baseada em características de sistemas dinâmicos não-lineares (*SOUSA L.*)

A análise de medidas estatísticas é o método mais simples para caracterizar a variabilidade do ritmo cardíaco no domínio temporal. Basicamente, existem dois tipos de análise para a HRV: a análise no domínio do tempo e a análise no domínio da frequência.

A análise no domínio temporal é o método mais simples para caracterizar a HRV, e baseia-se nos valores dos intervalos RR ou na comparação entre intervalos RR adjacentes (*MADEIRO J. P.* 2006).

Por exemplo, o desvio padrão da média dos intervalos RR – SDNN (do inglês Standard Deviation of RR Intervals) - representa a variabilidade global do ritmo cardíaco, e reflecte a actividade dos sistemas simpático e parassimpático:

$$SDNN = \frac{1}{N} \sum (RR_i - \overline{RR})^2 \quad (\text{Eq. 1})$$

Onde:

N – Número total de amostras de intervalos entre batimentos no período em análise;

\overline{RR} - Média dos intervalos RR, dada por:

$$\overline{RR} = \frac{1}{N} \sum (RR_i) \quad (\text{Eq. 2})$$

RR_i – Valor do intervalo RR.

A média dos intervalos RR também demonstra ser uma medida estatística importante pois, em caso de evento apneíco, o ritmo cardíaco é mais irregular; logo, observa-se uma maior variabilidade dos intervalos RR.

Os índices derivados da diferença de intervalos RR adjacentes ou consecutivos reflectem predominantemente a actividade do sistema nervoso parassimpático que resulta numa resposta rápida e curta. A raiz quadrada média dos quadrados das diferenças entre os intervalos RR sucessivos – RRSSD (do inglês *Root Mean Square of the Differences Between Heart Beats*) – é um dos exemplos de outros possíveis índices derivados da comparação entre intervalos RR consecutivos:

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum diff(RR_i)} \quad (\text{Eq. 3})$$

Onde $diff(RR_i)$ é a diferença entre intervalos RR_i dada por:

$$diff(RR_i) = RR_{i+1} - RR_i \quad (\text{Eq. 4})$$

As medidas referidas são apenas algumas das mais comuns.

Segundo *ROCHE F. et al. (1999)*, a análise do ritmo cardíaco no espaço temporal pode representar uma ferramenta bastante útil na investigação da SAOS.

STEIN et al. (2000) identificaram eventos apneícos através da interpretação visual de *tacogramas* - representação gráfica dos intervalos RR em relação ao tempo – onde observaram flutuações cíclicas características no ritmo cardíaco (*GOLDSTEIN 2004*).

Como o ritmo cardíaco apresenta flutuações, o tacograma representa um fenómeno ondulatório que pode ser decomposto em diferentes componentes de frequência através da análise espectral. A representação gráfica obtida denomina-se por Densidade Espectral de Potências e descreve como a potência de um sinal, ou de séries temporais, se distribuem com a frequência. Deste modo, a análise da densidade espectral de potências permite medir a intensidade das diferentes frequências que compõem o sinal (*RASSI A.*). No espectro, a banda de alta frequência (0.15-0.50 Hz) representa o sistema parassimpático, enquanto que a banda de baixa frequência (0.05-0.10 Hz) caracteriza simultaneamente simpático e parassimpático (*MIRANDA T. 2002*).

Assim, conclui-se que alterações no ritmo cardíaco fazem variar a distribuição do espectro de potências, podendo a sua análise interferir sobre o desempenho de cada parte do sistema nervoso autónomo.

PENZEL T. et al. (2002) verificaram que os algoritmos baseados na análise da variabilidade do ritmo cardíaco no domínio da frequência demonstram melhores resultados do que os algoritmos baseados na análise temporal.

SHOULDICE et al. (2004) apresentam uma possibilidade de identificação da SAOS em pediatria através de um sistema automático de classificação baseado apenas no ECG. Este sistema assenta em características extraídas dos intervalos RR como a média, desvio padrão e o respectivo espectro de potências. Estas características foram testadas para vários segmentos de diferentes durações no tempo (15s, 30s e 60s). Os resultados indicam que uma análise baseada no ECG pode ser útil em pediatria.

ALTMANN (2001) reconhecem a existência de sistemas dinâmicos, que são caracterizados por uma regra que especifica a evolução temporal e uma condição inicial a partir da qual o sistema evolui. No entanto, existem sistemas dinâmicos, que mesmo obedecendo a regras, são imprevisíveis para um tempo futuro. Tais sistemas são caracterizados como caóticos e necessariamente são sistema não-lineares. Assim, a HRV é um sistema não-linear e dinâmico. Alías, SILICEO (2003) afirma que o sistema dinâmico que descreve a HRV de um indivíduo saudável é caótico, não ocorrendo o mesmo em indivíduos que apresentam algum tipo de distúrbio. Isto é, indivíduos saudáveis possuem maior capacidade de adaptação a diferentes situações que podem alterar o comportamento do sistema cardíaco em comparação a indivíduos com patologias. A entropia mede a variabilidade de conjuntos de dados, indicando um valor elevado desta medida, uma grande dispersão dos dados, em contraposição de um valor baixo, que indica a concentração dos dados. Assim, para caracterizar alterações em épocas apneicas dos Picos R, a entropia pode ser útil, e é dada pela seguinte forma:

$$Entropia = -\sum_{i=1}^N p(x_i) \log_2 p(x_i) \quad (\text{Eq. 5})$$

Em que x_i representa os valores de uma variável e $p(x_i)$ a probabilidade deles ocorrerem.

Deste modo, é relevante conhecer métodos que possam detectar a presença de caos em sistema dinâmicos que descrevem a HRV.

A apneia consiste numa interrupção do fluxo de ar durante a respiração e alteração da variabilidade do ritmo cardíaco. Por sua vez, a apneia influencia directamente a actividade do sistema nervoso autónomo. Deste modo, afirma-se que a análise da variabilidade do ritmo cardíaco é relevante na identificação de eventos apneicos (DE CHAZAL 2000). A análise da variabilidade do ritmo cardíaco, quer a nível do domínio do tempo, quer a nível do domínio da frequência, quer a nível da análise não-linear, é um procedimento não-invasivo que fornece informação acerca do controlo do sistema nervoso autónomo, sendo relevante no reconhecimento de apneias.

3.1.2. SINAL FOTOPLETISMOGRÁFICO DE PULSO – PLET

O sinal fotopletismográfico representa o volume de sangue arterial de forma contínua, e apresenta um padrão cíclico devido o seu sincronismo com o batimento cardíaco. Este obtém-se de forma não-invasivo através de sistemas de oximetria de pulso baseados na absorção de luz pelo sangue no dedo.

A oximetria de pulso é um método utilizado para medir e monitorizar a saturação de oxigénio no sangue arterial de forma simples, contínua, não-invasiva e em tempo real. Este método baseia-se na absorção da luz pelo sangue através de um oxímetro que se coloca normalmente no dedo da mão ou do pé, ou como antigamente, no lóbulo da orelha.

No campo dos distúrbios respiratórios do sono, a oximetria é a forma mais comum de um estudo inicial em crianças suspeitas de SAOS, em alternativa a PSG, devido a simplicidade, portabilidade e baixo custo desta técnica (PATEL A. 2005). A oximetria não permite diferenciar entre apneias obstrutivas, apneias centrais e hipoapneias.

Os limites de saturação de oxigénio – SpO₂ - considerados seguros em pediatria ainda não se encontram claramente definidos. Para alguns autores, níveis de saturação de oxigénio na ordem dos 90% já podem ser considerados uma dessaturação leve, enquanto que outros autores consideram valores de 85%. GERHARDT e BANCALARI (1984), POETS e SOUTHALL (1991), SAMUELS *et al.* (1992), EICHENWALD, AINA E STARK (1997) e DI FIORI *et al.* (2001) são diversos autores que caracterizaram um episódio apneico em pediatria quando os parâmetros fisiológicos de frequência de pulso apresentam-se em 80 bpm e saturação de oxigénio em 80%. BROUILLETTE *et al.* obtiveram um valor preditivo para a oximetria em crianças suspeitas

de SAOS de 97% (KENNEDY 2004). A maior parte dos autores, prefere adoptar o limite de 90% de saturação de oxigénio como seguro (CONCEIÇÃO M. J. 1993).

Com a idade, o tempo para a dessaturação tende a aumentar progressivamente devido ao desenvolvimento do sistema respiratório. CONCEIÇÃO *et al.* (1993) confirma este facto ao encontrar, para pacientes entre 5 e 10 anos, tempos duas vezes maiores, durante o período de apneia, para atingir 90% de saturação de oxigénio, quando comparados com pacientes de 0 a 1 ano. Concluindo, pacientes abaixo de 1 ano de idade, sofrem dessaturações mais rapidamente durante eventos apneicos do que pacientes acima de 5 anos de idade. Daí o limite de saturação de oxigénio em pediatria ainda não estar totalmente definido.

O volume de sangue arterial depende da pressão sanguínea e do grau de contractilidade das artérias. O relaxamento e a contracção dos músculos das paredes das artérias depende da actividade do sistema nervoso autónomo que determina um tónus muscular. A estimulação do sistema simpático activa a contracção das artérias (vasoconstricção), na medida que o sistema parassimpático dilata as artérias (vasodilatação) (HAST J. 2003).

Como referido anteriormente, todo o evento apneico está associado a um aumento da actividade do sistema nervoso simpático, que por sua vez, desencadeia uma vasoconstricção que se reflecte no sinal fotopletismográfico como uma diminuição da amplitude das oscilações.

Para GIL *et al.* (2005), um evento apneico é definido através de uma atenuação maior do que 33% na oscilação da amplitude do sinal PLET durante pelo menos 3 segundos. Nem todas as diminuições do PLET estão directamente associadas a eventos apneicos, e nem todas as apneias induzem uma queda na amplitude das oscilações deste sinal. Assim, os mesmos autores, também sugerem a utilização de um critério adicional, como a variabilidade do ritmo cardíaco, para diferenciar as diminuições associadas a apneias das que não o são. HABA-RUBIO J. *et al.* (2005) estudaram essa questão e verificaram um aumento da amplitude do PLET durante a apneia seguido de uma diminuição da mesma devido a vasoconstricção. Neste estudo constataram-se ocorrências de alterações na amplitude do sinal sem a existência de alterações cardíacas associadas a distúrbios respiratórios.

Para o diagnóstico de SAOS, KIRK *et al.* (2003), obtiveram resultados pouco concordantes com os obtidos através de PSG, através da monitorização da oximetria. Pois, nem sempre os eventos obstrutivos são acompanhados de uma diminuição de oxigénio no sangue, pelo que, nestes casos, a oximetria não se mostra como um método eficiente de diagnóstico. No

entanto, a bradicardia é um dos primeiros sinais clínicos da dessaturação de oxigénio em crianças. Ora, sabe-se que durante um evento apneico ocorre bradicardia. Sendo assim, o estudo dos sinais ECG e PPG pode ser bastante benéfico.

Desta forma, conclui-se que a análise do sinal fotopleletismográfico isolado não é suficiente. Quando associado ao ECG, torna-se uma mais-valia mas nem sempre fiável. O ideal seria a análise destas duas variáveis e de outro parâmetro fundamental na detecção da SAOS.

3.1.3. PULSE TRANSIT TIME – PTT

O ECG e o sinal fotopleletismográfico não se resumem a fornecer características individualmente. A partir destes sinais é possível obterem-se outros parâmetros, entre os quais o Pulse Transit Time – PTT.

O PTT define-se como sendo o tempo que a onda de pulso demora a percorrer o trajecto entre a artéria aorta e a periferia. A velocidade da onda de pulso varia principalmente com o grau de espessura ou tensão sanguínea das paredes das artérias, factor que é por sua vez influenciado pela pressão sanguínea. Assim, quando a pressão sanguínea diminui, dá-se uma diminuição da tensão nas paredes das artérias, verifica-se então uma menor velocidade da onda de pulso e, consequentemente, um aumento dos valores de PTT (FOO J. 2007). De modo oposto, quando a pressão sanguínea aumenta, dá-se o aumento da tensão nas paredes, aumentando a velocidade de onda de pulso, e, consequentemente, verifica-se uma diminuição do valor do PTT (figura 6).

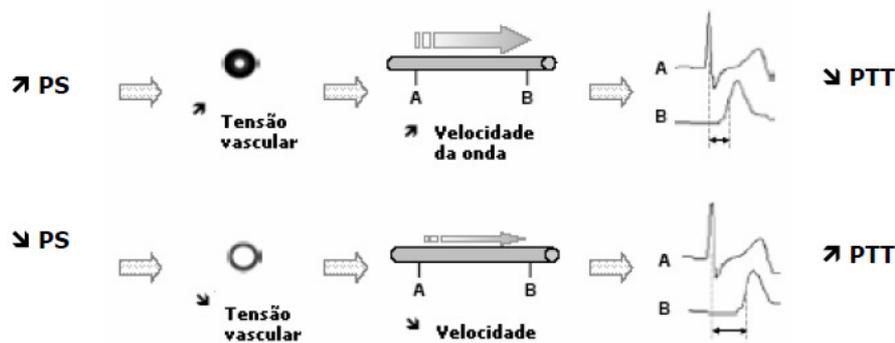


Figura 6 - Influência da pressão sanguínea - PS - na velocidade da onda de pulso e no PTT (Figura adaptada de GRILLIER-LANOIR V. 2002).

Deste modo, pode-se afirmar que o PTT está inversamente correlacionado com a pressão sanguínea, permitindo medir variações a esse nível sem utilizar meios invasivos (GRILLIER-LANOIR V. 2002). Alterações a nível da actividade do sistema nervoso autónomo associadas a apneias resultam da variação da pressão sanguínea. Nesta perspectiva, o PTT demonstra ser um sinal simples e não-invasivo com potencialidades no que se refere ao diagnóstico da SAOS (PITSON D. 1998).

De uma forma mais simplista, pode se dizer que o PTT é a duração que vai de um pico R registado no electrocardiograma até o ponto máximo da curva do PLET seguinte. Deste modo, o PTT tem potencial para detectar períodos de esforço respiratórios, nomeadamente os casos de apneia.

Vários estudos e investigações recentes indicam que o PTT pode ser de grande interesse na área da pediatria, validando a relevância do PTT em estudos de distúrbios respiratórios do sono em pediatria.

O manómetro esofágico de utilização invasiva é a técnica de referência para determinar mudanças no esforço respiratório e na pressão esofágica (FOO J. 2007). O esforço respiratório causa a diminuição da pressão intratorácica, provocando a diminuição da pressão sanguínea, e consequentemente o aumento do PTT. Diversos estudos realizados em adultos comprovam uma boa correlação entre a amplitude da variação do PTT e as variações da pressão intratorácica medida através do manómetro esofágico durante eventos apneicos (PITSON

1995). Em estudo a nível pediátrico também foi comprovado que o PTT é uma medida sensível na detecção do esforço respiratório, ainda que para a realização destes testes, o esforço respiratório tenha sido induzido em crianças saudáveis no estado acordado (PAGANI 2003). Estes resultados comprovam que a determinação do PTT pode ser um método útil, não invasivo, de substituição eficaz ao método tradicional do manómetro esofágico invasivo.

O ECG e o PLETH estão susceptíveis ao efeito de artefactos gerados pela movimentação do paciente durante o exame (GRILLER-LANOIR 2002). Pois, as modificações induzidas por estes artefactos nos sinais reflectem-se no PTT, podendo ser interpretadas como alterações do esforço respiratório.

Em suma, o PTT é uma medida fisiológica que pode vir a ser útil nos laboratórios de sono assim como na monitorização portátil para diagnóstico da SAOS.

3.1.3. CÂNULA NASAL

As medidas respiratórias podem ser classificadas como directas, como por exemplo o pneumotacógrafo para avaliação directa do fluxo aéreo, ou medidas indirectas, que usam esforço respiratório para estimar variações de fluxo aéreo nas vias aéreas superiores.

Uma das dificuldades em analisar a respiração é exactamente medir o fluxo envolvido neste processo.

A pneumotacografia é uma técnica que permite quantificar directamente o fluxo de ar nas vias aéreas superiores, em litros por minuto ou mililitros por segundo, sendo determinante no reconhecimento dos eventos obstrutivos. Consiste na colocação de uma máscara, que envolve a saída de ar da boca e do nariz, que permite quantificar o volume exacto de ar deslocado. O fluxo de ar passa através de um cilindro e por um campo resistivo com pequenos tubos paralelos que promovem um fluxo aéreo laminar. A queda de pressão através do campo resistivo é medida por um manómetro diferencial. Quando o fluxo é laminar, existe uma relação linear entre a diferença de pressão e o fluxo. Esta técnica requer que a máscara esteja devidamente colocada no rosto para evitar fugas de ar que possam causar despertares e desconforto ao paciente durante o sono.

Técnicas mais simples tem sido desenvolvidas e utilizadas para a medição do fluxo aéreo durante o sono como por exemplo o uso da cânula nasal. Para esse efeito, a cânula nasal é ligada a um transdutor específico de pressão que é um cristal piezoelétrico, que mede a mudança de pressão do ar nas narinas.

Durante a inspiração a pressão aérea é negativa em relação a pressão atmosférica e durante a expiração a pressão é positiva. A medida destas mudanças de pressão pode ser usada como estimativa qualitativa e quantitativa do fluxo aéreo nas vias aéreas superiores. A avaliação da curva do fluxo aéreo, normalmente sinusoidal, tem sido utilizada na avaliação da respiração.

A cânula nasal não é invasiva, tolerada sem dificuldades pelo paciente, e tem sido considerada como a melhor técnica não invasiva disponível para determinar o fluxo aéreo da respiração durante o sono, não exigindo calibrações para seu uso.

A aquisição do fluxo aéreo durante a polissonografia é feita através de uma cânula nasal descartável de uso hospitalar - também conhecida como "óculos nasais", ligada a um transdutor de pressão, que substitui o pneumotacógrafo.

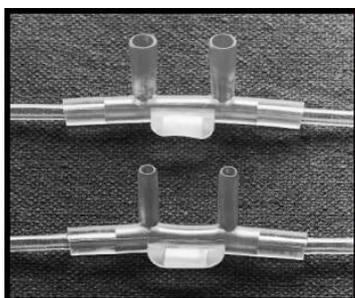


Figura 7 - Cânula Nasal descartável utilizada nas PSGs (Figura adaptada de <http://www.medicalproductsfunstore.com>).

O uso do PTT em conjunto com a medida do fluxo nasal melhora a identificação de eventos respiratórios, principalmente num estado moderado da SAOS (PÉPIN 2005), tendo sido objecto de estudo de vários investigadores.

AL-ANIT. et al. (2005), POZZO MENDOZA et al., elaboraram diferentes estudos onde implementaram sistemas de classificação automático baseado nestes dois sinais, obtendo resultados promissores na diferenciação entre respiração normal, hipoapneias e apneias.

Resumindo, o estudo da análise da amplitude do sinal da cânula nasal pode ser determinante no apoio ao diagnóstico da SAOS, e tem-se mostrado eficaz quando aliado ao PTT.

3.1.4 CONCLUSÃO

Nas secções anteriores apresentaram-se os sinais fisiológicos não-invasivos referidos em literatura com maior potencial para serem utilizados no diagnóstico de apneia: ECG, PLET, PTT e respiração.

Na secção seguinte refere-se a forma como foram utilizados no sistema de diagnóstico de apneia aqui proposto.

3.2. IMPLEMENTAÇÃO

Todo o código desenvolvido foi implementado em *MATLAB (Matrix Laboratory)*, versão R2008a (*The Mathworks, Inc.*).

O procedimento realizado relativo à detecção de eventos de apneia, divide-se fundamentalmente em duas principais fases.

A Primeira refere-se ao Tratamento dos Dados e consiste na exportação, leitura, organização dos dados, assim como o processamento dos sinais necessários. A Segunda fase está relacionada com o sistema de classificação, em particular com a extracção e selecção de características – *features* – dos sinais e implementação de um classificador, neste caso uma rede neuronal, capaz de diferenciar eventos apneicos de eventos normais.

3.2.1. TRATAMENTO DOS DADOS

3.2.1.1. EXPORTAÇÃO E LEITURA DOS DADOS

A. DADOS ORIGINAIS

Os dados usados neste estudo são provenientes de polissonografias efectuadas no Laboratório de Sono, do Hospital Pediátrico de Coimbra (*HUC*). Para adquirir os diversos sinais que formam a PSG, são colocados vários sensores no paciente em estudo. O interface entre os sensores e o computador que permite a visualização dos sinais é feito através de um software chamado *Alice SleepWare* versão 2.3. Os ficheiros de dados correspondentes a cada PSG são armazenados e guardados em ficheiros com extensão do tipo *RLS*, um formato específico do software.

Nestes exames polissonográficos podem-se encontrar anotações relativas à ocorrência de diversas situações clínicas, entre as quais episódios de apneias.

B. DADOS EM EDF (European Data Format)

Nesta etapa, os nossos dados apresentam-se no formato *RLS* que não é incompatível com o *Matlab*. Desta forma, é necessário converter os dados para um formato possível de ser utilizado em *Matlab*. O *Alice SleepWare* possui uma função que permite exportar dados para o formato *EDF (European Data Format)*. Este formato é muito comum no armazenamento de sinais vitais, em especial no armazenamento de sinais de polissonografias, sendo considerado um standard na área. Uma vez convertidos os dados no formato *EDF*, torna-se fácil manipulá-los através das diversas *Toolboxes* – conjunto de funções - do *Matlab* já existentes.

