



**Pedro Rafael Catalão Moura**

Mestrado em Engenharia Biomédica

## **Estudo do controlo corticomotor com recurso a eletromiografia multicanal**

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em  
Engenharia Biomédica

Orientador: Ricardo Vigário, Prof. Auxiliar, FCT-UNL

Co-orientador: Carla Quintão, Prof. Auxiliar, FCT-UNL



## **Estudo do controlo corticomotor com recurso a eletromiografia multicanal**

Copyright © Pedro Rafael Catalão Moura, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade Nova de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.



*« Quando somos muito fortes, - quem recua ? Muito alegres, - quem cai de ridículo ?  
Quando somos muito maus, - que fariam de nós ? »*

Arthur Rimbaud



# Agradecimentos

A realização desta dissertação revelou-se uma aventura de proporções epopeicas que só não será narrada numa qualquer Odisseia por não existir um Homero capaz de tal. Todos os contratemplos e obstáculos que foram surgindo ao longos destes últimos meses só puderam ser ultrapassados graças a duas importantes pessoas, às quais expresso aqui o meu colossal e desmedido agradecimento.

À Professora Doutora Carla Quintão, pelas constantes palavras de incentivo, pela incessante predisposição em resolver os diversos problemas que surgiram, pelo tempo dedicado à construção da manga eletromiográfica, pela ajuda prestada na recolha dos sinais, pela paciência, pela total dedicação e, acima de tudo, pelas longas horas que perdeu em prol desta dissertação.

Ao Professor Doutor Ricardo Vigário, pela constante boa disposição, pelo à vontade com que sempre me recebeu desde o primeiro dia, pelas horas que perdeu nas dezenas de reuniões que tivemos, por todas as vezes que invadi o seu gabinete sem aviso prévio e, mesmo atrasando o seu trabalho, sempre me ter recebido sem levantar problemas, por todos os conselhos com que me foi brindando ao longo destes meses, por me mostrar sempre o lado positivo mesmo nos momentos mais negativos da dissertação e, acima de tudo, pela total dedicação.

*“...porque, caminhando os homens sempre pelas vias batidas por outros e procedendo nas suas ações por imitação, não se podendo as vias dos outros manter em tudo nem alcançar a virtude daqueles a quem tu imitas, deve um homem prudente meter sempre por vias batidas por grandes homens e imitar aqueles que foram os mais excelentes, a fim de que, se não chegar à sua virtude, dela exale ao menos algum odor...” – Nicolau Maquiavel*



# Resumo

Atualmente, o sistema nervoso ainda é fonte de muito desconhecimento, no entanto, tem sido realizada muita investigação no sentido de deslindar todas as suas particularidades. A forma como a comunicação entre o sistema nervoso e os músculos ocorre, em particular, também não é totalmente conhecida. Diversos trabalhos têm vindo a comprovar que esta está intimamente ligada a fenómenos de sincronia entre a atividade elétrica neuronal e muscular, nomeadamente, durante o controlo corticomotor. Nesta dissertação pretende-se contribuir positivamente para esta investigação. Para isso, pretende-se recolher sinais de EEG e de EMG durante a realização de uma tarefa motora, a fim de se perceber que áreas do antebraço são mais relevantes para o estudo dos fenómenos de sincronia. Pretende-se ainda perceber se existe alguma relação ou dependência entre o ajuste em frequência e o ajuste em fase dos sinais.

Na dissertação, construiu-se uma manga eletromiográfica e recorreu-se a um *cap* eletroencefalográfico para se fazer a recolha dos sinais enquanto os voluntários cumpriam uma atividade motora pedida que consistiu em jogar um jogo obrigando, desta forma, a que exista um controlo motor contínuo durante as recolhas. Em seguida os dados foram analisados com algoritmos de separação por descorrelação temporal (TDSEP) e estudou-se a coerência das fontes em relação a um sinal referência, e de análise com referência de fase (RPA) para se estudar o ajuste em fase.

Conclui-se que o ajuste em fase entre sinais efetivamente ocorre durante o controlo corticomotor, no entanto, em nada está relacionado ou dependente do ajuste em frequência dos mesmos. Provou-se, ainda, que as melhores zonas do braço para se verificar o ajuste em fase são a zona proximal do antebraço, distal posterior do antebraço e a zona entre os dedos indicador e polegar da mão. Estas conclusões têm inúmeras aplicações práticas, nomeadamente, ao nível clínico, como por exemplo, em casos de Acidente Vascular Cerebral ou em doentes de Parkinson.