C. CONVERSOR DE EDF PARA ASCII (American Standard Code for Information Interchange)

Outra forma de lidar com o formato *EDF* é convertendo directamente os dados em ficheiros *ASCII (American Standard Code for Information Interchange)*. O *Matlab* manipula directamente este tipo de ficheiro. Para este efeito, utilizou-se um conversor de *EDF* para *ASCII*, para o *WINDOWS*, obtido em <http://www.edfplus.info/index.html>. Este conversor permite seleccionar o canal da *PSG* correspondente ao sinal que se quer converter para o formato *ASCII*. Neste caso, apenas se converteram os sinais do *ECG*, *PLET* e da *CÂNULA* (Figura8).

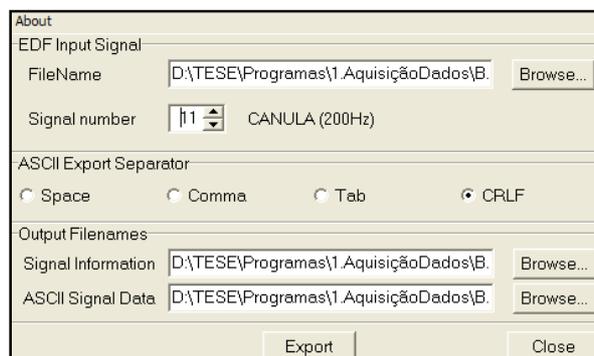


Figura 8 – Interface do conversor de EDF para ASCII.

D. DADOS EM ASCII

Por fim, o comando *load* do Matlab, permite a leitura dos dados ASCII correspondentes a cada um dos sinais extraídos nas diferentes PSGs.

Em suma, obtêm-se os sinais do ECG, PLET e CÂNULA de quatro diferentes polissonografias, disponibilizadas pelo Laboratório de Sono do Hospital Pediátrico do HUC para o nosso estudo. Para se poder distinguir as PSGs denominam-se por PSG 191, PSG 195, PSG 200 e PSG 215.

Uma vez obtido o subconjunto dos sinais das PSG que vão ser analisados, tem de se processar os sinais para se poder extrair e seleccionar as características – *features*, a implementar num classificador para detecção automática de eventos apneicos. De seguida, apresenta-se um esquema do método aplicado neste trabalho:

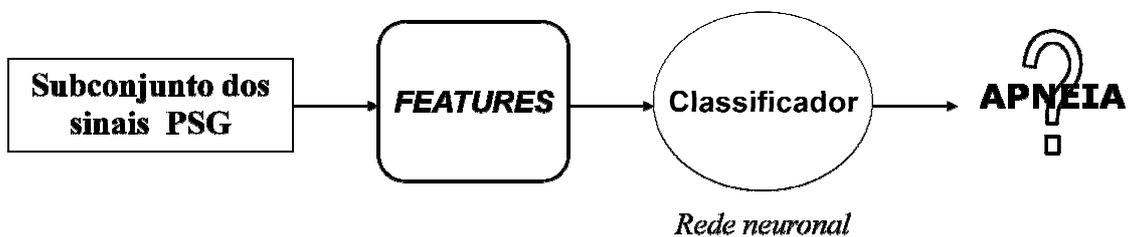


Figura 9 - Esquematização do procedimento experimental do trabalho.

O seguinte método de trabalho implica as seguintes fases:

1. Pré-processamento dos sinais;
2. Processamento dos sinais;
3. Obtenção de períodos de registo;
4. Extração das features;
5. Selecção das features relevantes;
6. Implementação do Classificador;
7. Avaliação do classificador.

Resumidamente, processam-se os sinais em estudos para se poderem extrair características relevantes para o reconhecimento de eventos apneicos. Uma vez seleccionadas as características, implementa-se um classificador, neste caso baseado em redes neuronais, capaz de distinguir entre épocas apneicas e épocas normais.

3.2.1.2. PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Esta etapa na selecção e organização dos dados das diferentes PSGs. Na verdade, nem todos os dados das PSG são necessários, sendo necessário seleccionar a informação relevante e organizá-la para facilitar o seu manuseamento.

Em concreto pretende-se construir uma matriz de dados com a seguinte estrutura:

DADOS = [ECG PLET CANULA APNEA].

Ou seja uma matriz que contenha os sinais a serem estudados neste trabalho (ECG, PLET, CANULA) e a correspondente anotação efectuada pelas técnicas relativamente à ocorrência ou não de um episódio de apnea (APNEA).

Para este efeito foram elaborados os seguintes funções:

Duração_PSG.m

A hora em que se inicia a aquisição dos sinais é fornecida na PSG no formato [hh mm ss], assim como a hora em que termina. Este função devolve a hora de início, fim e duração das PSGs em segundos. Este dado é importante para os algoritmos futuros.

Matriz_Ap.M

No decorrer da PSG, as técnicas do Laboratório do Sono vão registando anotações, como por exemplo a apneia obstrutiva, apneia mista, hipoapneia, movimento de pernas, ressonar, micro-despertar, entre outras. Através das anotações onde se identificam apneias obstrutivas, construiu-se uma matriz apneica – Ap – para cada PSG. A matriz Ap contém todos os eventos apneicos de cada PSG, correspondendo cada linha à hora de início e duração do evento apneico. Assim, Ap apresenta-se como uma matriz de [nx4], sendo n igual ao número de eventos apneicos na PSG, e as 4 colunas [1c 2c 3c 4c] correspondentes respectivamente a [hh(início) mm(início) ss(início) duração(ss)] de cada evento apneico. Ap tem assim a forma [inícioAp(hh) inícioAp(mm) inícioAp(ss) duraçãoAp(ss)].

 Movimento de pernas	F2	22:55:43	21-05-2007
 μ-despertar	F2	22:56:07	21-05-2007
 Movimento de pernas	F2	22:56:09	21-05-2007
 41, 18	F3	23:04:59	21-05-2007
 43, 18 - SAT ENTRE 97 E 98	F4	23:18:20	21-05-2007
 SONO LENTO- SAT 97, 98	F4	23:20:24	21-05-2007
 Apnéia obstrutiva	F4	23:30:07	21-05-2007
 Apnéia obstrutiva	F4	23:30:25	21-05-2007
 43, 18- SAT CONTINUA 97-98	F4	23:38:58	21-05-2007
 μ-despertar	F4	23:39:20	21-05-2007
 43, 17	F4	23:51:30	21-05-2007
 44, 17	F4	0:00:12	22-05-2007
 43, 17	F4	0:04:23	22-05-2007
 43, 17	F4	0:12:14	22-05-2007
 μ-despertar	F4	0:13:00	22-05-2007
 Apnéia obstrutiva	F2	0:16:31	22-05-2007
 ENTALHE TRAÇADO CANULA	REM	0:19:59	22-05-2007
 42, 17	REM	0:20:26	22-05-2007
 μ-despertar	REM	0:21:22	22-05-2007
 Hipopnéia	REM	0:23:47	22-05-2007
 μ-despertar	REM	0:24:53	22-05-2007

Figura 10 – Exemplo das anotações feitas pelos Técnicos ao longo do exame polissonográfico.

Início_Ap.m

Transforma a matriz apneica – $Ap = [\text{inicioAp}(\text{hh}) \text{ inicioAp}(\text{mm}) \text{ inicioAp}(\text{ss}) \text{ duraçãoAp}(\text{ss})]$ – na matriz $Ap_ss = [\text{inicioAp}(\text{ss}) \text{ duração}(\text{ss})]$, em que a primeira coluna corresponde ao início do evento apneico em segundo relativamente ao início da PSG - $\text{inicioAp}/\text{PSG}$, e a segunda coluna corresponde a duração do evento em segundos. A matriz Ap_ss apresenta a forma $[\text{inicioAp}/\text{PSG}(\text{ss}) \text{ duraçãoAp}(\text{ss})]$.

PASSO 1 – NORMALIZAÇÃO DOS DADOS

Neste passo, os dados do ECG, do PLET e da CAN são todos normalizados entre -1 e 1, sendo seguidamente filtrados através da aplicação de um filtro de *butterworth* passa baixo.

PASSO 2 – REAMOSTRAGEM DOS DADOS

O sinal PLET tem uma frequência de amostragem de 100Hz, já os sinais do ECG e CAN encontram-se amostrados a 200Hz. Sendo assim, para facilitar a análise dos sinais é necessário amostrá-los com a mesma frequência. Escolheu-se reamostrar o ECG e o CAN a 100Hz para facilitar o estudo. Esta reamostragem é realizada através da função *resample* existente no Matlab.

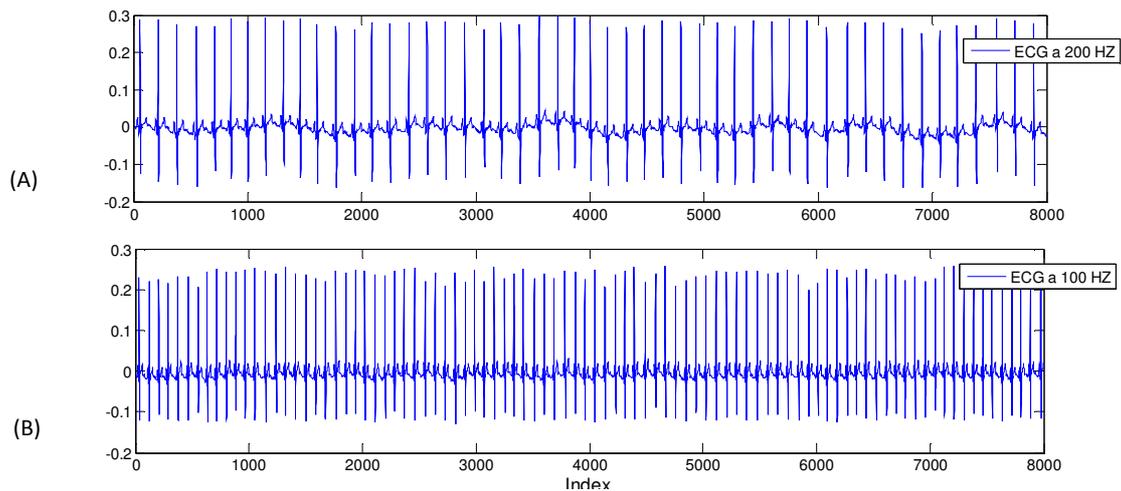


Gráfico 1- Reamostragem do sinal ECG de (A) 200Hz para (B) 100Hz. Os mesmos 8000 pontos correspondem em (A) a 40s e em (B) a 80s de aquisição.

Pode-se verificar, pela representação gráfica do ECG, que o indivíduo sujeito a este estudo polissonográfico apresenta uma frequência cardíaca de 72 batimentos por minuto (*Heart Rate*), pois em 1000 ms verificam-se 12 picos R.

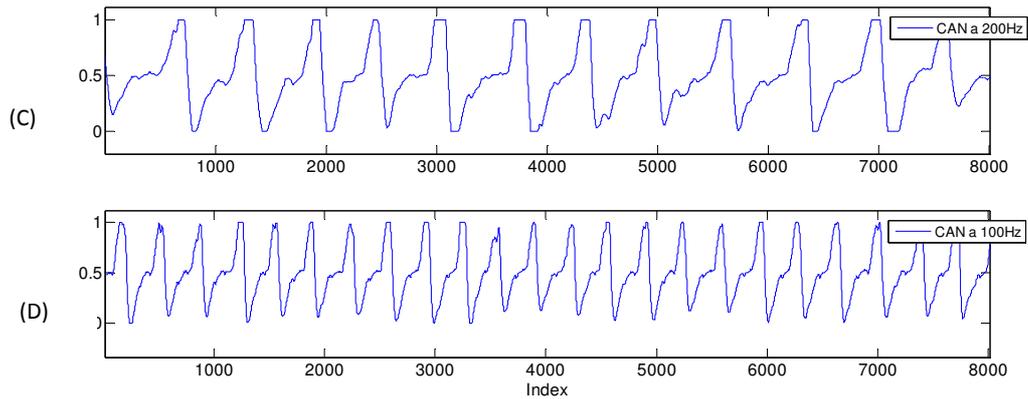


Gráfico 2 - Reamostragem do sinal CAN de (C) 200Hz para (D) 100Hz. Os mesmos 8000 pontos correspondem em (C) a 40s e em (D) a 80s de aquisição.

DADOS_APNEA.M

Construção de um vector de zeros e uns – vector APNEA, a partir da matriz Ap_{ss} , no qual o número 0 corresponde à ausência de evento apneico (época normal), e o número 1 representa ocorrência de eventos apneicos. Este vector tem o tamanho da duração da PSG multiplicado pela Frequência de Amostragem (100Hz). Por fim, organizam-se os dados numa matriz DADOS que contém apenas os sinais das PSG importantes para este estudo, assim como o vector apnea que localiza os eventos apneicos. Desta forma, gera-se a matriz $DADOS = [ECG \ PLET \ CAN \ APNEA]$.

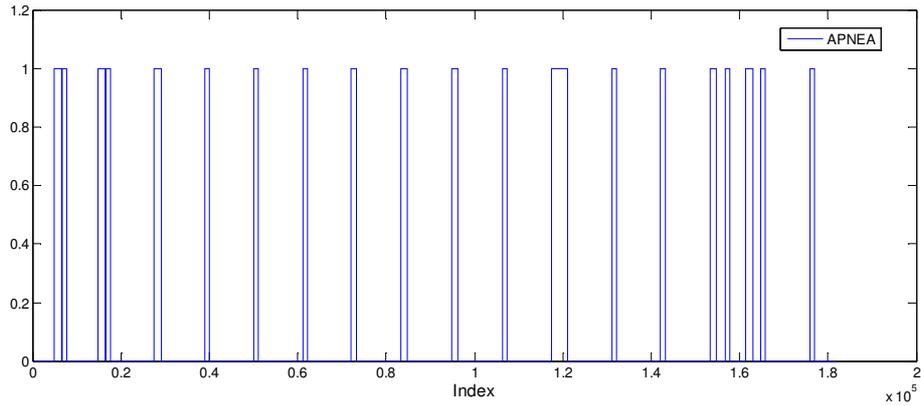


Gráfico 3 - Representação gráfica do vector apnea da PSG 191. Nos eventos apneicos, o vector apnea é igual a 1. Para eventos normais, apnea é igual a 0.

Através da matriz DADOS é possível localizar os momentos apneicos ao longo dos sinais em estudo, e representar graficamente as variações de cada sinal durante esses eventos.

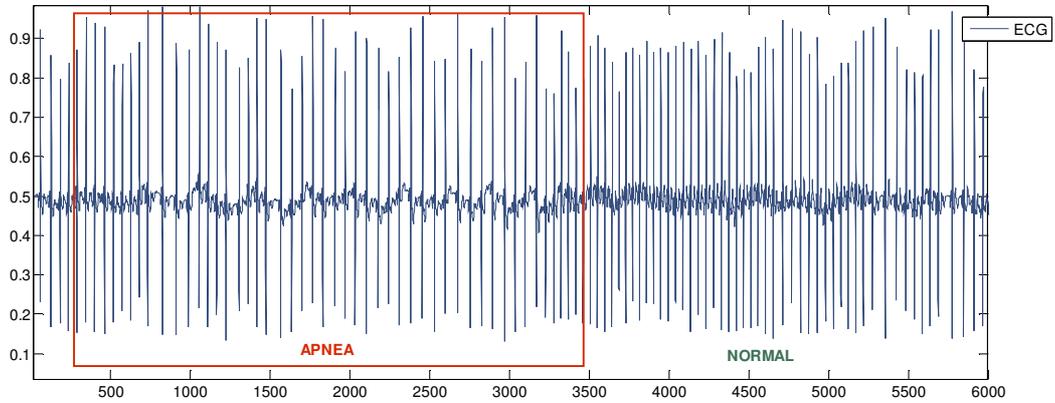


Gráfico 4 - Representação do sinal ECG durante um evento apneico. É de notar que durante os eventos apneicos verifica-se um maior afastamento dos batimentos cardíacos do que numa época normal.

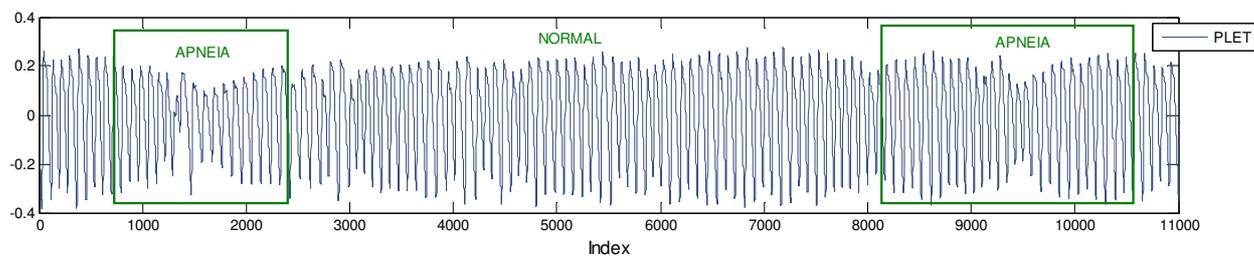


Gráfico 5 - Representação do sinal PLET durante os dois primeiros eventos apneicos da PSG 191. É de notar que durante os eventos apneicos verifica-se uma diminuição da amplitude de oscilação do sinal fotopletiométrico.

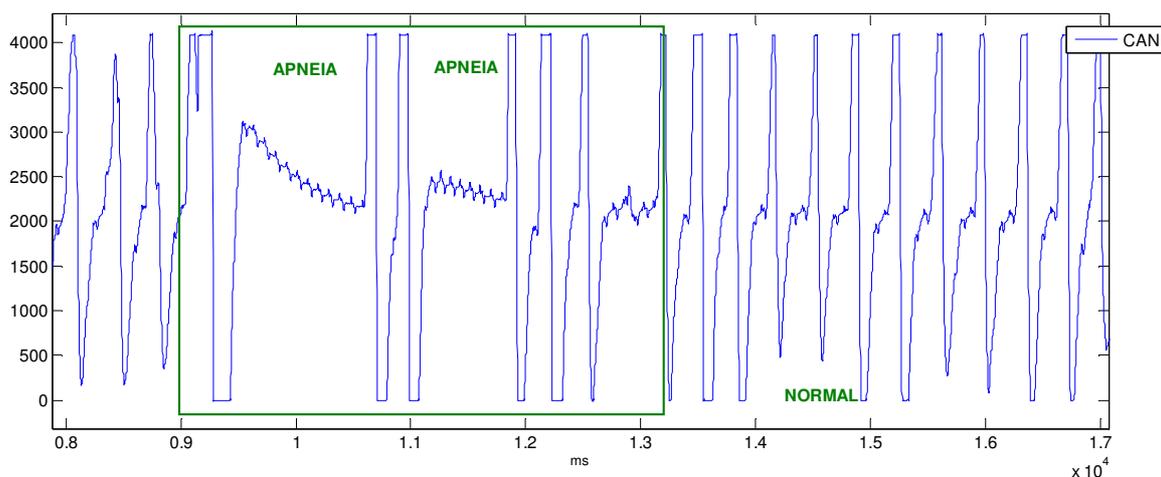


Gráfico 6 - Representação do sinal da Cãnula Nasal durante os dois primeiros eventos apneicos da PSG 191. Observe-se que, durante os eventos apneicos, verifica-se claramente uma diminuição da energia do sinal da cãnula nasal.

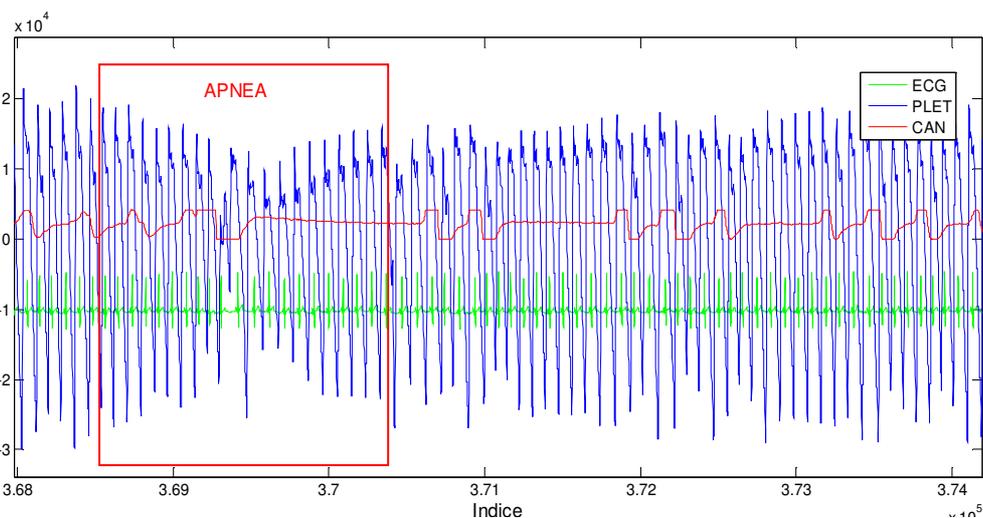


Gráfico 7 - Comportamento dos sinais escolhido para o nosso estudo, durante um evento apneico. Verifica-se a diminuição da amplitude de oscilação do PLET, a diminuição da energia do sinal da cãnula nasal e o afastamento dos batimentos cardíacos, picos R, do ECG.

Uma vez os dados organizados, seleccionou-se parte dos sinais para facilitar o estudo. Assim, centrou-se o início do evento apneico e considerou-se os 5000 pontos anteriores a estes. Repetiu-se o mesmo processo para o fim do evento apneico, ou seja, também se considerou os 5000 pontos posteriores ao fim da apneia. Assim obtêm-se uma nova matriz de DADOS apenas constituída por 5000 pontos anteriores à apneia, o evento apneico em si, e 5000 pontos após o evento apneico. Deste modo, filtra-se informação dispensável para o estudo, pois não precisamos de tantos períodos normais. Por exemplo, na PSG 191 temos 20 apneias de duração compreendidas entre os 10 e os 37 segundos. Tendo em conta que uma PSG tem em média a duração de 7h, as apneias da PSG 191 representam 6 minutos da totalidade do exame, tendo mais de 6 horas de períodos normais. Ao acrescentar este 5000 pontos (equivalentes a 50 segundos de aquisição) ao início e fim de cada apneia, obtemos os períodos normais suficientes para o estudo.

3.2.2. PROCESSAMENTO DOS SINAIS

Uma vez seleccionados e organizados os dados das polissonografias considerados relevantes, surge a necessidade de processar os sinais para se conseguir extrair a partir destes os parâmetros a serem utilizados no sistema de classificação.

Em concreto:

- A partir do ECG é necessário determinar os picos R_s , a serem utilizados para a determinação do PTT;
- A partir do sinal PLET, os máximos e mínimos locais a serem utilizados na determinação do PTT;

3.2.2.1. DETECÇÃO DE PICOS R NO ECG

Detecção das ondas P, T e o complexo QRS do ECG através da função *ECG_Segment.m* extraída da Toolbox *ecgMatlabv1.0* realizada para a análise de ECG pelo Departamento de Informática da Universidade de Coimbra, no âmbito do projecto Heart Cycle em Setembro de 2008. Obtêm-se deste modo os índices dos picos R do ECG, resultando o vector $\text{indRR} = [\text{indexRR}]$.

O gráfico seguinte permite a visualização dos picos R detectados:

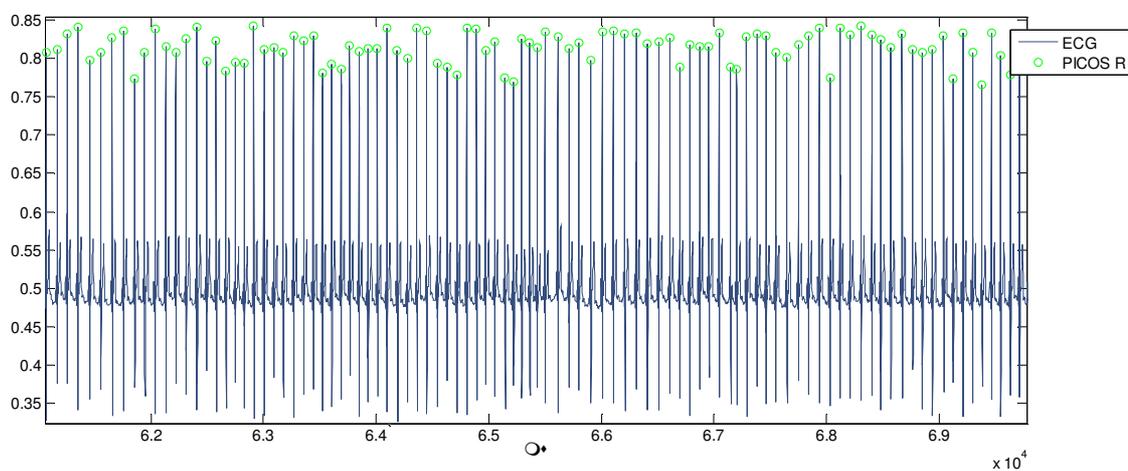


Gráfico 8 – Representação gráfico do resultado da determinação dos Picos R do ECG.

3.2.2.2. DETECÇÃO DE MÍNIMOS E MÁXIMOS LOCAIS NO PLET

Detecta os extremos locais, máximos e mínimos, do sinal Plet, através de duas funções genéricas, minlocal.m e maxlocal.m, também realizada pelo Departamento de Informática da Universidade de Coimbra, no âmbito do projecto Heart Cycle. Obtêm-se duas matrizes, Máximos = [índiceMáx valorMáx] e Mínimos = [índiceMín valorMín]. A detecção dos máximos e mínimos do PLET pode ser verificada visualmente no seguinte gráfico:

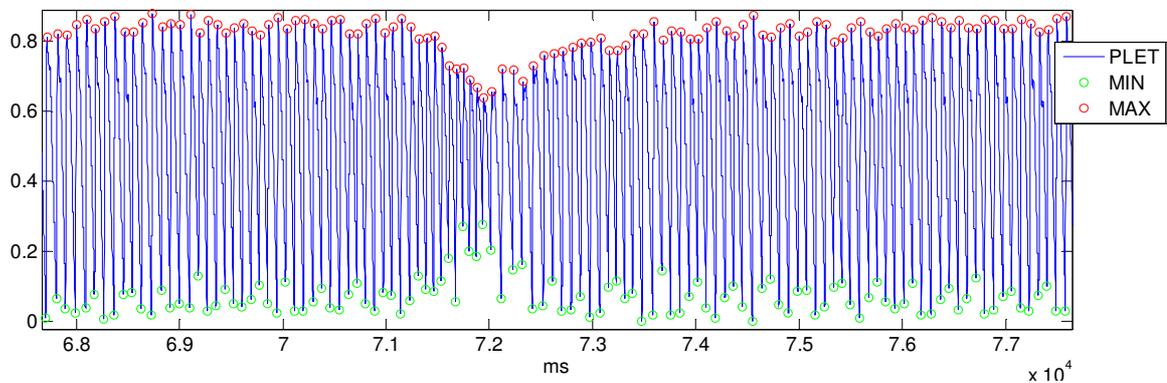


Gráfico 9 – Representação gráfica do resultado da determinação dos máximos e mínimos locais do sinal PLET.

3.2.2.3. OBTENÇÃO DE PERÍODOS DE REGISTO

Construção de uma matriz, TAB, constituída pelos valores dos índices dos picos R do ECG, e pelos índices dos mínimos e máximos do sinal PLET, onde se verifica a condição: entre dois picos Rs consecutivos do ECG devem existir um mínimo e um máximo do PLET. Se um pico R não apresenta um mínimo e um máximo entre o Pico R seguinte, esse Pico R é ignorado. De seguida, acrescenta-se a matriz TAB uma quarta coluna, constituída pelo valor do vector APNEA correspondente ao Pico R correspondente. Desta forma, a matriz TAB apresenta a forma [indRR indMin indMax].

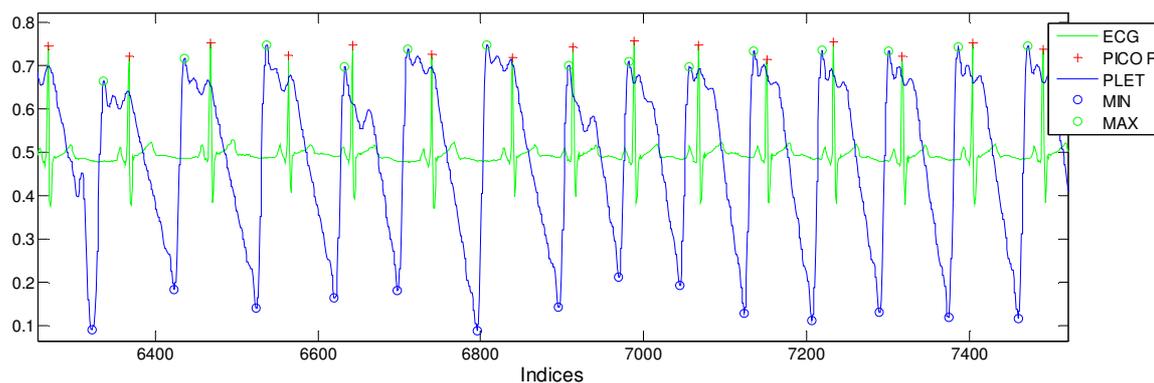


Gráfico 10 – Representação gráfica dos Picos R e dos máximos e mínimos do PLET necessários para a determinação do PTT.

Uma vez determinados os máximos e mínimos correspondentes a cada Pico R, pode-se então determinar o valor do PTT para cada batimento.

3.2.2.4. DETERMINAÇÃO DO PULSE TRANSIT TIME – PTT

A partir do ECG e do sinal PLET, é fácil de obter outro sinal significativo para este estudo chamado de PTT. O PTT é calculado como o intervalo de tempo entre o pico R do segmento QRS das ondas do ECG e a correspondente chegada da onda de pulso à periferia. Considera-se para esse efeito o ponto nas oscilações do sinal fotopletismográfico onde é atingida uma certa percentagem da sua amplitude, normalmente entre 25 a 90%, valor que varia de estudo para estudo. Na prática clínica, o Pico R é geralmente usado para indicar o início do cálculo do PTT. Na realidade, o pico R corresponde não à abertura da válvula aórtica mas à contracção do ventrículo esquerdo, pelo que o valor do calculado do PTT é uma estimativa aproximada do valor real. Neste estudo, considera-se o PTT como sendo a distância entre o pico R do ECG e 50% da oscilação da oscilação do PLET do mesmo ciclo cardíaco (NOVAK D., AL-ANI), sendo determinado pela seguinte relação:

$$PTTi = 0.5 \times (MAXi - R Ri) \quad (\text{Eq. 6})$$

Onde:

$PTTi$ – Valor do PTT para o batimento i ;

$R Ri$ – Picos Ri ou batimentos considerados;

$MAXi$ – Máximo da curva do sinal PLET correspondente ao batimento cardíaco $R Ri$.

Representa-se esquematicamente o PTT na figura 11 assim como os pontos essenciais para o seu cálculo:

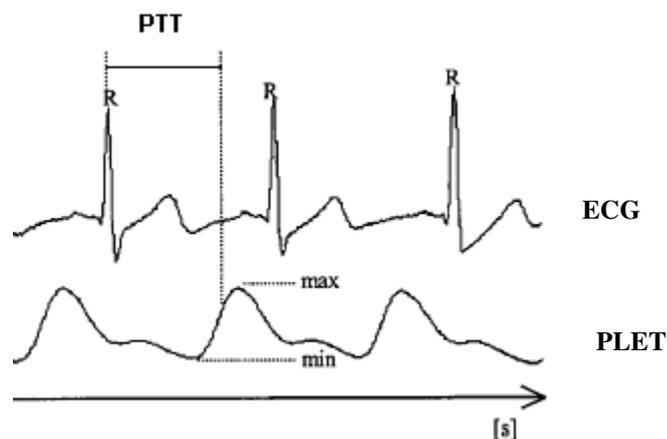


Figura 11 - Representação do Pulse Transit Time (Adaptado de PAGANI 2003).

O método implementado para o cálculo do PTT procura um mínimo e um máximo do PLET entre cada dois picos R. Quando estes pontos não são encontrados, ignora-se o batimento cardíaco correspondente, quando são encontrados mais que um mínimo ou máximo, assume-se apenas o valor do primeiro máximo ou mínimo encontrado, adicionando a condição que o índice do mínimo encontrado tem de ser inferior ao do máximo correspondente assim como do Pico R seguinte. Desta forma, obtêm-se assim uma matriz $PTT = [RRi PTTi]$, formada pelo valor do $PTTi$ correspondente ao batimento RRi .

Em média obtêm-se um PTT de 35 ms para cada uma das PSG. Este valor significa que a onda de pulso demora em média 35 ms a percorrer a distância que vai desde o Pico R até 50% da amplitude da oscilação da onda do sinal pletismográfico correspondente ao ciclo cardíaco. O valor normal do PTT tabelado para um indivíduo adulto é de 25 ms. O PTT médio obtido neste estudo é superior, o que se pode justificar através do facto de o valor do PTT em pediatria ainda não ter conseguido ser definido. Ora em bibliografia defende-se que o PTT pode ser determinado através de 20 a 80% da curva. Por consequência, no nosso caso, foi considerada a distância até 50% da curva.

Estamos agora em condições de estudar a diferença do valor do PTT entre cada Pico R. Defende-se que esta diferença de PTT entre cada Pico R, aumenta na ocorrência de eventos apneícos, o que pode ser fundamental para este estudo.

3.3. SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO

Existem várias técnicas para a interpretação e análise de dados, das quais as metodologias de computação adaptativa são um exemplo. Computação adaptativa refere-se a um conjunto de metodologias de aprendizagem computacional para estudar, analisar e criar modelos de sistemas. Sistemas difusos, sistemas neuro-difusos, redes neuronais ou redes bayesianas são algumas das áreas de computação adaptativa.

No contexto do sistema de classificação proposto, o classificador é utilizado para o reconhecimento de padrões, com o propósito de distinguir épocas de apneia de épocas normais, recebendo como dados de entrada as *features* resultantes de uma fase de selecção.

Pelas características do problema em causa, e tendo em conta que os dados existentes são números, as metodologias de redes neuronais são as de uso mais adequado. Assim, neste estudo escolheu-se implementar redes neuronais para actuarem como classificador e distinguirem eventos apneicos de épocas normais.

3.3.1. EXTRACÇÃO DE CARACTERÍSTICAS – FEATURES

Num sistema de classificação é necessário escolher características, ou *features*, dos sinais em estudo. Estas *features* são as características dos sinais que melhor representam as alterações que se pretendem classificar, neste caso, alterações dos sinais em eventos apneicos.

A partir da análise do estado da arte elaborado, e dos gráficos que representam a variação do ECG, PLET e CAN (ver gráficos 4,5,6 e 7) durante um evento apneico, podemos verificar que durante uma apneia verifica-se o seguinte:

- A. O ritmo cardíaco torna-se irregular, ficando os Picos R ou batimentos mais afastados;
- B. A oscilação da amplitude do sinal fotopletismográfico diminui, tornando a distância entre o mínimo e o seu máximo consecutivo menor;
- C. A Energia do sinal da cânula nasal diminui significativamente;
- D. O valor da diferença de PTT entre cada Pico R aumenta.

Com base nos comportamentos observados nestes sinais em períodos de apneia e períodos normais, e tendo em conta os estudos em literatura (ver secção 3.1) vão ser extraídas diversas

features dos sinais com potencial de discriminar entre épocas de apneia e épocas normais. Seguidamente, irá ser feito um estudo da correlação dessas *features* com os eventos apneicos, de forma a implementar as de correlação mais elevada nas redes neuronais.

De seguida, apresentam-se as *features* que vão ser extraídas:

3.3.1.1. FEATURES 1 - *dPTT*

Nos gráficos 4 e 7, verificou-se que, no momento de ocorrência de um evento apneico, dá-se o afastamento dos batimentos cardíacos ou Picos R. Por outro lado, o PTT é o tempo que a onda de pulso demora a percorrer a distância que vai desde o Pico R até 50% da curva do sinal pletismográfico do ciclo cardíaco correspondente. Desta forma, é de esperar que a diferença de PTT para cada batimento aumente num momento apneico. Em diversos estudos científicos sobre o tema, encontram-se sistemas de classificação para o diagnóstico de SAOS baseados no PTT e sobretudo na diferença de PTT para cada batimento cardíaco (ver secção 3.1.).

Desta forma, a primeira feature do nosso sistema de classificação será a diferença do valor de PTT entre dois Picos R consecutivos – *dPTT*, que pode ser determinada da seguinte forma:

$$dPTT_i = PTT_i - PTT_{i-1} \quad (\text{Eq.7})$$

Onde:

dPTT_i – Valor da diferença de PTT entre os batimentos *RR_i* e *RR_{i-1}*;

PTT_i – Valor do PTT para o batimento *RR_i*;

PTT_{i-1} – Valor do PTT para o batimento *RR_{i-1}*.

O gráfico 11 mostra o comportamento de $dPTT$ em épocas normais ($APNEA=0$) e em épocas apneicas ($APNEA=1$):

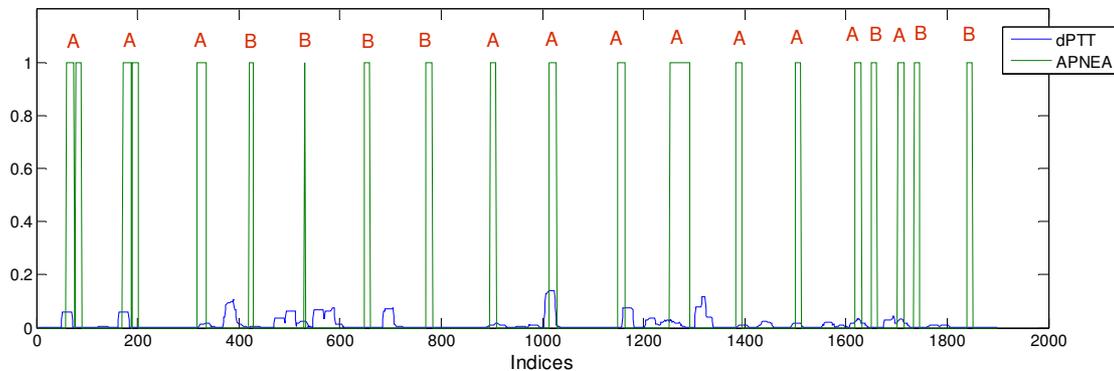


Gráfico 11 – Comportamento de $dPTT$ entre dois picos R consecutivos durante épocas normais e épocas apneicas.

No gráfico 11 verifica-se que, nas apneias assinaladas com um (A), a diferença de PTT aumenta no momento apneico. Nas apneias assinaladas por (B), não se verifica um aumento da diferença de PTT no momento apneico, mas sim um pouco antes, parecendo que a apneia está deslocada da variação da diferença de PTT. Este facto pode ser explicado através da forma como foram identificadas as épocas apneicas. É de lembrar que os momentos apneicos foram identificados através de anotações feitas no decorrer da polissonografia pelas técnicas do laboratório de sono. Ora, a identificação de momentos apneicos pelas técnicas é feita olhando no geral todos os sinais da PSG, não sendo a precisão na identificação do início e fim da apneia totalmente precisa. Assim, pode ser explicada a deslocação de algumas apneias em relação ao aumento da variação da diferença de PTT entre picos R. O que é certo é que essa variação acontece um pouco antes do momento definido como apneico.

Conclui-se que a diferença de PTT entre Picos R consecutivos - $dPTT$ - é capaz de ser uma *features* representativa para a classificação de eventos apneicos.

3.3.1.2. FEATURES 2 – RELAÇÃO ENTRE (DISTÂNCIA PICO R MÁXIMO PLET) / (DISTÂNCIA PICO R MÍNIMO PLET)

Da observação do comportamento do ECG e do PTT, verificou-se que era interessante estudar a relação entre a (distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET) durante épocas normais e épocas apneicas. Assim, esta *features* foi determinada da seguinte forma:

$$Relação_i = \frac{(Distância\ de\ RR_i\ até\ Máx_i)}{(Distância\ de\ RR_i\ até\ Mín_i)} \quad (Eq. 8)$$

Onde:

$Relação_i$ – Relação obtida para cada batimento RR_i ;

RR_i – Pico R_i ou batimento RR_i ;

$Máx_i$ – Máximo do sinal PLET correspondente ao batimento RR_i ;

$Mín_i$ – Mínimo do sinal PLET correspondente ao batimento RR_i ;

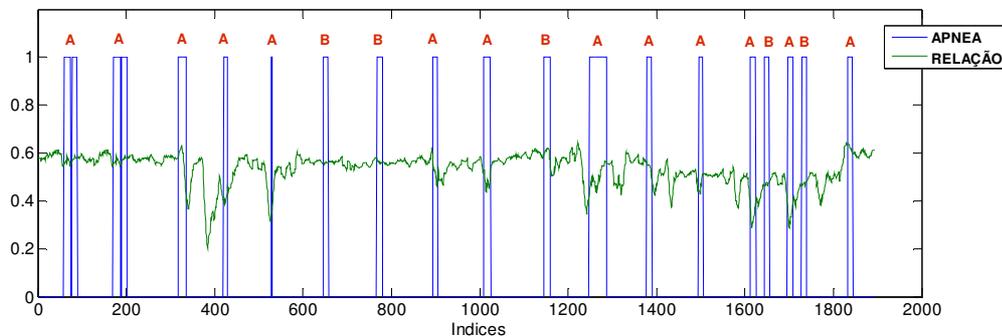


Gráfico 12 – Comportamento da variável *Relação* durante épocas normais e épocas apneicas.

No gráfico 12 verifica-se que a *Relação* - (distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET) – diminui em eventos apneicos. Como nos gráficos anteriores, (A) representa as apneias onde se verifica essa variação, e (B) os eventos apneicos onde a variação se dá um pouco antes.

Conclui-se que a *Relação* - (distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET) - é capaz de ser uma *features* representativa para a classificação de eventos apneicos.

3.3.1.3. FEATURES 3 – DAMP

Nos gráficos 5 e 7 verifica-se uma diminuição da amplitude do sinal PLET na ocorrência de eventos apneicos. Por este motivo, em grande parte dos estudos literários da área, verifica-se que as *features* extraídas a partir do sinal fotopletismográfico estão relacionadas com as amplitudes de oscilações. No nosso estudo, a *feature* escolhida relativamente à amplitude do PLET foi a distância entre o mínimo e o seu máximo consecutivo, correspondente ao mesmo pico R – *dAMP*, que é determinada do seguinte modo:

$$dAMP_i = Máx_i - Mín_i \quad (\text{Eq.9})$$

Onde:

$dAMP_i$ – Valor da diferença entre $Mín_i$ e $Máx_i$ do PLET para o mesmo batimento RR_i ;

$Máx_i$ – Máximo da curva do PLET correspondente ao batimento RR_i ;

$Mín_i$ – Mínimo da curva do PLET correspondente ao batimento RR_i .