**Palavras-chave:** Controlo corticomotor, Sincronia, Eletroencefalografia, Eletromiografia, Manga Eletromiográfica, Separação por Descorrelação Temporal, Análise com Referência de Fase.



# Abstract

Nowadays, the nervous system is still a source of much ignorance, however, a lot of research has been done in order to unravel all its peculiarities. The way communication between the nervous system and muscles occurs is also not fully understood. Several studies have shown that this is closely linked to phenomena of synchrony between neuronal and muscular electrical activity, namely during corticomotor control. This dissertation intends to contribute positively to this investigation. For this purpose, it is now intended to collect EEG and EMG signals during the performance of a motor task in order to perceive which areas of the forearm are most relevant for the study of synchronicity phenomena. It is also intended to understand if there is any relation or dependence between the frequency adjustment and the phase adjustment of the signals.

An electromyographic sleeve was constructed and an electroencephalographic cap was used to collect the signals while the volunteers performed a motor activity that consisted of playing a game, thus requiring a continuous motor control during the collection. Then the data were analysed with time temporal decorrelation separation algorithms (TDSEP) and the coherence in relation to a reference signal, was studied, and referenced phase analysis (RPA) to study the phase adjustment.

It is concluded that the in-phase adjustment between signals actually occurs during corticomotor control, however, is in no way related or dependent on the frequency adjustment. It has also been shown that the best areas of the arm for phase adjustment are the proximal zone of the forearm, posterior distal of the forearm, and the area between the index finger and thumb of the hand. These conclusions have numerous practical applications, namely, at clinical level. For example, in cases of cerebrovascular accident or Parkinson's patients.

**Keywords:** Corticomotor control, Synchrony, Electroencephalography, Electromyography, Electromyographic Sleeve, Temporal Decorrelation Separation, Referenced Phase Analysis.



# Índice

Lista de Siglas.....	xvi
Lista de Imagens.....	xviii
Lista de Tabelas.....	xxii
1. Introdução.....	1
1.1. Contextualização.....	1
Enquadramento geral.....	1
Enquadramento Local.....	3
1.2. Objetivos.....	5
1.3. Estrutura da Dissertação.....	7
2. Enquadramento Teórico.....	9
2.1. Conceitos Fisiológicos.....	9
2.1.1. Sistema Nervoso.....	9
2.1.2. Miologia.....	15
2.1.3. Controlo corticomotor.....	19
2.2. Conceitos de Eletrofisiologia.....	21
2.2.1. Eletroencefalografia.....	21
2.2.2. Eletromiografia.....	23
2.3. Conceitos de Processamento de Sinal.....	24
2.3.1. Sincronia.....	24
2.3.2. Oscilador autossustentado.....	25
2.3.3. Acoplamento de osciladores.....	26
2.3.4. Coerência e <i>Phase Locking Factor</i> .....	31
2.3.5. Separação de fontes e deteção de sincronia.....	33
3. Materiais e Métodos.....	39
3.1. Métodos.....	39
3.1.1. Jogo <i>Keep-Control</i> .....	39
3.2. Aquisição de sinais.....	41
3.2.1. Recolha de EEG.....	42
3.2.2. Recolha de EMG.....	43
3.3. Algoritmos de Processamento.....	46
3.3.1. Pré-processamento e <i>Whitening</i> .....	47
3.3.2. Análise em Componentes Independentes.....	47
3.3.3. TDSEP e Coerência.....	49

3.3.4. RPA e Ajuste em Fase.....	53
4. Resultados.....	61
4.1. TDSEP e Ajuste em Frequência.....	61
4.1.1. Resultados gerais.....	62
4.2. Ajuste em Fase e PLF.....	66
4.2.1. Resultados por Voluntário.....	67
5. Discussão de Resultados.....	82
5.1. Coerência e TDSEP.....	82
5.2. Ajuste em Fase e PLF.....	82
6. Conclusões.....	86
6.1. Contributo da dissertação.....	87
6.2. Trabalho futuro.....	87
7. Bibliografia.....	90
Consentimento Informado.....	93
Distribuição dos elétrodos de EEG.....	95
Método de Conversão de Escalas.....	96
Distribuição dos elétrodos de EMG.....	97
Cotas do <i>Holder</i> – Peça Pequena.....	98
Cotas Do <i>Holder</i> – <i>O-Ring</i> .....	99
Cotas do <i>Holder</i> – Peça Grande.....	100