Através da visualização do gráfico 13 é possível verificar uma relação entre a variável *dAMP* e os eventos apneicos:

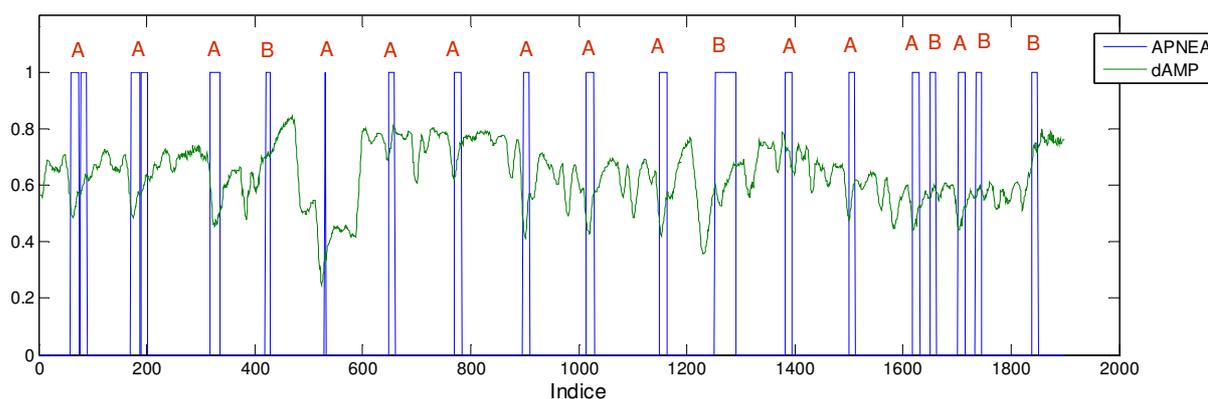


Gráfico 13 – Comportamento de *dAMP* durante épocas normais e épocas apneicas.

No gráfico 13 verifica-se que, nas apneias assinaladas com um (A), a diferença entre o máximo e o mínimo do sinal PLET diminui no momento apneico. Nas apneias assinaladas por (B), não se verifica a diminuição no momento apneico, mas sim um pouco antes, como acontecia com a dPTT (ver gráfico 11). Neste caso, também parece que a apneia está deslocada do momento onde se dá a diminuição da diferença entre o máximo e o mínimo do PLET. Este facto vem reforçar a ideia de poder ser causado devido ao reconhecimento visual das técnicas do laboratório de sono.

Conclui-se que a diferença entre o máximo e o mínimo correspondente ao mesmo Pico R – dAMP - pode ser uma *features* representativa para a classificação de eventos apneicos.

3.3.1.4. FEATURES 4 – DCAN

Nos gráficos 6 e 7 verifica-se que, num evento apneico, o sinal da cânula nasal torna-se mais constante, ou seja, a oscilação da amplitude do sinal diminui nesse intervalo de tempo, podendo-se afirmar que ocorre uma diminuição da energia do sinal durante o evento apneico. Desta forma, a energia do sinal da cânula nasal será a terceira *features* em estudo e pode ser determinada da seguinte forma:

$$Energia_i = (MáxCAN_i - MínCAN_i)^2 \quad (Eq.10)$$

Onde:

$Energia_i$ – Valor da energia do sinal CAN para cada batimento RR_i ;

$MáxCAN_i$ – Máximo da curva do sinal CAN correspondente ao batimento RR_i ;

$MínCAN_i$ – Mínimo da curva do sinal CAN correspondente ao batimento RR_i .

Uma vez determinada a energia do sinal da cânula durante a polissonografia, obtém-se a seguinte representação gráfica, quando comparada com o vector APNEA:

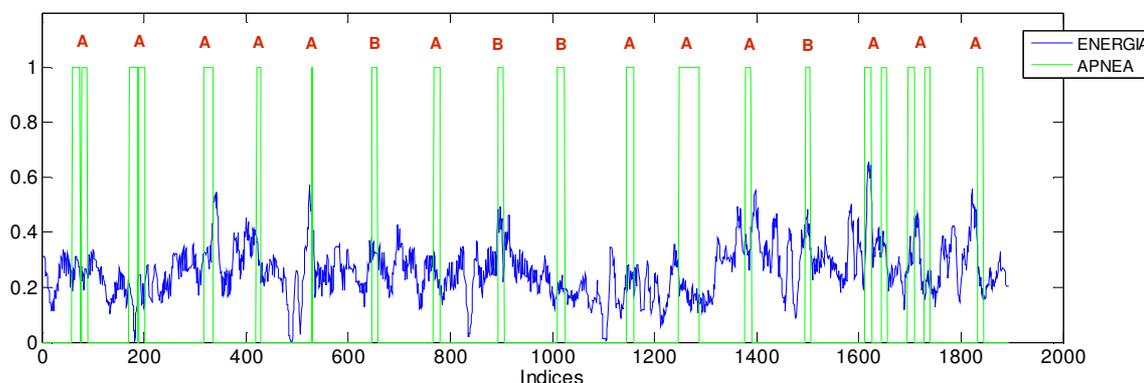


Gráfico 14 – Comportamento de dCAN durante épocas normais e épocas apneicas.

No gráfico 14 verifica-se nas apneias assinaladas com um (A) que há uma diminuição da energia do sinal CAN. Nas apneias assinaladas por (B), não se verifica a diminuição no momento apneico, mas sim um pouco antes, como acontecia com a dPTT e a dAMP (ver gráfico 11 e 12). Neste caso, também se verifica uma diminuição da energia nas apneias assinaladas por (B) um pouco antes da ocorrência da apneia, coincidindo com os momentos assinalados anteriormente nas análises do dPTT e dAMP. Assim, a ideia de “apneia deslocada” devido o reconhecimento visual das técnicas do laboratório de sono é reforçada.

Conclui-se que a energia do sinal da cânula nasal – *Energia* - pode ser uma *features* representativa para a classificação de eventos apneicos.

Resumindo, neste estudo vão ser consideradas como *features* capazes de melhor representarem a variação dos sinais considerados em momentos apneicos a:

- Diferença de PTT entre Picos R ou batimentos consecutivos – dPTT;
- Diferença entre o máximo e o mínimo do PLET que correspondem ao mesmo batimento cardíaco – dAMP;
- Variação da energia do sinal da cânula nasal para cada batimento – *ENERGIA*;
- Relação entre a (distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET) – *RELAÇÃO*.

3.3.1. SELECÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS – FEATURES

O grupo de *features* a ser utilizado no sistema de classificação tem influência sobre a sua prestação. A existência de *features* redundantes ou irrelevantes pode opor-se ao bom funcionamento do classificador. Dizem-se *features* redundantes quando duas ou mais *features* estão correlacionadas entre si, fornecendo a mesma informação. As *features* irrelevantes são aquelas cuja contribuição para a discriminação das situações em estudo não é significativa. O desempenho do classificador pode frequentemente ser melhorado procurando um subgrupo de *features* dadas que mostre uma melhor representação das diferenças entre situações, no nosso caso diferenças entre situações normais e situações de apneia.

Pelo referido, uma vez extraídas as *features*, é necessário fazer uma análise de correlação entre o valor das *features* e a saída da classificação que se pretende efectuar (neste caso, com o vector APNEA constituído por uns representativos de ocorrência de eventos apneicos, e zeros em caso de uma situação normal), supondo no entanto, que não existe correlação das *features* escolhidas entre si.

Uma vez extraídas as *features* dos sinais considerados, constrói-se a matriz XX , constituída pelos valores obtidos, para cada batimento cardíaco, das quatro *features* extraídas, e pelo vector APNEA, pois é necessário relacionar o valor de cada *features* com um momento apneico ou normal. Assim, XX apresenta a forma $XX = [dPTT \ dAMP \ Energia \ Relação]$.

Para estudar a correlação das *features* de XX com o vector APNEA, é necessário dividir a totalidade dos dados em janelas. Assim, consideram-se janelas de 15 batimentos cardíacos. Classifica-se cada janela em apneica ou normal. Para esse fim, considera-se uma janela apneica aquela que apresenta no mínimo 60% de batimentos correspondentes a eventos apneicos, isto é, batimentos onde $APNEA = 1$. Os batimentos onde $APNEA = 0$ são considerados normais. Assim, as janelas com menos de 60% de apneia são consideradas normais.

Para cada janela faz-se a média das quatro *features* para os 15 batimentos correspondentes. Deste modo, para cada janela obtém-se uma matriz $XX_i = [dPTT \ dAMP \ Energia \ Relação]$, onde i representa o número da janela.

Da mesma forma, constrói-se um vector YY_i que classifica cada uma das janelas anteriores, no que diz respeito a serem normais ou apneícas. Por exemplo, se estamos a analisar a janela de índice 15 ($i = 15$), temos $YY_{15} = 0$; logo, a janela 15 é uma janela normal. Para a janela 16, temos $i = 16$ e $YY_{16} = 1$; então, a janela de índice 16 é uma janela apneíca.

A correlação é uma medida que estuda a relação entre duas variáveis. Neste caso, a relação entre cada uma das features de XX e a classificação YY , mais propriamente dito, quantifica a força da relação entre as variáveis. À representação gráfica das duas variáveis XX e YY dá-se o nome de diagrama de dispersão. O coeficiente de correlação linear é uma medida que avalia o quanto a “nuvem de pontos” no diagrama de dispersão se aproxima de uma recta. Assim, o coeficiente de correlação linear é dado por:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (XX_i - \overline{XX})(YY_i - \overline{YY})}{(n-1)S_{xx}S_{yy}} \quad (\text{Eq. 11})$$

Onde S_{xx} e S_{yy} são os desvios padrões de XX e YY respectivamente.

O coeficiente de correlação encontra-se no intervalo $[-1,1]$ e classifica-se da seguinte forma:

- $r = 1$, a correlação linear é positiva e perfeita;
- $r = -1$, a correlação linear é negativa e perfeita;
- $r = 0$, a correlação linear é inexistente.

Desta forma, são determinados os coeficientes de correlação de cada uma das *features* através da função *corrcoef* (XX_n, YY) do *Matlab*, onde n corresponde ao número da *features* ($n = 1, 2, 3, 4$).

Os valores de índices de correlação obtidos para cada *features* estão representados na tabela abaixo apresentada:

FEATURES	DESCRIÇÃO	ÍNDICE DE CORRELAÇÃO (r)
dPTT	Diferença de PTT entre dois Picos R	0,30
dAMP	Diferença entre o máximo e o mínimo do PLET para o mesmo Pico R	-0,24
ENERGIA	Variação da energia do sinal da cânula para cada Pico R	-0,55
RELAÇÃO	(distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET)	-0,30

Tabela 3- Correlação das *Features* com a existência de eventos apneicos nas várias PSGs.

Através dos índices de correlação obtidos, verifica-se que a relação existente com cada uma das *features* extraídas não é muito elevada, o que era de esperar, pois se existisse uma correlação elevada próxima de um, o problema em estudo estava resolvido e tornava-se fácil implementar um classificador de apoio ao diagnóstico de SAOS.

É de lembrar que este estudo é a continuação de um estudo feito anteriormente, no qual só eram utilizados o ECG, PLET e PTT, e onde a média dos índices de correlação das *features* extraídas era de 0,2 [Bibliografia da tese da Sofia]. Ora, neste estudo, todas correlações obtidas mostram uma correlação superior a 0,2. A *features* –*ENERGIA* , destaca-se das outras, atingindo uma correlação de 0,55.

Deste modo, decidiu-se seguir em frente com a implementação destas *features* em redes neuronais para classificarem eventos apneicos.

3.3.3. IMPLEMENTAÇÃO DE REDES NEURONAIS

Inspiradas no modelo biológico do córtex cerebral, as redes neuronais são constituídas por unidades de processamento, os neurónios, e à semelhança das sinapses, ligações que transportam informação entre unidades adjacentes.

No córtex, utilizando sinais eléctricos e químicos, a informação proveniente do sistema sensorial, ou de outros neurónios, é transportada até ao neurónio pelas ligações sinápticas. Estas ligações, através de um processo de amplificação diferenciado, estabelecem um grau de importância à informação que transportam.

Sempre que os sinais nervosos ultrapassam um determinado potencial, o neurónio é activado, e dá-se a propagação do sinal na rede de neurónios, resultando no fim do processo uma resposta do organismo ao estímulo recebido.

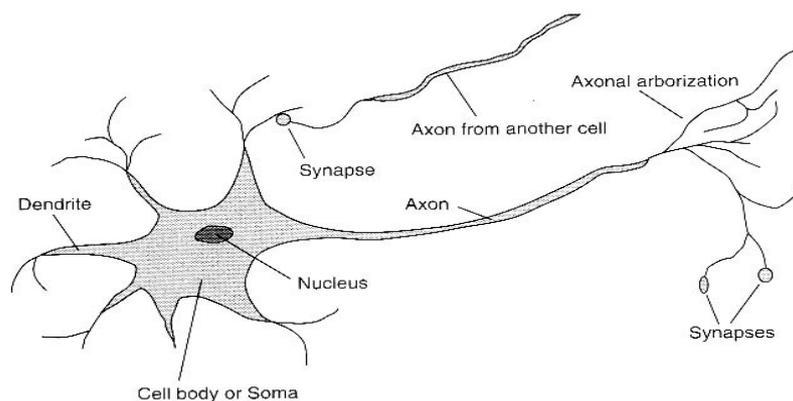


Figura 12 - Composição de um neurónio (Adaptado de <http://www.icmc.usp.br/~andre/research/neural/index.htm>).

3.3.3.1. NEURÓNIO ARTIFICIAL

Apresentado em 1943, o primeiro modelo matemático capaz de representar um evento no sistemas nervoso é introduzido por McCULLOCH e PITTS (1943).

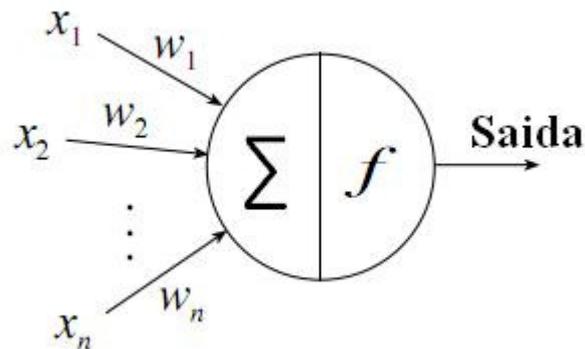


Figura 13 - Neurónios de McCULLOCH e PITTS (Adaptado de <http://dedanu.files.wordpress.com/2009/03/neuronio.jpg>).

Assim, redes neurais procuram simular o funcionamento do cérebro definindo uma rede de operadores (neurónios). Cada operador calcula um nível de activação em função das activações que ele recebe.

Designada por TLU (Treshold Logic Unit), esta estrutura, devidamente parametrizada, foi apresentada como capaz de realizar qualquer operação ou função lógica.

O neurónio definido por McCULLOCH e PITTS, ilustrado na figura 2, é constituído por n entradas x_i $i = 1, \dots, n$ e uma só saída a , estando associado a cada uma das entradas um peso w_i $i = 1, \dots, n$. A soma ponderada das entradas α , designada por activação do neurónio, depois de transformada por uma função não linear f , permite obter a sua saída a definida pela seguinte equação:

$$\alpha = \sum \omega_i \times x_i + \theta \quad (\text{Eq. 12})$$

$$a = f(\alpha) \quad (\text{Eq. 13})$$

O parâmetro θ , conhecido por termo de polarização (bias) permite obter uma saída não nula quando todas as entradas x_i são nulas.

O neurónio artificial típico, tal como descrito, pretende simular as características essenciais dos neurónios biológicos. Tal como nos neurónios biológicos, os neurónios artificiais são simples unidades de processamento que recebem entradas de outros neurónios, mas que produzem apenas uma saída. A saída do neurónio pode ser propagada para outros neurónios. À semelhança do sistema nervoso, a eficiência da ligação entre os vários neurónios, confere a capacidade de aprender e armazenar informação. Desta forma, nos neurónios artificiais, o peso de ligação é um elemento essencial.

As ligações dos neurónios podem ser do tipo excitatório ou inibitório, consoante os valores dos pesos de ligação forem positivos ou negativos, respectivamente.

No neurónio artificial distinguem-se dois regimes: o regime de treino ou aprendizagem e o regime de operação ou validação. No regime de treino, o neurónio pode ser preparado para responder (ou não) a determinados estímulos, isto é, a determinados padrões de entrada. A aprendizagem consiste na determinação dos valores dos pesos - ω_i , e ocorre com o treino da rede com resultados conhecidos. No regime de validação, quando é detectada uma entrada correspondente ao que o neurónio aprendeu, este responde com o estímulo para o qual foi ensinado.

A maioria dos modelos de neurónios efectua a soma dos sinais de entrada basicamente da mesma maneira. No entanto, a forma como estes produzem uma saída a partir das suas entradas é, geralmente, diferente. Os neurónios artificiais podem utilizar vários tipos de funções de activação, também designadas por funções de transferência, para avaliar a activação. Dependendo da aplicação, é importante escolher a função de activação que mais se adapte à gama de valores de trabalho.

Regra geral, é desejável que esta função tenha um comportamento de filtro, à semelhança do que sucede com os neurónios biológicos, isto é, quando o estímulo total exceder um determinado patamar, é produzido um determinado valor de saída, enquanto que outro valor é gerado para níveis de entrada abaixo desse patamar. A figura 14 apresenta algumas das funções de activação mais utilizadas:

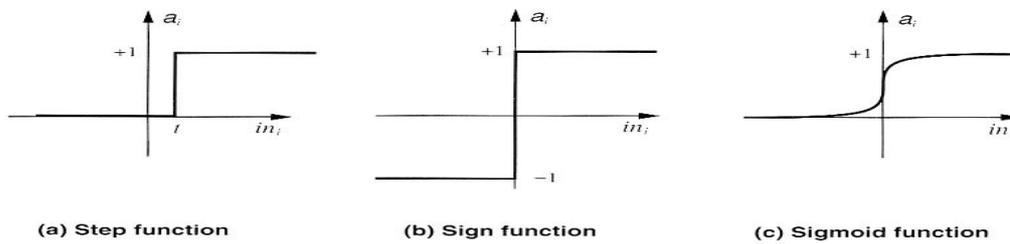


Figura 14 - Exemplos de Funções de Ativação de uma Rede Neuronal (Adaptado de <http://www.lsi.usp.br>).

As redes neuronais são bastante flexíveis no que se refere à escolha dos parâmetros que, juntamente com os dados de entrada, irão contribuir para a modelação de um problema particular.

3.3.3.2. PARÂMETROS DE ENTRADA DA REDE NEURONAL

Através dos valores de correlação obtidos (ver tabela 3), decidiu-se implementar, inicialmente, três redes que apenas diferem nas suas entradas. Primeiro, decidiu-se implementar uma rede com as *features* extraídas de menos índice de correlação, que por sua vez coincidem com as utilizadas no estudo anterior, e assim, comparar os resultados obtidos na implementação desta rede com os resultados obtidos em 2006. Assim, a REDE 1 terá como dados de entrada $XX_{R1} = [dPTT \ dAMP]$. De seguida, acrescenta-se a outra rede o parâmetro de entrada de índice de correlação mais elevada para verificar se, deste modo, melhora a classificação. A REDE 2 apresenta então como dados de entrada $XX_{R2} = [dPTT \ dAMP \ Energia]$. Os índices de correlação das *features* *dPTT* e *Relação*, são iguais. Assim implementa-se uma última rede onde os dados de entrada *dPTT* são substituídos por pelos dados obtidos da *Relação*. A REDE 3 tem como dados de entrada $XX_{R3} = [Relação \ dAMP \ Energia]$.

Em conformidade, neste estudo implementaram-se três redes neuronais com diferentes dados de entrada, esquematizados na seguinte tabela:

	ENTRADAS
REDE 1	$XX_{R1} = [dPTT \ dAMP]$
REDE 2	$XX_{R2} = [dPTT \ dAMP \ Energia]$
REDE 3	$XX_{R3} = [Relação \ dAMP \ Energia]$

Tabela 4 – Dados de Entrada das REDES implementadas neste estudo.

3.3.3.3. ARQUITECTURA DA REDE NEURONAL

As aplicações das redes neuronais estão relacionadas com a sua arquitectura (propriedade dos neurónios e ligação), com o processo de aprendizagem e com o seu comportamento dinâmico. A arquitectura de uma rede neuronal reporta-se ao número de camadas em que se dispõem os neurónios, ao número em cada camada e ao tipo de funções de activação dos neurónios. Consoante as funções a desempenhar pela rede opta-se por uma ou outra arquitectura.

As redes neuronais aqui implementadas são denominadas por redes “*feed-forward*”. Estas são constituídas por unidades de entrada (*input layer*), de saída (*output layer*) e por unidades escondidas organizadas em camadas (*hidden layer*), isto é camadas escondidas. As unidades de entrada recebem o sinal e as unidades de saída fornecem o resultado de activação. As unidades escondidas ou intermédias são unidades que participam na determinação do estado da rede.

Para cada uma das redes, experimentaram-se diferentes arquitecturas com duas ou três camadas internas de neurónios, onde também se variou o número de neurónios. Assim, para cada uma das redes implementaram-se arquitecturas com as seguintes camadas intermédias: [36 20 8], [20 8 3], [30 12] e [20 8]. Para todas as redes escolheu-se, como função de activação das camadas intermédias, a função tangente hiperbólica. A camada de saída possui apenas um neurónio cuja função de activação é linear. A entrada não tem função de activação, pois a

primeira unidade escondida que recebe os valores das entradas calcula o seu somatório e passa-o por uma função de activação.

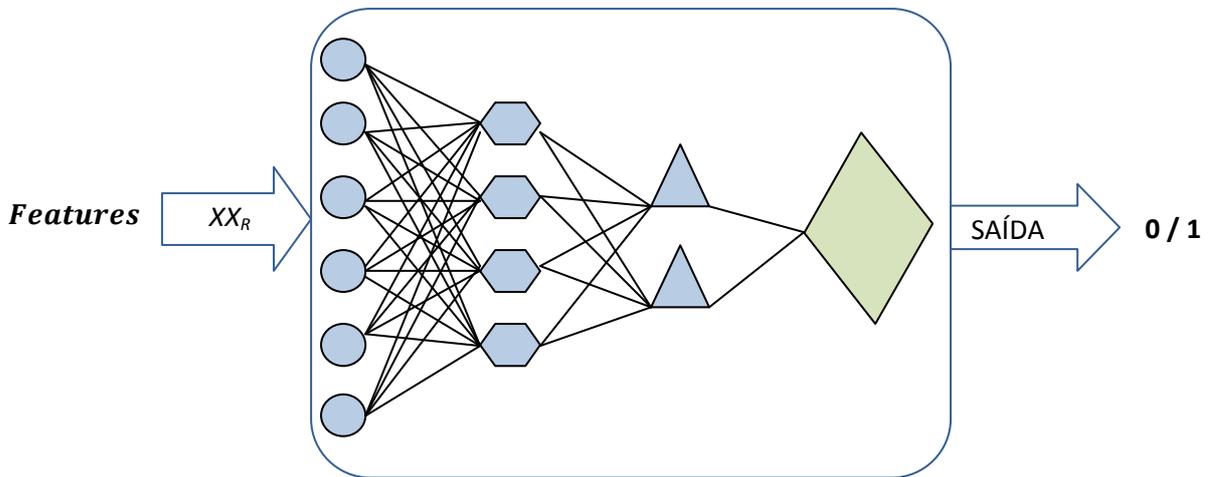
Na Tabela 5 encontra-se resumido a arquitectura, número de neurónios e parâmetros de entrada que se utilizaram para cada rede neuronal implementada:

	REDE 1	REDE 2	REDE 3
Descrição dos DADOS de ENTRADA	$XX = [dPTT, dAMP]$	$XX = [dPTT, dAMP, ENERGIA]$	$XX = [Relação, dAMP, ENERGIA]$
Nº de Entradas	2	3	3
Nº de Camadas Intermédia e neurónios que as constituem		[36 20 8] [20 8 3]	[30 12] [20 8]
Camada de Saída		1	

Tabela 5 - Arquitectura, Parâmetros de Entrada e Número de Neurónios implementados para cada Rede Neuronal.

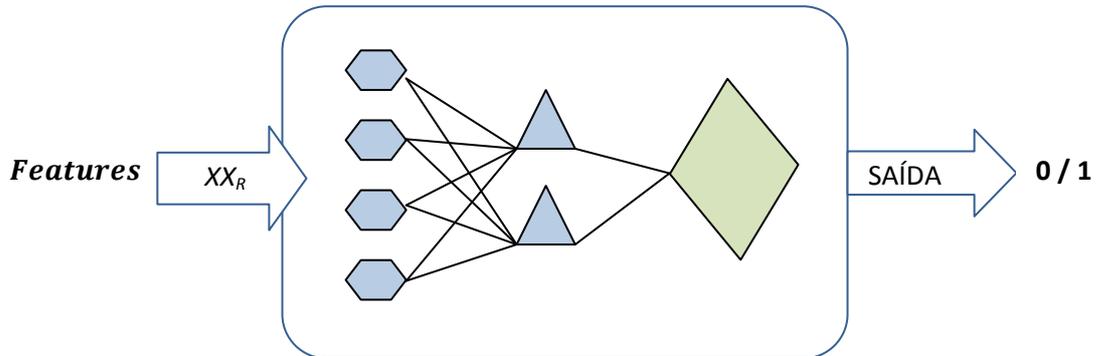
Os seguintes esquemas abaixo representam cada uma das arquitecturas implementadas:

- [36 20 8] e [20 8 3]:



Esquema 1 - Arquitectura de uma rede neuronal com três camadas escondidas (azul) e uma de saída (verde).

[30 12] e [20 8]



Esquema 2 - Arquitetura de uma rede neuronal com duas camadas escondidas (azul) e uma de saída (verde).

As figuras 15 e 16, obtidas na implementação das redes no *MATLAB*, representam as arquiteturas das redes aqui implementadas:

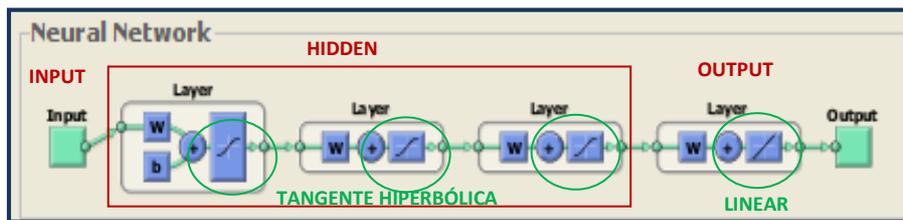


Figura 15 - Arquitetura de uma rede neuronal com 3 camadas intermédias de neurónios, isto é, com a camada dos dados de entrada, três camadas intermédias e uma camada de saída. Por exemplo, funcionamento da rede [36 20 8 1] e [20 8 3 1].

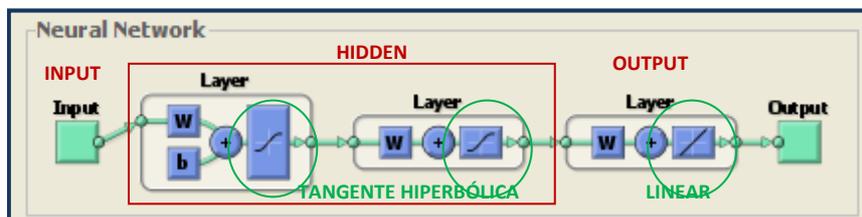


Figura 16 - Arquitetura de uma rede neuronal com 2 camadas intermédias de neurónios, isto é, com a camada dos dados de entrada, duas camadas intermédias e uma camada de saída. Por exemplo, funcionamento da rede [36 12 1] e [20 8 1].

3.3.3.4. APRENDIZAGEM DA REDE NEURONAL

A aprendizagem é um mapeamento dos dados e pode ser realizada sob supervisão ou sem supervisão. No primeiro caso são conhecidas as saídas para um conjunto de dados de entrada; no segundo caso, as saídas não são conhecidas. O processo de aprendizagem de uma rede neuronal permite determinar o valor associado aos neurónios e às ligações entre neurónios que melhor contribuem para a adaptação da rede neuronal a uma função particular. É o valor destes parâmetros que permite às redes neuronais serem utilizadas, quer em situações para as quais foram treinadas, quer em novas situações.

As redes neuronais aprendem da experiência passada e utilizam esse conhecimento em situações futuras. No entanto, não é possível explicar o modo como a rede assimilou o processo de aprendizagem pelo que o modelo das redes neuronais é referido como uma “caixa negra”.

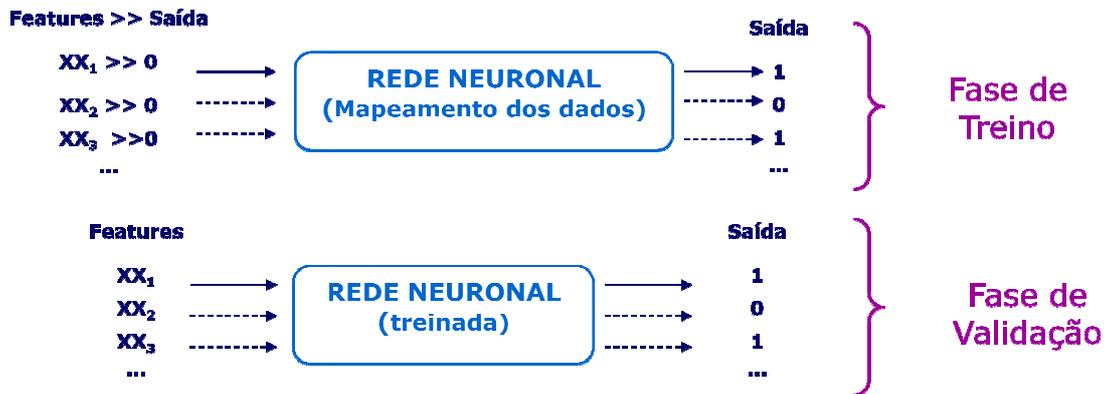
No desenvolvimento de um classificador é importante ser capaz de avaliar e prever o seu desempenho em dados não usados no processo de aprendizagem. Deste modo, a implementação da rede neuronal requer a divisão dos dados disponíveis em dois grupos independentes, o de treino e o de validação, isto para se ter uma ideia de como a rede se vai portar “no mundo real” em que os casos podem ser conhecidos (treino), mas também desconhecidos (validação). É fácil a rede acertar 100% dos casos que ela conhece (treino). O problema surge quando se lhe dá um exemplo de dados diferentes (validação). A validação permite ter uma ideia de como a rede se irá comportar perante dados desconhecidos.

Na fase de treino são apresentadas à rede neuronal várias combinações de valores de um conjunto de *features* e as respectivas saídas, com as quais a rede neuronal fará um mapeamento e atribuirá valores às ligações entre neurónios.

Na fase de validação são apenas apresentados novos conjuntos de valores das mesmas *features* e a saída é dada pela rede neuronal em função do conhecimento adquirido na fase de treino. Esta fase serve para testar o desempenho da rede neuronal perante novas situações e assim verificar se o grupo de *features* utilizado é ou não adequado à discriminação entre períodos de apneia e períodos normais.

Para cada PSG, escolheu-se aleatoriamente 60% dos dados para a fase de treino, ficando os restantes 40% para a fase de validação. Esta divisão foi feita para cada PSG individualmente, não tendo sido considerados os dados como um todo, uma vez que a idade, peso e

características de cada paciente, podem afectar os parâmetros dos sinais considerados. Este poderá, e deverá, ser um assunto de estudo futuro.



Esquema 3 – Aprendizagem de uma Rede Neuronal – Fase de treino e Fase de Validação.

3.4. CONCLUSÃO

O sistema de classificação desenvolvido tem em conta anotações feitas por técnicas para obtenção dos períodos de sinais a analisar. São utilizados o ECG, o sinal fotopletismográfico, o PTT e a cânula nasal, a partir dos quais são extraídas as *features* a integrarem num classificador. O classificador é implementado com base em redes neuronais e tem como função reconhecer e identificar épocas de apneia e épocas normais através de conjuntos de *features* que lhe são dados como entrada.

CAPÍTULO IV – ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1. DADOS UTILIZADOS

As polissonografias utilizadas neste trabalho fazem parte da Base de Dados do Laboratório de Sono do Hospital Pediátrico de Coimbra. As polissonografias foram obtidas com o equipamento *Alice Sleepware*, versão 2.3 (*Respironics*) e contêm anotações feitas pelas técnicas do sono, relativas a eventos respiratórios e outros que ocorrem durante a noite.

As polissonografias analisadas foram seleccionadas pelas técnicas como representativas do problema clínico, pertencentes a quatro crianças diagnosticadas com SAOS, porém de diferentes graus de severidade.

O número de épocas apneicas de cada polissonografia e o grau de severidade encontram-se registados na tabela abaixo apresentada:

PSG	Nº APNEIAS	GRAU de SEVERIDADE
191	17	LIGEIRA
195	193	GRAVE
205	48	MÉDIA
211	67	GRAVE

Tabela 6 - Número de apneias em cada PSG e respectivo grau de severidade.

4.2. AVALIAÇÃO DO SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO

Os resultados de um classificador devem ser traduzidos para quantidades interpretáveis que permitam não só a avaliação do seu desempenho, mas também a sua comparação com outros sistemas já desenvolvidos

A Sensibilidade – SE (abreviatura da língua Inglesa *Sensitivity*), e a Especificidade – SP (abreviatura da língua Inglesa *Specificity*), são medidas estatísticas utilizadas na quantificação da prestação de um sistema de classificação e serão aqui aplicadas para avaliação das redes neuronais. Estas medidas são dadas pelas seguintes fórmulas:

SENSIBILIDADE (SE)

$$SE = \frac{VP}{VP+FN} \quad (\text{Eq. 12})$$

VP – verdadeiros positivos, ou seja, épocas de apneia correctamente identificadas.

FN – falsos negativos, ou seja, épocas apneicas classificadas como épocas normais.

ESPECIFICIDADE (SP)

$$SP = \frac{VN}{VN+FP} \quad (\text{Eq. 13})$$

VN – verdadeiros negativos, ou seja, épocas normais correctamente identificadas.

FP – falsos positivos, ou seja, épocas normais classificadas como épocas apneicas.

A sensibilidade indica o quanto um resultado positivo por parte do sistema de classificação identifica correctamente a condição clínica em estudo, neste caso eventos de apneia obstrutiva. É definida como a fracção das épocas de apneia que foram correctamente identificadas pelo classificador.

A especificidade mede o quanto um resultado negativo por parte do sistema de classificação detecta correctamente épocas sem apneias. É definida como a fracção das épocas normais identificadas como tal.

Treinou-se cada uma das arquitecturas 10 vezes. Para cada arquitectura determinou-se a sensibilidade média de treino – SEt, especificidade média de treino – SPt, a sensibilidade média de validação – SEv e a especificidade média de treino – SPt. Os resultados obtidos para cada PSG encontram-se nas seguintes tabelas:

PSG = 191		REDE 1							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,6667	1,0000	0,5000	0,8571	0,6667	1,0000	0,5000	0,7429	
2	0,4444	0,9873	0,7500	0,8571	0,6667	1,0000	0,7500	0,6857	
3	0,6667	1,0000	0,5700	0,7429	0,7778	1,0000	0,5000	0,7714	
4	0,6667	1,0000	0,7500	0,8857	0,6667	1,0000	0,7500	0,7500	
5	0,6667	1,0000	0,7500	0,8000	0,6667	1,0000	0,7500	0,8286	
6	0,6667	1,0000	0,7500	0,9143	0,6667	1,0000	0,5000	0,7714	
7	0,6667	1,0000	0,5700	0,8857	0,7778	1,0000	0,7500	0,8857	
8	0,6667	1,0000	0,7500	0,8000	0,7778	1,0000	0,7500	0,8571	
9	0,5556	1,0000	0,5700	0,7429	0,7778	1,0000	0,5000	0,8000	
10	0,6667	1,0000	0,5000	0,8286	0,5556	0,9873	0,5000	0,8286	
Média	0,6334	0,9987	0,6460	0,8314	0,7000	0,9987	0,6250	0,7921	
MÉDIA (%)	63	100	65	83	70	100	63	79	

Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,5556	0,9873	0,7500	0,8	0,6667	0,9873	0,7500	0,5714	
2	0,5556	1,0000	0,5000	0,8857	0,5556	1,0000	0,7500	0,7143	
3	0,5556	1,0000	0,7500	0,7714	0,6667	1,0000	0,5000	0,5714	
4	0,6667	1,0000	0,5000	0,8571	0,5556	1,0000	0,7500	0,7429	
5	0,6667	1,0000	0,5000	0,6857	0,6667	1,0000	0,5000	0,6286	
6	0,6667	1,0000	0,7500	0,8286	0,6667	1,0000	0,7500	0,7714	
7	0,5556	1,0000	0,5000	0,7143	0,6667	0,9873	0,2500	0,7714	
8	0,6667	1,0000	0,7500	0,6857	0,5556	1,0000	0,7500	0,6286	
9	0,5556	1,0000	0,5000	0,8000	0,6667	1,0000	0,5000	0,8571	
10	0,6667	1,0000	0,7500	0,7143	0,5556	1,0000	0,7500	0,8000	
MÉDIA	0,6112	0,9987	0,6250	0,7743	0,6223	0,9975	0,6250	0,7057	
MÉDIA (%)	61	100	63	77	62	100	63	71	

Tabela 7 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 1 com parâmetros de entrada $XX = [dPTT dAMP]$, neste caso para a PSG 191.

PSG = 191		REDE 2							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,6667	0,9167	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	
2	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	1,0000	1,0000	1,0000	0,8056	
3	1,0000	1,0000	1,0000	0,7222	1,0000	1,0000	1,0000	0,7778	
4	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	
5	1,0000	1,0000	1,0000	0,7222	1,0000	1,0000	1,0000	0,9444	
6	1,0000	1,0000	0,6667	0,8056	1,0000	1,0000	0,6667	0,7500	
7	1,0000	1,0000	1,0000	0,7500	1,0000	1,0000	0,6667	0,9444	
8	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	1,0000	1,0000	1,0000	0,7778	
9	1,0000	1,0000	1,0000	0,8333	1,0000	1,0000	1,0000	0,7778	
10	1,0000	1,0000	1,0000	0,8056	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	
Média	1,0000	1,0000	0,8334	0,8222	1,0000	1,0000	0,8334	0,8445	
MÉDIA (%)	100	100	83	82	100	100	83	84	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	1,0000	1,0000	1,0000	0,8333	
2	1,0000	1,0000	0,6667	0,8611	1,0000	1,0000	1,0000	0,7778	
3	1,0000	1,0000	1,0000	0,7500	1,0000	1,0000	1,0000	0,7500	
4	1,0000	1,0000	0,6667	0,8333	1,0000	1,0000	1,0000	0,7500	
5	1,0000	1,0000	1,0000	0,7500	1,0000	1,0000	1,0000	0,7500	
6	1,0000	1,0000	1,0000	0,7778	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	
7	1,0000	1,0000	0,6667	0,8333	1,0000	1,0000	0,6667	0,8056	
8	1,0000	1,0000	0,6667	0,8611	1,0000	1,0000	1,0000	0,8889	
9	1,0000	1,0000	1,0000	0,6944	1,0000	1,0000	1,0000	0,8333	
10	1,0000	1,0000	1,0000	0,8333	1,0000	1,0000	0,6667	0,8889	
MÉDIA	1,0000	1,0000	0,8334	0,8083	1,0000	1,0000	0,9000	0,8167	
MÉDIA (%)	100	100	83	81	100	100	90	82	

Tabela 8 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 2 com parâmetros de entrada $XX = [dPPT \ dAMP \ Energia]$, neste caso para a PSG 191.

PSG = 191		REDE 3							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,6000	0,8158	1,0000	1,0000	0,6000	0,8759	
2	1,0000	1,0000	0,6000	0,8158	1,0000	1,0000	0,4000	0,9023	
3	1,0000	1,0000	0,4000	0,9398	1,0000	1,0000	0,8	0,7256	
4	1,0000	1,0000	0,6000	0,8910	1,0000	1,0000	0,6000	0,8346	
5	1,0000	1,0000	0,6000	0,8722	1,0000	1,0000	0,6000	0,8045	
6	1,0000	1,0000	0,6000	0,8647	1,0000	1,0000	0,6000	0,7556	
7	1,0000	1,0000	0,8000	0,7895	1,0000	1,0000	0,6000	0,8722	
8	1,0000	1,0000	0,4000	0,9286	1,0000	1,0000	0,8000	0,7820	
9	1,0000	1,0000	0,6000	0,7774	1,0000	1,0000	0,6000	0,7932	
10	1,0000	1,0000	0,8000	0,8534	1,0000	1,0000	0,6000	0,8459	
Média	1,0000	1,0000	0,6000	0,8548	1,0000	1,0000	0,6200	0,8192	
MÉDIA (%)	100	100	60	85	100	100	62	82	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,6000	0,8120	1,0000	1,0000	0,8000	0,8534	
2	1,0000	1,0000	0,8000	0,7556	1,0000	1,0000	0,8000	0,7707	
3	1,0000	1,0000	0,8000	0,7820	1,0000	1,0000	0,8000	0,8083	
4	1,0000	1,0000	0,8000	0,8120	1,0000	1,0000	0,4000	0,9398	
5	1,0000	1,0000	0,6000	0,7820	1,0000	1,0000	0,8000	0,8008	
6	1,0000	1,0000	0,8000	0,7030	1,0000	1,0000	0,6000	0,7744	
7	1,0000	1,0000	0,8000	0,7744	1,0000	1,0000	0,8000	0,8045	
8	1,0000	1,0000	0,8000	0,7406	1,0000	1,0000	0,8000	0,6992	
9	1,0000	1,0000	0,6000	0,8534	1,0000	1,0000	0,8000	0,8459	
10	1,0000	1,0000	0,6000	0,9023	1,0000	1,0000	0,8000	0,8271	
MÉDIA	1,0000	1,0000	0,7200	0,7917	1,0000	1,0000	0,7400	0,8124	
MÉDIA (%)	100	100	72	79	100	100	74	81	

Tabela 9 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 3 com parâmetros de entrada $XX = [Relação\ dAMP\ Energia]$, neste caso para a PSG 191.

PSG = 195		REDE 1							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,8235	1,0000	0,3885	0,7929	0,8235	1,0000	0,4756	0,7346	
2	0,8235	1,0000	0,3244	0,7540	0,8235	1,0000	0,5564	0,7476	
3	0,8235	1,0000	0,3692	0,6731	0,8235	1,0000	0,3205	0,6505	
4	0,8235	1,0000	0,3885	0,7346	0,8235	1,0000	0,5692	0,6828	
5	0,8235	1,0000	0,3949	0,6699	0,8235	1,0000	0,4308	0,7120	
6	0,8235	1,0000	0,3500	0,7249	0,8235	1,0000	0,5628	0,7379	
7	0,7647	0,9859	0,3628	0,7864	0,8235	0,9859	0,4308	0,7670	
8	0,8235	1,0000	0,4603	0,8641	0,8235	1,0000	0,5564	0,7346	
9	0,7647	1,0000	0,4474	0,8479	0,8235	1,0000	0,4500	0,7379	
10	0,8235	1,0000	0,3500	0,7087	0,8235	1,0000	0,3141	0,7217	
Média	0,8117	0,9986	0,3836	0,7557	0,8235	0,9986	0,4667	0,7227	
MÉDIA (%)	81	100	38	76	82	100	47	72	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,8235	1,0000	0,3077	0,6861	0,8235	1,0000	0,3756	0,7443	
2	0,7647	0,9859	0,4821	0,6926	0,8235	1,0000	0,3756	0,7087	
3	0,8235	0,9859	0,4885	0,7120	0,8235	1,0000	0,4077	0,6667	
4	0,7647	0,9859	0,2628	0,7702	0,8235	1,0000	0,3885	0,6537	
5	0,8235	1,0000	0,4885	0,6926	0,8235	1,0000	0,3821	0,6926	
6	0,8235	1,0000	0,4885	0,6311	0,8235	1,0000	0,3885	0,6472	
7	0,7647	0,9859	0,3910	0,7443	0,8235	0,9859	0,3436	0,7282	
8	0,7647	0,9859	0,3013	0,6958	0,7647	1,0000	0,3333	0,7152	
9	0,7647	1,0000	0,4949	0,7379	0,8235	1,0000	0,3885	0,7152	
10	0,8235	1,0000	0,4949	0,7249	0,8235	1,0000	0,4756	0,7055	
MÉDIA	0,7941	0,9930	0,4200	0,7088	0,8176	0,9986	0,3859	0,6977	
MÉDIA (%)	79	99	42	71	82	100	39	70	

Tabela 5 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 1 com parâmetros de entrada $XX = [dPTT \ dAMP]$, neste caso para a PSG 195.