# Lista de Siglas

**SNC** – Sistema Nervoso Central

**SNP** – Sistema Nervoso Periférico

**EEG** – Eletroencefalografia

**EMG** – Eletromiografia

**PLF** – *Phase Locking Factor*

**BSS** – Separação Cega de Fontes

**ICA** – Análise de Componentes Independentes

**TDSEP** – Separação por Descorrelação Temporal

**SSS** – Separação de Fontes Síncronas

**IPA** – Análise de Fases Independentes

**RPA** – Análise com Referência de Fase



# Lista de imagens

Figura 1 – Esquema representativo da divisão do sistema nervoso. ....	10
Figura 2 - Imagem ilustrativa das várias estruturas que constituem o sistema nervoso central ..	11
Figura 3 - Representação de um neurónio genérico e dos seus principais componentes. ....	12
Figura 4 - Gráfico do potencial de ação de um neurónio. ....	13
Figura 5 - Representação esquemática da constituição do músculo.....	16
Figura 6 – Músculos constituintes do antebraço. ....	18
Figura 7 - Imagem representativa das diferentes divisões do cérebro, com destaque para o córtex motor primário. ....	19
Figura 8 - Esquema representativo da junção sinática entre a extremidade do axónio de um neurónio motor e a fibra muscular. ....	20
Figura 9 - Imagem representativa do que acontece entre os filamentos de actina e de miosina durante o músculo relaxado e durante o músculo contraído. ....	20
Figura 10 - Montagem universal do sistema 10/20. ....	22
Figura 11 - Gráfico de relação entre a discrepância de frequências dos osciladores não acoplados e a diferença entre as frequências dos dois osciladores após acoplamento. ....	27
Figura 12 - Ajuste em fase de dois osciladores em dois casos distintos, (a) em fase e (b) em anti-fase. ....	28
Figura 13 - (a) Representação do ciclo limite de um oscilador autossustentado genérico cujas coordenadas polares do ponto de fase são a fase no instante $t$ , $\varphi(t)$ , e a amplitude de oscilação, $A$ . (b) Ciclo limite de um oscilador autossustentado genérico cujo ponto de fase regressa à linha do ciclo após sofrer uma perturbação.....	29
Figura 14 - Esquema ilustrativo das duas escalas de tempo de um oscilador autossustentado de relaxamento. ....	31
Figura 15 - Imagem do cenário do jogo Keep-Control utilizado durante a recolha dos sinais fisiológicos. ....	40
Figura 16 - Fotografia do a) atuador e do respetivo b) hardware eletrónico. ....	41
Figura 17 - Cap de 128 canais utilizado na recolha de 16 canais de EEG. ....	42
Figura 18 - Localização e montagem dos dois eléctrodos de superfície colocados na mão direita dos voluntários.....	43
Figura 19 - Manga eletromiográfica desenvolvida nesta dissertação e respetivas vistas a) anterior e b) posterior. ....	44

Figura 20 - Holder modelado e impresso em 3D usado na manga eletromiográfica. Em a) representa-se o holder montado e em b) estão representados os seus constituintes. Na figura c) representa o tipo de elétrodo utilizado nas recolhas de sinal.....	45
Figura 21 - Montagem utilizada na recolha de sinais eletrofisiológicos. ....	46
Figura 22 - Fluxograma do processamento aplicado aos dados até este momento. ....	47
Figura 23 - Várias etapas do primeiro algoritmo de processamento de dados onde a) representa os dados iniciais, b) os dados sem média e filtrados, c) as componentes independentes e d) os dados finais com o processamento feito e a componente indesejada removida .....	48
Figura 24 - Evolução dos gráficos de coerência ao longo do algoritmo. ....	50
Figura 25 – Fontes separadas por TDSEP e ordenadas por coerência. ....	51
Figura 26 - Gráficos, a), e mapas, b), representativos da evolução temporal das componentes de coerência agrupadas pelo algoritmo. ....	52
Figura 27 - Fluxograma do algoritmo de TDSEP e coerência usado na dissertação.....	53
Figura 28 - Segunda componente de coerência ao longo do tempo do exemplo da figura 25, onde se assinala o pico correspondente ao intervalo com mais coerência, bem como o seu início, A, e fim, B, e o número total de amostras da componente, $N_2$ . ....	54
Figura 29 - Mapa da componente utilizada como exemplo na figura 28 no qual se assinala a mancha clara correspondente ao pico de maior coerência, bem como, a frequência a que esse pico ocorre.....	55
Figura 30 - Exemplos dos mapas criados para duas janelas consecutivas de 50 soluções cada. ....	56
Figura 31 - Mapas com os resultados do segundo agrupamento feito pelo algoritmo. ....	57
Figura 32 - Mapas do segundo tipo de agrupamentos.....	58
Figura 33 - Fluxograma com todas as etapas do algoritmo de RPA. ....	58
Figura 34 - Fluxograma com as etapas subjacentes ao segundo tipo de agrupamentos. ....	59
Figura 35 - Evolução dos gráficos de coerência ao longo do algoritmo, para o voluntário 1. ....	64
Figura 36 - Fontes separadas por TDSEP e ordenadas por coerência, para o voluntário 1.....	64
Figura 37 - Gráficos, a), e mapas, b), representativos da evolução temporal das componentes de coerência agrupadas pelo algoritmo. ....	65
Figura 38 - Mapas dos agrupamentos das soluções obtidas no algoritmo de RPA e respetivos valores de PLF.....	68
Figura 39 - Mapas dos agrupamentos das soluções obtidas no algoritmo de RPA e respetivos valores de PLF.....	69
Figura 40 - Mapas dos agrupamentos das soluções obtidas para os cinco casos estudados do voluntário 3. ....	70
Figura 41 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas no estudo dos casos de RPA do quarto voluntário. ....	71