PSG = 195		REDE 2							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,5411	0,6312	1,0000	1,0000	0,5342	0,8813	
2	1,0000	0,9863	0,5384	0,7813	1,0000	1,0000	0,6795	0,7719	
3	1,0000	1,0000	0,5904	0,6312	1,0000	1,0000	0,5753	0,6594	
4	1,0000	1,0000	0,6425	0,7375	1,0000	1,0000	0,5205	0,5156	
5	1,0000	1,0000	0,6041	0,8844	1,0000	1,0000	0,5274	0,8813	
6	1,0000	0,8904	0,5616	0,5625	1,0000	1,0000	0,6315	0,5188	
7	1,0000	1,0000	0,5375	0,6312	1,0000	1,0000	0,5822	0,7719	
8	1,0000	0,9863	0,6699	0,6969	1,0000	1,0000	0,6315	0,7125	
9	1,0000	1,0000	0,5151	0,7656	1,0000	1,0000	0,4589	0,5813	
10	1,0000	1,0000	0,4836	0,7250	1,0000	1,0000	0,5137	0,7719	
Média	1,0000	0,9863	0,5684	0,7047	1,0000	1,0000	0,5655	0,7066	
MÉDIA (%)	100	99	57	70	100	100	57	71	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,5205	0,6437	1,0000	1,0000	0,5479	0,6781	
2	1,0000	1,0000	0,6137	0,5687	1,0000	1,0000	0,6096	0,6625	
3	1,0000	1,0000	0,5205	0,7656	1,0000	1,0000	0,5411	0,7656	
4	1,0000	0,9863	0,5205	0,6813	1,0000	1,0000	0,6548	0,6062	
5	1,0000	1,0000	0,6589	0,6813	1,0000	1,0000	0,5548	0,6219	
6	1,0000	1,0000	0,4589	0,7656	1,0000	1,0000	0,6027	0,7656	
7	1,0000	1,0000	0,5616	0,5687	1,0000	0,9863	0,6068	0,5219	
8	1,0000	0,9863	0,5548	0,6813	1,0000	1,0000	0,5685	0,6188	
9	1,0000	1,0000	0,6863	0,7656	1,0000	1,0000	0,5411	0,7656	
10	1,0000	1,0000	0,5890	0,5813	1,0000	1,0000	0,5000	0,5813	
MÉDIA	1,0000	0,9973	0,5685	0,6703	1,0000	0,9986	0,5727	0,6588	
MÉDIA (%)	100	100	57	67	100	100	57	66	

Tabela 6 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 2 com parâmetros de entrada $XX = [dPTT \ dAMP \ Energia]$, neste caso para a PSG 195.

PSG = 195		REDE 3							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,4831	0,8083	1,0000	1,0000	0,5470	0,7830	
2	0,7143	1,0000	0,4259	0,5863	1,0000	1,0000	0,5982	0,6821	
3	1,0000	1,0000	0,6825	0,9162	1,0000	1,0000	0,6108	0,7911	
4	0,8571	1,0000	0,5602	0,6815	1,0000	1,0000	0,5651	0,8083	
5	1,0000	1,0000	0,3645	0,6448	1,0000	1,0000	0,4855	0,5863	
6	1,0000	1,0000	0,5030	0,4531	1,0000	1,0000	0,4343	0,6226	
7	1,0000	1,0000	0,6825	0,8527	1,0000	1,0000	0,4916	0,6135	
8	1,0000	1,0000	0,4410	0,7528	1,0000	1,0000	0,4464	0,8083	
9	1,0000	1,0000	0,5693	0,6744	1,0000	1,0000	0,5277	0,6620	
10	1,0000	1,0000	0,6012	0,7619	1,0000	1,0000	0,5241	0,4864	
Média	0,9571	1,0000	0,5313	0,7132	1,0000	1,0000	0,5231	0,6844	
MÉDIA (%)	96	100	53	71	100	100	52	68	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,4608	0,6834	1,0000	1,0000	0,4548	0,6662	
2	1,0000	1,0000	0,5030	0,7064	1,0000	1,0000	0,4066	0,5883	
3	1,0000	1,0000	0,6054	0,6532	1,0000	1,0000	0,4187	0,5459	
4	1,0000	1,0000	0,6506	0,6654	1,0000	1,0000	0,6440	0,8295	
5	1,0000	1,0000	0,5434	0,7740	1,0000	1,0000	0,5735	0,6297	
6	1,0000	1,0000	0,5886	0,6004	1,0000	1,0000	0,3675	0,5984	
7	1,0000	1,0000	0,4157	0,5237	1,0000	1,0000	0,6054	0,6502	
8	1,0000	1,0000	0,4759	0,6067	1,0000	1,0000	0,6717	0,6069	
9	1,0000	1,0000	0,5006	0,6894	1,0000	1,0000	0,6566	0,6371	
10	1,0000	1,0000	0,6295	0,6846	1,0000	1,0000	0,5524	0,6569	
Média	1,0000	1,0000	0,5374	0,6587	1,0000	1,0000	0,5351	0,6409	
MÉDIA (%)	100	100	54	66	100	100	54	64	

Tabela 7 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 3 com parâmetros de entrada $XX = [Relação\ dAMP\ Energia]$, neste caso para a PSG 195.

PSG = 200		REDE 1							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,5714	0,9667	0,8235	0,5085	0,8571	0,9500	0,8824	0,8051	
2	0,6071	0,9500	0,4706	0,5932	0,6429	0,9333	0,7647	0,7068	
3	0,2857	0,9000	0,4118	0,7288	0,5000	0,8500	0,5882	0,6780	
4	0,6786	0,8833	0,5294	0,8068	0,4643	0,9000	0,4118	0,6949	
5	0,5000	0,9833	0,4118	0,5593	0,6786	0,9000	0,7647	0,8051	
6	0,5714	0,9333	0,7059	0,8729	0,7500	0,9833	0,4706	0,4915	
7	0,6071	0,8333	0,4706	0,6780	0,7143	0,9500	0,5294	0,7797	
8	0,6429	0,9500	0,4706	0,6576	0,6071	0,9333	0,8235	0,7068	
9	0,6071	0,9500	0,5882	0,5593	0,6429	0,9000	0,7059	0,8136	
10	0,5714	0,8333	0,7647	0,8051	0,5357	0,8667	0,2941	0,7797	
Média	0,5643	0,9183	0,5647	0,6770	0,6393	0,9167	0,6235	0,7261	
MÉDIA (%)	56	92	56	68	64	92	62	73	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,7143	0,8500	0,4118	0,7288	0,6071	0,8667	0,4706	0,5254	
2	0,6071	0,9167	0,6471	0,6237	0,6071	0,9667	0,4118	0,5254	
3	0,7143	0,9833	0,6471	0,5576	0,7143	0,9667	0,6471	0,7729	
4	0,5714	0,9000	0,7647	0,8220	0,6071	0,9500	0,5882	0,6780	
5	0,4643	0,8500	0,5882	0,5576	0,2500	0,9833	0,0588	0,8644	
6	0,6429	0,8833	0,7647	0,8729	0,6429	0,9833	0,5882	0,7712	
7	0,6071	0,9500	0,7059	0,5424	0,6071	0,9000	0,8824	0,7712	
8	0,6786	0,8500	0,4118	0,7966	0,8214	1,0000	0,8235	0,8373	
9	0,5714	0,9167	0,7647	0,7390	0,7500	0,9000	0,8824	0,7542	
10	0,5714	0,8833	0,3529	0,6102	0,5357	0,9167	0,7647	0,4746	
MÉDIA	0,6143	0,8983	0,6059	0,6851	0,6143	0,9433	0,6118	0,6975	
MÉDIA (%)	61	90	61	69	61	94	61	70	

Tabela 8 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 1 com parâmetros de entrada $XX = [dPTT dAMP]$, neste caso para a PSG 200.

PSG = 200		REDE 2							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,5600	0,9683	0,7273	0,5179	0,8000	0,9841	0,7727	0,8464	
2	0,5200	0,9206	0,5000	0,5714	0,6000	0,9841	0,5909	0,6071	
3	0,5200	0,9683	0,6818	0,6071	0,5600	0,9524	0,7727	0,8107	
4	0,4800	0,9683	0,7455	0,7500	0,4800	0,9841	0,6818	0,5179	
5	0,6000	0,9206	0,6818	0,7857	0,5200	0,9206	0,7273	0,4643	
6	0,5600	0,9365	0,6545	0,6071	0,7600	0,9683	0,6364	0,5714	
7	0,5600	0,9841	0,7455	0,5179	0,6800	0,9841	0,8182	0,8643	
8	0,5179	0,9524	0,7273	0,6071	0,8400	0,9683	0,6364	0,8107	
9	0,5600	0,9365	0,5909	0,6964	0,7600	0,9683	0,5909	0,8464	
10	0,4400	0,9683	0,7554	0,9821	0,5600	0,9524	0,5000	0,6071	
Média	0,5318	0,9524	0,6810	0,6643	0,6560	0,9667	0,6727	0,6946	
MÉDIA (%)	53	95	68	66	66	97	67	69	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,5357	0,9333	0,5294	0,5593	0,5600	0,9683	0,6818	0,5000	
2	0,6429	0,9365	0,6471	0,6964	0,5600	0,9683	0,5909	0,8393	
3	0,5714	0,9333	0,7647	0,5898	0,4800	0,9365	0,6364	0,8214	
4	0,5357	0,8500	0,7059	0,6559	0,6364	0,9524	0,5909	0,5536	
5	0,4800	0,9524	0,6364	0,8536	0,6000	0,9683	0,7273	0,4107	
6	0,5200	0,9524	0,6455	0,6964	0,4800	0,9683	0,4545	0,5536	
7	0,4800	0,9524	0,7636	0,4821	0,4800	0,9365	0,5909	0,5536	
8	0,4800	0,9524	0,6455	0,7500	0,6800	0,9524	0,6364	0,4643	
9	0,5600	0,9683	0,6364	0,6250	0,4800	0,9524	0,6818	0,5179	
10	0,4800	1,0000	0,6455	0,9107	0,5600	0,9683	0,7273	0,4286	
MÉDIA	0,5286	0,9431	0,6620	0,6819	0,5516	0,9572	0,6318	0,5643	
MÉDIA (%)	53	94	66	68	55	96	63	56	

Tabela 9 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 2 com parâmetros de entrada $XX = [dPTT \ dAMP \ Energia]$, neste caso para a PSG 200.

PSG = 200		REDE 3							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,2500	1,0000	0,5577	0,5402	0,7500	0,9875	0,6115	0,9234	
2	1,0000	1,0000	0,6538	0,9808	0,6250	1,0000	0,4692	0,8966	
3	0,2500	1,0000	0,5769	0,6820	0,7500	0,9875	0,4308	0,7088	
4	0,2500	1,0000	0,5385	0,6628	0,7500	1,0000	0,4654	0,7356	
5	0,6250	0,9875	0,3346	0,9042	0,8750	0,9875	0,5350	0,7471	
6	0,8750	1,0000	0,3962	0,9655	1,0000	1,0000	0,5038	0,7356	
7	0,7500	0,9875	0,3962	0,8084	0,5000	1,0000	0,5269	0,7816	
8	0,2500	1,0000	0,3385	0,7203	0,6250	0,9750	0,4577	0,9732	
9	0,5000	0,9750	0,3769	0,9349	0,6370	0,9875	0,4115	0,6935	
10	0,7500	0,9875	0,4038	0,7586	1,0000	1,0000	0,4115	0,9042	
Média	0,5500	0,9938	0,4573	0,7958	0,7512	0,9925	0,4823	0,8100	
MÉDIA (%)	55	99	46	80	75	99	48	81	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	0,3750	0,9875	0,5250	0,8391	0,6250	0,9750	0,4462	0,7356	
2	0,2500	0,9875	0,4231	0,7088	0,6250	0,9875	0,8077	0,9195	
3	0,3750	1,0000	0,5692	0,7739	0,6250	0,9750	0,4154	0,9042	
4	0,3750	0,9875	0,4231	0,8906	0,8750	0,9875	0,5192	0,6858	
5	0,2500	1,0000	0,5115	0,6207	0,5000	0,9875	0,4423	0,7165	
6	0,5000	0,9875	0,5692	0,9847	0,7500	0,9750	0,8077	0,8199	
7	0,3750	1,0000	0,5885	0,8123	0,6250	0,9875	0,4500	0,7203	
8	0,3750	1,0000	0,5770	0,4915	0,2500	1,0000	0,5577	0,3448	
9	0,5000	0,9750	0,8077	0,8621	0,7500	0,9875	0,5000	0,8467	
10	0,6250	0,9875	0,4423	0,7625	0,7500	0,9875	0,5923	0,7165	
MÉDIA	0,4000	0,9913	0,5437	0,7746	0,6375	0,9850	0,5539	0,7410	
MÉDIA (%)	40	99	54	77	64	99	55	74	

Tabela 10 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 3 com parâmetros de entrada XX = [Relação dAMP Energia], neste caso para a PSG 200.

PSG = 215		REDE 1							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	
1	0,2083	1,0000	0,4162	0,9416	0,9167	0,9844	0,5405	0,6204	
2	0,6667	0,9844	0,4162	0,8248	0,9167	0,9844	0,4595	0,5912	
3	0,7083	0,9844	0,5514	0,7518	0,9167	0,9844	0,4054	0,9124	
4	0,8333	0,9219	0,4351	0,8175	0,7083	0,9219	0,4324	0,6715	
5	0,7500	0,9688	0,5784	0,7518	0,7083	0,9375	0,5405	0,5474	
6	0,5417	0,9531	0,4865	0,6496	0,9583	0,9688	0,6216	0,7672	
7	0,8750	0,9688	0,5514	0,7080	0,9167	0,9844	0,4865	0,5328	
8	0,7083	0,9531	0,4622	0,7737	0,9583	0,9531	0,6216	0,6642	
9	0,5417	1,0000	0,4892	0,9416	1,0000	1,0000	0,6486	0,7438	
10	0,7083	0,9375	0,4514	0,8540	0,8750	0,9688	0,4054	0,6277	
Média	0,6542	0,9672	0,4838	0,8014	0,8875	0,9688	0,5162	0,6679	
MÉDIA (%)	65	97	48	80	89	97	52	67	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	
1	0,6250	0,9531	0,5946	0,8102	0,9167	0,9844	0,6216	0,6715	
2	0,6000	0,9688	0,5405	0,8102	0,8333	0,9375	0,4865	0,7007	
3	0,8333	0,9531	0,4865	0,7007	0,5833	0,9375	0,4865	0,7299	
4	0,6667	0,9375	0,5405	0,8613	0,4167	0,9688	0,3514	0,7737	
5	0,5833	0,9531	0,4324	0,7664	0,8333	0,8333	0,6757	0,6496	
6	0,5417	0,9531	0,4595	0,8248	0,7500	0,9531	0,4054	0,6569	
7	0,5833	0,9219	0,4784	0,8321	0,7500	0,9219	0,3514	0,7445	
8	0,6917	1,0000	0,4514	0,8467	0,9167	0,9688	0,5676	0,7591	
9	0,5833	0,9688	0,4324	0,7810	0,7083	0,9219	0,4865	0,7007	
10	0,6667	0,9688	0,4514	0,7883	0,6667	0,9531	0,4324	0,7372	
MÉDIA	0,6375	0,9578	0,4868	0,8022	0,7375	0,9380	0,4865	0,7124	
MÉDIA (%)	64	96	49	80	74	94	49	71	

Tabela 11 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 1 com parâmetros de entrada $XX = [dPPT dAMP]$, neste caso para a PSG 215.

PSG = 215		REDE 2							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	
1	0,9200	1,0000	0,8054	0,7727	1,0000	1,0000	0,5676	0,8364	
2	0,9200	1,0000	0,6757	0,7273	1,0000	1,0000	0,5946	0,4182	
3	0,8400	1,0000	0,5676	0,6727	1,0000	1,0000	0,4865	0,5091	
4	0,9600	1,0000	0,4595	0,6545	1,0000	1,0000	0,7838	0,6182	
5	0,7600	0,9841	0,5405	0,5455	1,0000	1,0000	0,6486	0,7909	
6	0,8800	1,0000	0,7297	0,5000	0,9600	0,9841	0,6486	0,4273	
7	0,8800	0,9841	0,8054	0,5545	1,0000	1,0000	0,6486	0,7182	
8	0,5200	0,9683	0,4865	0,6636	0,9600	1,0000	0,6757	0,4273	
9	0,9600	0,9841	0,5946	0,6182	1,0000	1,0000	0,7297	0,6091	
10	1,0000	1,0000	0,6486	0,5091	1,0000	1,0000	0,7297	0,6091	
Média	0,8640	0,9921	0,6314	0,6218	0,9920	0,9984	0,6513	0,5964	
MÉDIA (%)	86	99	63	62	99	100	65	60	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	
1	0,9600	1,0000	0,6216	0,4545	0,8000	1,0000	0,6486	0,6000	
2	0,8400	1,0000	0,5676	0,4818	0,9200	0,9841	0,6216	0,5818	
3	0,9600	1,0000	0,7568	0,6455	1,0000	1,0000	0,8919	0,7273	
4	0,8800	0,9841	0,7568	0,4818	0,7600	1,0000	0,5676	0,5455	
5	0,8800	0,9841	0,6757	0,7636	0,7200	0,9841	0,2973	0,6818	
6	0,8800	1,0000	0,7838	0,6000	0,8800	1,0000	0,7027	0,5000	
7	0,6400	0,9683	0,4595	0,7273	0,9600	1,0000	0,6757	0,4636	
8	0,7200	0,9683	0,4054	0,6909	0,8800	0,9841	0,7027	0,6000	
9	0,9600	0,9841	0,7297	0,7091	0,8800	1,0000	0,7297	0,6818	
10	0,8000	1,0000	0,5135	0,5818	0,8800	0,9841	0,7568	0,4000	
MÉDIA	0,8520	0,9889	0,6270	0,6136	0,8680	0,9936	0,6595	0,5782	
MÉDIA (%)	85	99	63	61	87	99	66	58	

Tabela 12 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 2 com parâmetros de entrada $XX = [dPTT \ dAMP \ Energia]$, neste caso para a PSG 215.

PSG = 215		REDE 3							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,5402	0,6372	1,0000	1,0000	0,5138	0,7392	
2	0,9000	1,0000	0,4989	0,7302	1,0000	1,0000	0,4874	0,7778	
3	0,9000	0,9872	0,3908	0,737	1,0000	1,0000	0,3448	0,7392	
4	0,7000	0,9744	0,3793	0,6825	1,0000	1,0000	0,4874	0,8073	
5	0,9000	1,0000	0,4874	0,7551	1,0000	1,0000	0,5138	0,712	
6	1,0000	1,0000	0,4713	0,6757	1,0000	1,0000	0,5138	0,6712	
7	1,0000	1,0000	0,5333	0,8118	1,0000	1,0000	0,4839	0,8005	
8	1,0000	1,0000	0,3908	0,7664	1,0000	1,0000	0,3793	0,6667	
9	1,0000	1,0000	0,4989	0,8571	1,0000	1,0000	0,4874	0,6667	
10	1,0000	1,0000	0,4138	0,7188	1,0000	1,0000	0,3218	0,7415	
Média	0,9400	0,9962	0,4605	0,7372	1,0000	1,0000	0,4533	0,7322	
MÉDIA (%)	94	100	46	74	100	100	45	73	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Spt	SEv	SPv	SEt	Spt	SEv	SPv	
1	1,0000	1,0000	0,3563	0,7370	1,0000	1,0000	0,3678	0,6984	
2	1,0000	1,0000	0,6092	0,5918	1,0000	1,0000	0,5299	0,7392	
3	1,0000	1,0000	0,3908	0,5986	1,0000	1,0000	0,4598	0,6304	
4	1,0000	1,0000	0,4483	0,6009	1,0000	1,0000	0,4023	0,5918	
5	1,0000	1,0000	0,3563	0,6395	1,0000	1,0000	0,3678	0,7029	
6	1,0000	1,0000	0,3448	0,7506	1,0000	1,0000	0,3218	0,7211	
7	0,9000	1,0000	0,4368	0,6485	1,0000	1,0000	0,5644	0,7438	
8	1,0000	0,9872	0,4368	0,7007	1,0000	1,0000	0,4138	0,6621	
9	1,0000	1,0000	0,4713	0,6508	1,0000	1,0000	0,3333	0,6621	
10	1,0000	1,0000	0,4138	0,6440	1,0000	1,0000	0,6437	0,5034	
Média	0,9900	0,9987	0,4264	0,6562	1,0000	1,0000	0,4405	0,6655	
MÉDIA (%)	99	100	43	66	100	100	44	67	

Tabela 13 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 3 com parâmetros de entrada $XX = [Relação\ dAMP\ Energia]$, neste caso para a PSG 215.

Na Tabela 14, encontra-se esquematizado os resultados obtidos para todas as redes implementadas:

	REDE 1				REDE 2				REDE 3			
	PSG=191											
	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv	SEt	SPt	SEv	SPv
[20 8 3 1]	65	100	65	83	100	100	83	82	100	100	60	85
[36 20 8 1]	70	100	63	79	100	100	83	84	100	100	62	82
[20 8 1]	61	100	63	77	100	100	83	81	100	100	72	79
[30 12 1]	62	100	63	71	100	100	90	82	100	100	74	81
MÉDIA	65	100	64	78	100	100	85	82	100	100	67	82
	PSG=195											
[20 8 3 1]	81	100	38	76	100	99	57	63	96	100	53	71
[36 20 8 1]	82	100	47	72	100	100	57	63	100	100	52	68
[20 8 1]	79	99	42	71	100	100	57	67	100	100	54	66
[30 12 1]	82	100	39	70	100	100	57	66	100	100	54	64
MÉDIA	81	100	42	72	100	100	57	65	99	100	53	67
	PSG=200											
[20 8 3 1]	56	92	56	68	53	95	68	66	55	99	46	80
[36 20 8 1]	64	92	62	73	66	97	67	69	75	99	48	81
[20 8 1]	61	90	61	69	53	94	66	68	40	99	54	77
[30 12 1]	61	94	61	70	55	96	67	69	64	99	55	74
MÉDIA	61	92	60	70	57	96	67	68	59	99	51	78
	PSG=215											
[20 8 3 1]	65	97	48	80	86	99	63	70	94	100	46	74
[36 20 8 1]	89	97	52	67	99	100	65	71	100	100	45	73
[20 8 1]	64	96	49	80	85	99	63	67	99	100	43	66
[30 12 1]	74	94	49	71	87	99	66	66	100	100	44	67
MÉDIA	73	96	50	75	89	99	64	69	98	100	45	70

Tabela 14 - Sensibilidade (SE) e Especificidade (SP) da fase de Treino e Validação obtidas para as quatro arquitecturas das três redes de cada PSG.

4.3. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Determinar as sensibilidades e especificidades para a fase de treino e para a fase de validação apenas serve para se poder ter uma noção de como a rede se porta quando, numa primeira fase, se lhe apresenta dados dos quais ela conhece a saída, e, noutra fase, dados onde ela desconhece a saída. Normalmente, a sensibilidade e especificidade de treino são mais elevadas que as de validação, pois é mais fácil acertar um caso conhecido do que um desconhecido. Este caso verificou-se na implementação de todas as nossas redes (ver Tabela 14). Por exemplo, podemos referir o caso da REDE 2 na PSG 195, onde todos os dados de treino são devidamente reconhecidos ($SE_t=100\%$ e $SP_t=100\%$) e onde na fase de validação apenas 57% das apneias e 65% das épocas normais são devidamente reconhecidas.

Para obter o desempenho médio de cada rede, é necessário correr todos os dados de entrada (Treino+Validação) da rede em estudo, ou seja, faz-se uma média ponderada pelo número de exemplos de cada conjunto. Neste caso, temos 60% de dados para a fase de treino e 40% dos dados para a fase de validação. Então a sensibilidade média de cada rede obtêm-se da seguinte forma:

- Sensibilidade média – SE :

$$SE = 0.6 * SE_t + 0.4 * SE_v \quad (\text{Eq. 14})$$

- Especificidade média – SP :

$$SP = 0.6 * SP_t + 0.4 * SP_v \quad (\text{Eq. 15})$$

Assim, determinaram-se as sensibilidades e especificidades médias da cada rede. Os resultados obtidos estão representados nas tabelas seguintes:

	REDE 1		REDE 2		REDE 3	
PSG=191						
	SE	EP	SE	EP	SE	EP
[20 8 3 1]	65	93	93	93	84	94
[36 20 8 1]	67	92	93	94	85	93
[20 8 1]	62	91	93	92	89	92
[30 12 1]	62	88	96	93	90	92
MÉDIA	64	91	94	93	87	93
PSG=195						
[20 8 3 1]	64	90	83	85	79	88
[36 20 8 1]	68	89	83	85	81	87
[20 8 1]	64	88	83	87	82	86
[30 12 1]	65	88	83	86	82	86
MÉDIA	65	89	83	86	81	87
PSG=200						
[20 8 3 1]	56	82	59	83	51	91
[36 20 8 1]	63	84	66	86	64	92
[20 8 1]	61	82	58	84	46	90
[30 12 1]	61	84	60	85	60	89
MÉDIA	60	83	61	85	55	91
PSG=215						
[20 8 3 1]	58	90	77	87	75	90
[36 20 8 1]	74	85	85	88	78	89
[20 8 1]	58	90	76	86	77	86
[30 12 1]	64	85	79	86	78	87
MÉDIA	64	87	79	87	77	88

Tabela 15 – Sensibilidade Média (SE) e Especificidade Média (SP) obtidas para as quatro arquitecturas das três redes neuronais consideradas para cada PSG.

	SE	EP
MÉDIA REDE 1	63	88
MÉDIA REDE 2	79	88
MÉDIA REDE 3	75	90
MÉDIA PSG 191	82	92
MÉDIA PSG 195	76	87
MÉDIA PSG 200	60	86
MÉDIA PSG 215	73	87
MÉDIA GERAL	73	88

Tabela 16 – Desempenho médio de cada rede. Desempenho médio as redes nas diferentes PSGs. Desempenho das redes no geral, isto é, sensibilidade e especificidade média nas quatro PSGs.

Através das médias das sensibilidades e especificidades (Tabela 15) obtidas pode-se concluir que a REDE 2 é aquela que melhores resultados apresenta em todas as PSGs. No que diz respeito à distribuição das camadas e neurónios intermédios, obtiveram-se resultados bastante semelhantes através das várias implementações, podendo dessa forma adiantar que são bastante semelhantes no que diz respeito à sua eficácia. Por conseguinte, no geral, os resultados obtidos através de uma rede de três ou duas camadas de neurónios escondidas assemelham-se bastante, o que apenas confirma a coerência dos resultados obtidos.

Ainda pelos resultados obtidos, é notório que a REDE 2, que tem como dados de entrada a diferença do PTT entre dois batimentos consecutivos, a diferença entre o máximo e o mínimo do sinal PLET e a energia do sinal da cânula nasal, é a que melhor distingue eventos apneícos de épocas normais. No geral, a sua sensibilidade é igual a 63%, o que nos indica que detecta correctamente 63% das vezes eventos apneícos e 37% das vezes classifica eventos normais como apneícos. A sua especificidade é de 88 %, sendo 12% das épocas normais classificadas como apneícas e 88% das épocas normais classificadas devidamente. A sensibilidade da REDE 2 é 16% maior que a obtida na REDES 1 e 4% maior do que a REDE 3, o que clinicamente pode ser relevante.

Verifica-se ainda que os melhores resultados foram obtidos na REDE 2 para a PSG 191. Neste caso obtém-se uma sensibilidade de 94% e uma especificidade de 96%. Estes valores estão significativamente acima do desempenho da REDE 2 no total das PSGs, mais precisamente 15% acima, e acima das médias dos resultados obtidos com as redes aplicadas na PSG1 (12 % acima) (ver Tabela 16).

O sistema de classificação automática desenvolvido apresenta, no global, uma sensibilidade de 73% e uma especificidade de 88% (ver Tabela 16).

A REDE 1 tem como dados de entrada a diferenciado PTT entre dois batimentos cardíacos e a diferença entre o máximo e o mínimo do sinal PLET e apresenta uma sensibilidade média de 63% e especificidade 88%.

A REDE 2 apresenta os mesmo dados de entrada que a REDE1 com o acréscimo da variação da energia do sinal da cânula nasal; a sua sensibilidade (79%) e especificidade (88%) são mais elevadas que os obtidos na REDE 1.

Na REDE 3 substitui-se a entrada da variação do PTT pela relação - (distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET), mantendo-se a diferença entre o máximo e o mínimo do sinal PLET e a variação da energia do sinal da cânula nasal. Obteve-se uma sensibilidade igual a 75% e especificidade 90%.

Como referido anteriormente, verifica-se que a REDE 2 é a que mostram melhor desempenho para distinguir eventos apneicos de períodos normais.

No que diz respeito à correlação das *features* com o evento apneico, a mais elevada verifica-se ser a relacionada com energia do sinal da cânula, com um valor de 0,55. Deste modo, era esperado que a variação da cânula nasal tivesse melhor desempenho. O que se verificou para a REDE 2. Por outro lado, a relação - (distância pico R máximo PLET) / (distância pico R mínimo PLET) apresentou um valor de correlação igual a 0,30, a mesmo valor obtido para a correlação da variação do PTT entre dois batimentos. Por sua vez, a correlação da *features* relacionada com a diferença entre um máximo e um mínimo do PLET é igual a 0,24 (Tabela 3). Assim, era esperado que as redes com entradas de maior correlação com o evento apneico resultassem melhor, o que se verificou na implementação da REDE 2. No caso de não se verificar melhores resultados em redes com dados de entrada de correlação elevada, pode ter a ver com a própria correlação entre as *features*, ou seja, no caso de *features* irreverentes ou redundantes. Era de esperar que a REDE 1 fosse a de menor desempenho uma vez que os dados de entrada eram os de menor correlação.

No que diz respeito às médias de sensibilidade e especificidade das três redes em cada PSG, era de esperar obter-se valores próximos em cada PSG. Ora, a sensibilidade e especificidade média da actuação das três redes na PSG 191 destacam-se bastante, apresentando os valores de 82% e 92%. Estes valores estão bem acima do desempenho global do classificador obtido através da média dos desempenhos das redes em cada PSG (SE=73% SP=88%). Para as PSG 195 e 215, obtiveram-se resultados bastante próximos do desempenho global. Apenas a sensibilidade das redes nas PSG 200 se mostra inferior, apresentam os valores de 60% para a sensibilidade; já a especificidade encontra-se próxima da média (86%).

Resumidamente, os melhores resultados foram obtidos para a REDE 2, particularmente no caso da PSG 191 onde são obtidos uma sensibilidade de 94% e uma especificidade de 93%.

O facto de a mesma rede não funcionar da mesma forma em PSGs diferentes só pode ser explicado através das características particulares dos parâmetros fisiológicos de cada indivíduo, neste caso, de cada criança, pois cada PSG é alvo de um sujeito diferente.

Apesar de a arquitectura da rede neuronal influenciar em parte a sua prestação, são as *features*, cujos valores resultam do comportamento dos sinais, que condicionam maioritariamente a classificação realizada pela rede neuronal.

4.3.1. SISTEMA DE CLASSIFICAÇÃO GLOBAL

Uma vez seleccionada a REDE mais eficiente (REDE 2), achou-se conveniente treinar e validar a rede com todos os dados disponíveis, isto é, de todas as polissonografias, para se poder obter resultados globais. Na prática não se pode, em função de cada indivíduo, pôr em funcionamento um classificador. Quando muito poderá haver um classificador em função da idade [5-10 anos um, 10-15 anos outro] ou então em função do sexo. Tem de ser automático e, por isso, temos de demonstrar que o nosso sistema é capaz de determinar apneias com dados variados, neste caso, juntando os dados dos diversos indivíduos, e fazer como se apenas se tratasse de uma única polissonografia.

Por consequência, obtiveram-se os seguintes resultados:

TODAS		REDE 2							
Rede de 4 Camadas									
Nº	[20 8 3 1]				[36 20 8 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Ept	SEv	EPv	SEt	Ept	SEv	EPv	
1	1,0000	1,0000	0,7344	0,4064	1,0000	1,0000	0,5719	0,54	
2	1,0000	1,0000	0,4063	0,7902	1,0000	1,0000	0,7719	0,3784	
3	1,0000	1,0000	0,6813	0,4810	1,0000	1,0000	0,6625	0,4615	
4	1,0000	1,0000	0,4219	0,6698	1,0000	1,0000	0,7969	0,345	
5	1,0000	1,0000	0,7906	0,2782	1,0000	1,0000	0,8906	0,1127	
6	0,9167	1,0000	0,6312	0,5299	1,0000	1,0000	0,7594	0,3186	
7	1,0000	1,0000	0,8469	0,2005	1,0000	1,0000	0,7531	0,3217	
8	1,0000	1,0000	0,6531	0,4856	1,0000	1,0000	0,8531	0,2587	
9	1,0000	1,0000	0,6781	0,5416	1,0000	1,0000	0,7969	0,1476	
10	1,0000	1,0000	0,5906	0,3994	1,0000	1,0000	0,7188	0,2292	
Média	0,9917	1,0000	0,6434	0,4783	1,0000	1,0000	0,7575	0,3113	
MÉDIA (%)	99	100	64	48	100	100	76	31	
Rede de 3 Camadas									
Nº	[20 8 1]				[30 12 1]				
	TREINO		VALIDAÇÃO		TREINO		VALIDAÇÃO		
	SEt	Ept	SEv	EPv	SEt	Ept	SEv	EPv	
1	1,0000	1,0000	0,9469	0,1111	1,0000	1,0000	0,8406	0,1639	
2	1,0000	1,0000	0,8656	0,2137	0,9167	1,0000	0,9375	0,1049	
3	1,0000	1,0000	0,8594	0,1267	1,0000	1,0000	0,8656	0,1492	
4	1,0000	1,0000	0,7688	0,2642	1,0000	1,0000	0,9250	0,1298	
5	0,9167	1,0000	0,8500	0,1888	1,0000	1,0000	0,8250	0,3108	
6	1,0000	1,0000	0,9406	0,1492	1,0000	1,0000	0,8938	0,1500	
7	1,0000	1,0000	0,7063	0,2673	1,0000	1,0000	0,6531	0,2618	
8	1,0000	1,0000	0,6250	0,3986	1,0000	1,0000	0,8406	0,1632	
9	1,0000	1,0000	0,7469	0,3924	1,0000	1,0000	0,8625	0,2261	
10	1,0000	1,0000	0,7094	0,4476	1,0000	1,0000	0,8969	0,1437	
MÉDIA	0,9917	1,0000	0,8019	0,2560	0,9917	1,0000	0,8541	0,1803	
MÉDIA (%)	99	100	80	26	99	100	85	18	

Tabela 17 – Sensibilidade Média (SE) e Especificidade Média (SP) obtidas para as quatro arquiteturas da REDE 2, considerando todos os dados das PSGs como entrada.

	REDE 2 - TODAS AS PSGs					
	SEt	Spt	SEv	SPv	SE	SP
[20 8 3 1]	99	100	64	48	85	79
[36 20 8 1]	100	100	76	31	90	72
[20 8 1]	99	100	80	26	91	70
[30 12 1]	99	100	85	18	93	67
MÉDIA	99	100	76	31	90	72

Tabela 18 – Sensibilidade Global (SE) e Especificidade Global (SP) obtidas para as quatro arquitecturas da REDE 2, considerando todos os dados das PSGs como entrada.

Os resultados obtidos são bastante aceitáveis, o que demonstra que o classificador implementado funciona para outros indivíduos sem ser os que foram estudados. Obtém-se uma especificidade global de 90% e uma especificidade global de 72%. É de notar que estes valores estão acima dos conseguidos em média para cada uma das PSGs (SE = 73% e SP = 88%).

Relevante é também o facto de que, contrariamente aos resultados obtidos nas diversas PSGs, neste caso, a sensibilidade tende a ser mais elevada que a especificidade, ou seja, as apneias são reconhecidas de forma mais correcta que os eventos considerados normais. Uma outra observação está relacionada com a arquitectura da rede, pois, neste caso, as redes de três camadas internas de neurónios funcionam melhor, e até a de maior número de neurónios se mostra mais eficaz, ao contrário dos casos onde são consideradas as PSGs individualmente.

Estes resultados são animadores, verificando-se com este método, uma melhoria nos resultados apurados.

Comparando com os resultados obtidos no trabalho de 2006, que foi tido como base deste estudo, pode-se afirmar que os resultados melhoraram bastante, pois, em 2006, a sensibilidade e especificidade obtidas foram de 48% e 71%, respectivamente, e apenas foi implementado para cada uma das PSGs individualmente. Considerando a média de desempenho de todas as redes nas PSGs, neste trabalho, conseguiu-se atingir uma sensibilidade de 73% e uma especificidade de 88%, o que mostra uma melhoria significativa do classificador. Este facto deve-se à introdução de um novo sinal – a cânula nasal, assim como o uso de novas *features* (dPTT, dAMP, Relação e Energia).

No global, obtêm-se resultados bastante aceitáveis, atingindo uma sensibilidade de 90% e uma especificidade de 72%.

Comparando em estudos já realizados, que consideram o PTT e o sinal do fluxo aéreo da cânula nasal para classificar a síndrome da apneia obstrutiva do sono, pode se afirmar que a sensibilidade e especificidade global obtidas são muito próximas. Pois, por exemplo, AL-ANI e NOVAK obtiveram resultados na ordem 93%, para a sensibilidade, e dos 94% para a especificidade, quando considerados estes dois sinais.

De seguida, são mencionados e analisados factores que podem ser corrigidos e virem a contribuir para a obtenção de uma melhor classificação entre épocas de apneia e épocas normais:

Seleccção das Épocas Apneicas

O reconhecimento das épocas apneicas foi baseado nas anotações feitas pelas técnicas do laboratório de sono. Ora, sublinha-se que esse reconhecimento é feito pelas técnicas, visualizando um conjunto de sinais que constitui o exame polissonográfico. Este é constituído por outros sinais que não consideramos, como por exemplo o EEG – electroencefalografia, bandas abdominais e torácicas, entre outras. Observando o conjunto destes sinais, as técnicas identificam o início e fim de uma apneia. Ora, para um dado sinal a variação pode ocorrer segundos desfasados do momento onde identifica a apneia. Se isto acontece, a variação deste sinal não é rigorosamente verificada pelo nosso sistema de classificação. O ideal seria verificar a variação de cada sinal em volta do momento apneico identificado.

No que diz respeito às épocas consideradas normais, isto é, sem apneias obstrutivas, é de ter em conta que durante esses instantes podem ocorrer outros eventos de natureza respiratória ou não. Da observação das anotações das técnicas ao longo da PSG constata-se a existência de outros fenómenos tais como hipoapneias, apneias centrais, movimentos involuntários de pernas, micro-despertares não associados a apneias. Tais eventos podem induzir em alterações nos parâmetros fisiológicos em estudo semelhantes às provocadas pelas apneias. Pelo referido, épocas consideradas como normais podem apresentar padrões nos sinais diferentes dos que são considerados normais no nosso estudo, perturbando o desempenho da rede neuronal. As épocas normais ainda podem conter períodos onde a criança se encontra acordada, estado no qual os valores do ritmo cardíaco e da frequência respiratória diferem do estado do sono.

Extracção das *features*

Nesta etapa foram estabelecidos critérios e feitas algumas considerações após uma observação e análise prévia dos sinais, que devem ser melhor ponderados. São eles os seguintes:

- Para se determinar o PTT de forma correcta, eliminaram-se diversos Picos R, pois apenas foram considerados aqueles que apresentavam um mínimo e um máximo do PLET entre dois picos R consecutivos.
- A análise dos dados por janelas de 15 batimentos cardíacos também tem de ser tido em conta.
- A classificação das janelas em apneicas ou normais através de uma tolerância de 60%, isto é, a janela é considerada apneica se apresenta no mínimo 60% de apneias.

Artefactos dos Sinais

Uma característica importante no processamento de sinais é a sua qualidade, imprescindível para poder extrair deles informação fiável. No entanto, os sinais em estudo podem ser afectados por vários factores tais como artefactos resultantes do movimento normal da pessoa durante o sono, má captação dos sinais por parte dos aparelhos, falhas técnicas com a deslocação dos sensores ou aparelhos relativamente a posição ideal de captação do sinal, entre outros.

Variabilidade fisiológica dos indivíduos

O ritmo cardíaco e a frequência respiratória variam com a faixa etária como também com as características do próprio indivíduo, sendo estes dados desconhecidos para a população em estudo. Em geral, ambos os parâmetros diminuem com o avançar da idade (STEIN 2000).

As polissonografias em estudo retratam diferentes graus de severidade da SAOS. A actividade do sistema nervoso autónomo pode ter respostas de intensidades diferentes consoante a gravidade da SAOS (FERINI-STRAMBI 1992). Consequentemente, as alterações observadas nos parâmetros fisiológicos estudados serão também diferentes.

A realização da PSG num ambiente diferente do domiciliar pode originar estados de ansiedade ou agitação na criança que não só influencia o ritmo cardíaco e a frequência respiratória, como também pode alterar a própria estrutura do sono.

A interferência da variabilidade fisiológica repercute-se no valor das *features* extraídas das diferentes PSGs. A utilização de critérios, nas etapas de extracção das *features*, que se mostram adequados a todos os casos é dificultada por esta variabilidade inerente aos indivíduos.

A extracção das *features* de forma adequada é um problema difícil. Nem sempre é possível descobrir *features* que solucionem um problema de classificação.

CAPÍTULO V – CONCLUSÕES

5.1. CONCLUSÕES FINAIS

Neste trabalho foi desenvolvido um sistema de classificação automática que pudesse servir de meio de apoio ao diagnóstico da SAOS. O classificador implementado baseia-se em redes neuronais e tem como objectivo identificar épocas de apneia, distinguindo épocas normais (épocas de não-apneia), recorrendo apenas aos sinais do registo do ECG, ao sinal fotopletismográfico e à cânula nasal.

É de lembrar que este tema é a continuação de um trabalho realizado pela aluna Sofia Pinto no ano de 2007, no âmbito da cadeira de Projecto para a finalização da Licenciatura em Engenharia Biomédica.

O melhor resultado foi obtido através de uma rede neuronal com dados de entrada baseados na diferença de PTT entre batimentos cardíacos, na variação da distância entre o máximo e o mínimo do PLET e na variação da energia da cânula nasal.

A melhor correlação obtida foi conseguida através da variação da energia da cânula nasal, que diminui em momentos apneicos.

Para cada PSG, o desempenho médio das redes é representado através de uma sensibilidade média obtida de 73% e uma especificidade média de 88%.

Considerando os dados de todas as PSGs como um todo, e implementando na melhor rede conseguida, obtém-se uma especificidade global de 90% e uma sensibilidade global de 72%.

Podem ser apontados alguns factores que talvez tenham comprometido a prestação do sistema de classificação implementado, na medida em que influenciam o valor das *features* seleccionadas: a imposição de certos critérios na extracção das *features*; a existência de possíveis artefactos que distorcem os sinais; a consideração de períodos normais aqueles onde ocorrem distúrbios respiratórios como hipoapneias, apneias centrais, entre outros; a variabilidade de padrões fisiológicos entre indivíduos.

Os resultados obtidos melhoraram de forma significativa quando comparados com os obtidos em 2007 devido à introdução do sinal da cânula nasal, e das suas *features*, na implementação do classificador.

O ECG, o sinal fotopletimográfico e a cânula nasal parecem conter informação importante para o diagnóstico da SAOS, apontando o potencial de um sistema de classificação automático baseado no registo deste conjunto de sinais. Estes sinais têm, em relação a PSG, a vantagem de a sua interpretação ser menos complexa e de a sua aquisição ser mais simples e não-invasiva, sendo por isso apropriados para uma possível monitorização portátil.

O sistema de classificação automática ainda não se mostra apto para uso clínico. No entanto, crê-se que investigações futuras poderão vir a melhorar este sistema de apoio a SAOS.

5.2. SUGESTÕES PARA INVESTIGAÇÃO FUTURA...

Tendo em conta os factores anteriormente discutidos, são nesta secção feitas algumas considerações que podem melhorar o desempenho de classificador implementado em investigação futura:

- Os períodos de registo considerados normais devem ser livres de intervalos onde ocorram outros distúrbios respiratórios, como sejam as hipoapneias e os micro-despertares não associados as apneias, que influenciam os parâmetros fisiológicos em estudo.
- Explorar melhorar o sinal do fluxo aéreo obtido através da cânula nasal, isto é, tentar extrair deste sinal valores de features mais elevados, ou seja, features de maior correlação com os eventos apneicos.
- Tentar obter features de correlação mais elevada. Por exemplo, neste trabalho, não foi tido em conta a HRV do ECG (SDNN, RMSSD, etc.), apontado em literatura como uma medida bastante discriminativa. Deve-se, agora, tentar conjugar a informação com a existente com o trabalho realizado.
- Tentar explorar outros sinais não invasivos como, por exemplo, as bandas torácicas e abdominais. Mas não se esquecer que o objectivo é tentar utilizar o mínimo de sinais, não invasivos e fáceis de adquirir em casa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AL-ANIT. et al. (2005), POZZO MENDOZA et al., NOVAK D. et al, - *Noninvasive Automatic Sleep Classification System*.

AKSELROD S. et al. - *Power Spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control*. Science, 1981, Vol. 213, pp.220-222.

Akselrod S. et al., - *Power Spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control* - , Science, 1981, Vol.213, pp.220-222.

ALTMANN E. G. - *Caos determinístico em sistemas dissipativos* - Relatório de iniciação científica, 2001.

AMERICAN ACADEMY OF SLEEP MEDICINE - *Internacional classification of sleep disorders, revised: Diagnostic and coding manual*. American Academy of Sleep Medicine, 2001.

MORGADO Miguel, Instrumentação Médica e Hospitalar (IMH), - *Chapter 4 – Gasometria e Bioquímica do Sangue* - 20-04-2009, Departamento de Física, Faculdade de Ciências e tecnologias da Universidade de Coimbra.

BALBANI Aracy P, et al - *Ronco e Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono*. Rev. Assoc. Med. Bras. Jul/Set 1999, Vol.45, no.3, pp.273-278.

BALBANI Aracy P, et al - *Update in Obstrutive Sleep Apnea Syndrome in Chidren*. Rev. Bras. Otorrinolaringol, Jan/Fev 2005, Vol.71, n.1,pp.74-80.

Biblioteca médica da Família, - *Cérebro e Sistema Nervoso* - , Livraria Civilização Editora, 1993.

BILLARD M. - *Sleep disorders in adults; biological mechanisms through which sleep disorders affect the health of adults. Identification of environmental factors leading to clinical sleep disorders.* In WHO technical meeting on sleep and health, Jan 2004.

BROUILLETTE R. et al., - *Diagnostic techniques for obstructive sleep apnea: is polysomnography necessary?* - , Paed Resp Rev, 2002, Vol.3, pp. 18-24.

BRUNI Oliveira et al. - *Medium and long term effects of disturbed sleep on the health of children.* In WHO technical meeting on sleep and health, Jan 2004.

CHAN James et al. - *Obstrutive Sleep Apnea in Children.* Am Fam Physician 2004, Vol.69, pp. 1147-54.

Conceição Mário José, Ayrton Valderrama, Fernando X Roberge, Eliane Cidral, Carlos Alberto da Silva Júnior, - *Efeitos do Tempo de Apneia sobre a Saturação de Oxigênio em Pacientes Pediátricos* - Ver Bras Anesthesiol, 1993; 43: 4: 251-255.

OLIVEIRA D. J., M. E. D. Gomes, C. Letellier, L. A. Aguirre, - *Modelagem não-linear aplicada a sinais de variabilidade da frequência cardíaca* – 21º Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, ISBN: 978-85-60064-13-7.

DE CHAZEL et al. - *Apparatus for detecting sleep apnea using electrocardiogram signals*- BiacanMed Limit. 2000

DI FIORI J., ARKO M. K. , MILLER M. J. , KRAUSS Abby , ZADELL Arlene , KENNEY S. R. - *Cardiorespiratory Events in Preterm Infants Referred for Apnea Monitoring Studies* - PEDIATRICS Vol. 108 No. 6 December 2001, pp. 1304-1308.

DORLAND N. - *Dorland's Illustrated Medical Dictionary, 24th ed.* - book reviews, 1993.

GIL Eduardo, Violeta Monasterio, Pablo Laguna, José Maria Vergara, - *Pulse Photoplethysmography Amplitude Decrease Detector for Sleep Apnea Evaluation in Children* - , Proceedings of the 2005 IEEE, Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China, September 1-4, 2005.

EICHENWALD, E. C., Aina, A., Stark, A. R. - *Apnea Frequently Persists Beyond Term Gestation in Infants Delivered at 24 to 28 Weeks*. Pediatrics 100: 354-359, 1997.

EUROPEAN SOCIETY OF CARDIOLOGY THE NORTH AMERICAN SOCIETY OF PACING ELECTROPHYSIOLOGY, - *Heart Rate Variability: Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use*. Circulation, 1996, Vol.93, pp.1043-1065.

FLÁVIA P. Teixeira, Djalma R. Ricardo, Claudia Lucia Barros de Castro, Claudio Gil S. de Araújo, - *Evaluating Cardiac Vagal Activity on a Conventional Electrocardiogram* -, Arq Bras Cardiol 2007; 88(4) : 378-383.

FONTAINE D., BRIGGS L. e POPE-SMITH B. - *Designing Humanistic Critical Care Environments* - Critical Care Nursing Quarterly, 24(3), 21-34, 2001.

FOO Jon Yong A. - *Pulse Transit Time in Pediatric respiratory Sleep Studies*. Med. Eng.2007, 29(1):17-25.

FOO Jon Yong A., et al. - *Use of Pulse Transit Time to distinguish Respiratory Events from Total Breathing in Sleeping Children* - CHEST 2005; 128; 3013-3019.

FRANCO Kahn A. - *Sleep characteristics and sleep deprivation in infants, children and adolescents*. In WHO technical meeting on sleep and health, Jan 2003.

FRIEMAN N., RICHARDSON M. A. - *Clinician's Guide to Pediatric Sleep Disorders*, 1995.

GERHARDT Tilo , BANCALARI Eduardo , - *Apnea of Prematurity: II. Respiratory Reflexes* - PEDIATRICS Vol. 74 No. 1 July 1984, pp. 63-66.

GIL et al. - *Pulse Photoplethysmography Amplitude Decrease Detector for Sleep Apnea Evaluation in Children*. Annual International Conference 2005.

GOLDSTEIN N. A. et al., - *Clinical Assessment of pediatric Obstructive Sleep Apnea*. Pediatrics, Jul 2004, Vol. 114, pp. 33-43.

GOMES, OLIVEIRA, LETELLIER, AGUIRRE - *Modelagem não-linear aplicada a sinais de variabilidade da frequência cardíaca* - 21º Congresso Brasileiro de Engenharia.

GRILLIER-LANOIR V. et al. - *Sleep Breathing Disorders: New Perspectives for the Diagnosis* - Tyco Healthcare, Jan 2002.

GUILLEMINAULT et al. - *Cyclical variation of the heart rate in sleep apnea syndrome. Mechanism and usefulness of 24h electrocardiography as a screening technique*. Lancet 1984; 1:126-31.

Guilleminaut C, Eldridge FL, Simmons FB, Dement WC. *Sleep apnea in eight children*. Pediatrics, 1976: 28-32.

HABA-RUBIO J. et al. - *Obstructive sleep apnea syndrome: effect of respiratory events and arousal on pulse wave amplitude measured by photoplethysmography in NREM sleep*. Sleep Breath, 2005. Vol.9, pp.73-81.

HAST Jukka - *Self-mixing interferometry and its applications in noninvasive pulse detection*. Academic Dissertation to be presented with 2003.

João Paulo do Vale Madeiro, Paulo César Cortez, Carlos Roberto Martins Rodrigues Sobrinho, Maria de Jesus Ferreira Marinho, "Algoritmo para análise de variabilidade da frequência cardíaca no domínio temporal: Métodos Estatísticos e Geométricos", Universidade Federal do Ceará.

Jornal da Socerj, Ano VIII, 2003, nº 04 – Apneia do sono, Dra. Alexandra Torres Cordeiro Lopes, Mestre em otorrinolaringologia.

KATZ E. et al. - Pulse Transit Time as a Measure of Arousal and Respiratory Effort in Children with Sleep Disorders Breathing. *Pediatric Research*, 2003, Vol.53, No.4, pp.580-588.

KENNEDY J. D. et al. - Reduced neurocognition in children who snore. *Pediatr. Pulmonol*, Abril 2004; 37(4):330-7.

Kirk V. et al., "Comparision of Home Oximetry Monitoring with Laboratory Polysomnography in children", *Chest*, Nov 2003; 124(5): 1702-1708.

KUPPERSMITH Ronald B. - Pediatric Obstructive Sleep Apnea. <http://www.bcm.edu/oto/grand/121996.html>, consultado a 12/02/2009.

L. Schwarz, M. A. Sovierzoski, C. A. N. Jahnecke, F. C. Santos, P. Giassi-Junior, J. Marino Neto, J. L. B. Marques, "Proposta de um Sistema de Telemetria de Sinais de Pacientes em Programas de Reabilitação Cardiovascular e Cardiopulmonar", 2007.

Madeiro J. P. et al, "Algoritmo para Análise de Variabilidade da Frequência Cardíaca no Domínio Temporal: Métodos Estatísticos e Geométricos", Congresso Brasileiro de Informática em Saúde (CBIS), 2006.

MARCUS C. L. - Sleep - Disordered Breathing in Children, *Am J Respir Crit Care Med*, 2001, Vol. 164. pp. 16-30, 2001.

Marcus CL, Omlin KJ, Basinki DJ, Bailey SL, Rachal AB, von Pechman WS et al. Normal polysomnographic values for children and adolescents. *Am Rev Respir Dis* 1992; 146:1235-9.

Maria Angélica Lopes de Sousa, Maria Angélica O. C. Brunetto, "Estudo e aplicação de métodos não-lineares para análise da variabilidade", Departamento de Computação da Universidade Estadual de Londrina.

MARQUES CARVALHO Amândio - Detecção de Taquicardias Ventriculares por Redes Neurais e Máquinas de Vectores de Suporte, Dep. Informática, FCTUC, Maio de 2007.

Miguel Antonio Sovierzoski, Fernanda Isabel Marques Argoud, Fernando Mendes de Azevedo, "Treinamento de um Classificador Neural Binário: Estimativa da Distribuição de Padrões", UTFPR, CEFET-SC, IEB-UFSC.

MIRANDA T. , SILVA P. - Análise do Sistema Vagal por ECG - IST, Lisboa, 2002.

National Institutes of Health Technology Assessment Conference Statement October 16-18, 1995.

Osler W. Chronic tonsillitis. In: The principles and practice of medicine. New York; Appletown and Co., 1892: 335-9.

PAGANI J. et al. - Pulse Transit Time as a Measure of Inspiratory Effort in Children. Chest, 2003, Vol. 124, pp.1487-1493.

Pantoni CBF, Reis MS, Martins LEB, Catai AM, Costa D, Borghi-Silva A, "Study of heart rate autonomic modulation at rest in elderly patients with chronic obstructive pulmonary disease", Rev. bras. fisioterapia, São Carlos, v. 11, n. 1, p. 33-38, Jan./Feb. 2009, ISSN: 1809-9246.

PAPAZOGLU Kleoniki, et al. - Sleep apnea in children. Hell Osthord Ver, 2004; 7:33-43.

Patel A. et al., "Unattended Home Sleep Studies for the Evaluation of Suspected Obstructive Sleep Apnea Syndrome in Children", J. Telemed Telecare, 2005; 11 Suppl 1 : 100-2.

PENZEL T. et al. - Systematic comparison of different algorithms for apnoea detection based on electrocardiogram recording. Med. Biol. Eng. Comput, 2002, Vol.40, pp.402-407.

PÉPIN J. L. et al. - Pulse Transit Time Improves Detection of Sleep Respiratory Events and Microarousals in Children. Chest, 2005, Vol.127, 722-730.

PICK ADAM - The Patient's Guide To Heart Valve Surgery! A Special Book for Patientts and their Caregivers, New Edition 2008.

PINTO Ana Sofia - Apoio ao Diagnostico da SAOS - Dep. Informática, FCTUC, Stembro 2007.

PITSON D. et al. - Use of Pulse Transit Time as a measure of inspiratory effort in patients with obstructive sleep apnoea. *Eur. Respir J*, 1995, Vol.8, pp.1669-1674.

Poets, C.F. and D.P. Southall (1991). Patterns of oxygenation during periodic breathing in preterm infants. *Early Human. Dev.* 26: 1-12.

POZZO MENDOZA P. T., AL-ANI T., NOVAK D., LHOTSKA L., RIGAUX L., - Automatic Sleep Apnea Diagnosis System using noninvasive vital signals records.

RAMOS R. T. et al. - SAHOS em crianças: perfil clínico e respiratório polissonográfico. *Ver Bras otorrinolaringol.*, Maio/Jun 2006, Vol.72, no.3, pp. 355-361.

Rassi A. - Compreendendo melhor as medidas de análise da variabilidade da frequência cardíaca - <http://www.cardios.com.br/Jornais/jornal-20/metodos%20diagnosticos.htm>, consultado a 11/2008.

Robert M. Berne, Matthew N. Levy, "Physiology", Mosby Year Book, 3ª Edição, 1992.

ROCHE F. et al., - Screening of Obstructive Sleep Apnea Syndrome by Heart Rate Variability Analysis. *Circulation*, 1999, Vol.100, pp.1411-1415.

RONALD B. KUPPERSMITH - Pediatric Obstructive Sleep Apnea. www.bcm.edu/oto/grand/121996.html, consultado a 12/2008.

RUSSO Michael B. - Sleep: Understanding the Basics. http://www.emedicinehealth.com/sleep_understanding_the_basics/page11_em.htm, consultado a 27/11/2008.

SCHRADER M. et al. - Detection of sleep apnea in single channel ECGs from the PhysioNet data base. *Comput. Cardiol*, 2000, Vol.27, pp.263-266.

SHELDONS H. - Sleep - related breathing disorders, <http://www.childsdoc.org/fall96/sheldon/sleepdis.asp>, consultado a 11/2007.

SHOULDICE R. B. et al. - Detection of obstructive sleep apnea in pediatric subjects using surface lead electrocardiogram features. *Sleep*, 2004; 27(4):784-92.

SILICEO O. - Is healthy to be chaotic? Technical report, *Medical Hypotheses*, 2003.

SOUSA LOPES M. A., BRUNETTO M. A., - Estudo e aplicação de métodos não-lineares para análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca, UEL, PR, 86051-970.

STEFFAN M. Sleep Apnea. <http://emedicine.medscape.com/article/1004104-overview>, consultado em 11/2008.

Stein P. K. e Domitrovich P. P., "Detecting OSAHS from patterns seen on heart-rate tachograms", *Comput, Cardiol*, 2000, Vol.27, pp.271-274.

Sueli da Rocha Falcão, "Variabilidade da Frequência Cardíaca no domínio da frequência, durante o sono, em crianças e adolescentes portadores de anemia falsiforme", Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação da Faculdade de Medicina - Ciências Médicas da Universidade de Brasília, 2008.

Tiago Miranda, Pedro Silva, " Análise do sistema Vagal por ECG", Instituto Superior Técnico, Proc. Workshop BioMed 2002.

Urschitz M. et al., "Reference Values for Nocturnal Home Pulse Oximetry During Sleep in Primary School Children", *Chest*, Jan 2003; 123(1): 96-101.

VALERA Fabiana et al. - Síndrome da Apnéia e da Hipopnéia Obstrutivas do Sono (SAHOS) em crianças. *Rev. Bra. Bras. Otorrinolaringol*, Mar/Abr 2004, Vol.70, n.2, pp.232-7.

VANDER Arthur, JAMES Sherman, DOROTHY Luciano, - *Human Physiology* - WCB/McGraw-Hill, 7ª edição, 1998.

Vania Carla Camargo, "Apneia da Prematuridade: Proposta de uma Tecnologia para a Detecção e Interrupção de Episódios Apneicos", Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação da Faculdade de Medicina - Ciências Médicas da Universidade de Brasília.

Villiam M et al., "Effects of Sleep Stage and Age on Short-term Heart Rate Variability During Sleep in Healthy Infants and Children", Chest, 2000, Vol. 117. pp.460-466.

ZILLOTTO, Karin Neves et al. Avaliação do processamento auditivo em crianças com síndrome da apnéia/hipopnéia obstrutiva do sono. Rev. Bras.

APÊNDICE A – SISTEMA RESPIRATÓRIO

A. MORFOLOGIA E FISIOLOGIA

Sistema respiratório é o conjunto de órgãos responsáveis pelas trocas gasosas do organismo dos vertebrados com o meio ambiente, possibilitando a respiração celular.

As vias aéreas superiores incluem o nariz, a faringe e a laringe.

As vias aéreas inferiores englobam a traquéia, os brônquios e os pulmões (Figura A.1).

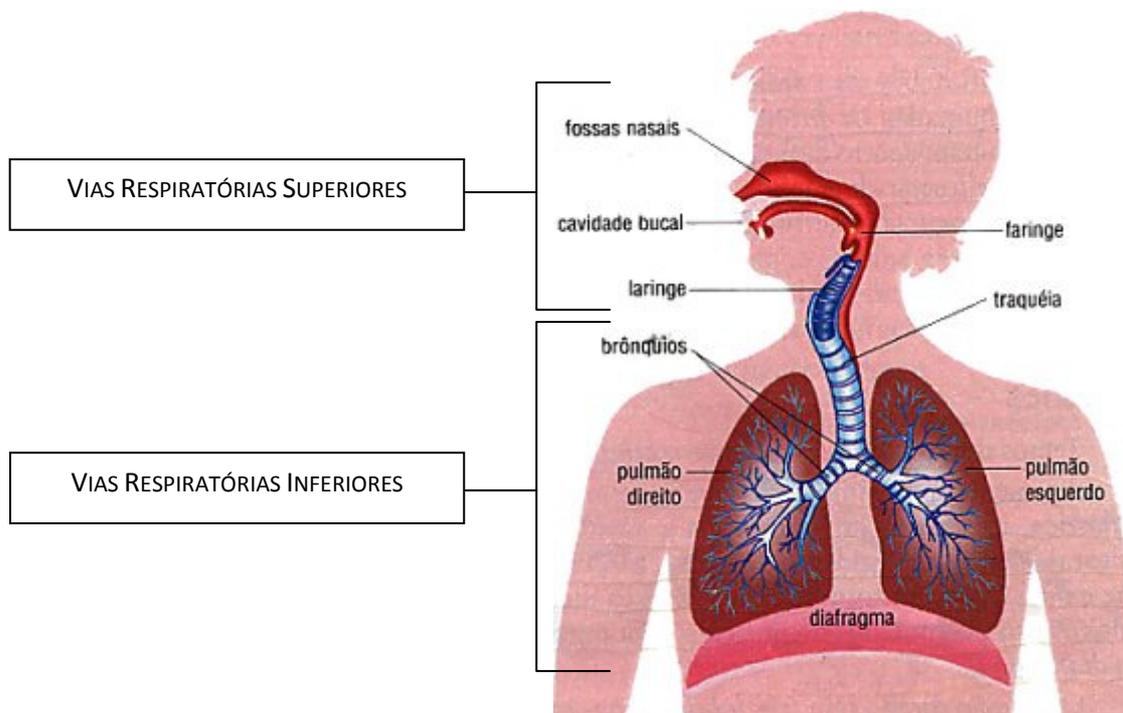


Figura A.1 – Constituição do Sistema Respiratório (Adaptado de <http://www.infoescola.com/files/2009/08/sistema-respiratorio.jpg>).