Figura 42 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas para o voluntário 5. ....	72
Figura 43 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas nos estudos do sexto voluntário. .....	73
Figura 44 - Mapas das soluções obtidas para o algoritmo de RPA. ....	74
Figura 45 - Mapas dos agrupamentos dos soluções encontradas para os cinco casos de RPA estudados no voluntário oito. ....	75
Figura 46 - Mapas das soluções encontradas com o RPA para o nono voluntário. ....	76
Figura 47 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas nos três casos estudados para o último voluntário. ....	77
Figura 48 - Gráfico com o comportamento do PLF ao longo do tempo, para o caso RPA_01 do Voluntário_02. ....	79
Figura 49 - Mapas referentes às três janelas selecionadas no mapa da figura 47.....	80
Figura 50 - Mapa referente à janela 72 do caso RPA_01 do Voluntário_02. ....	80
Figura 51 - Mapas correspondentes às soluções agrupadas nas janelas 46, a), e 85, b), do caso RPA_01 do Voluntário_02.....	80
Figura 52 – Vista posterior dos músculos do antebraço.....	83
Figura 53 - Adaptação de um cap de EEG de 128 elétrodos para os 16 elétrodos utilizados nesta dissertação, assinalados a vermelho. A azul assinalam-se os canais usados como ground, mais especificamente, o CMS - Common Mode Sense, e o DRL – Driven Right Leg. ....	95
Figura 54 - Esboço da distribuição dos 16 elétrodos da manga eletromiográfica e dos 2 elétrodos de EMG da mão dos voluntários. ....	97
Figura 55 - Cotas da peça pequena do holder, modelada e impressa em 3D. ....	98
Figura 56 - Cotas do o-ring utilizado no interior do holder para isolar o gel condutor e segurar o elétrodo.....	99
Figura 57 - Cotas da peça grande do holder, modelada e impressa em 3D.....	100



# Lista de Tabelas

Tabela 1 – Parâmetros previamente definidos do algoritmo de coerência e TDSEP. A preto representam-se os parâmetros fixos, a azul os parâmetros alterados nesta dissertação, mas utilizados para todos os casos e a verde os parâmetros variáveis para cada um dos voluntários estudados. ....	62
Tabela 2 – Valores utilizados em cada um dos voluntários, para o critério de agrupamento e para o número de componentes de coerência a reter.....	63
Tabela 3 – Parâmetros definidos antes de se poder utilizar o algoritmo de ajuste em fase. A preto representam-se os parâmetros fixos, a azul os parâmetros alterados nesta dissertação mas constantes para todos os casos em estudo, e a verde os parâmetros variáveis para cada um dos casos estudados. ....	66
Tabela 4 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_01.....	67
Tabela 5 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_02.....	69
Tabela 6 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_03.....	70
Tabela 7 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_04.....	71
Tabela 8 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_05.....	72
Tabela 9 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_06.....	73
Tabela 10 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_07.....	74
Tabela 11 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_08.....	75
Tabela 12 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_09.....	76
Tabela 13 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário_10.....	77



## Introdução

### 1.1. Contextualização

#### Enquadramento geral

O cérebro humano foi, em tempos, um mundo totalmente desconhecido, que sempre suscitou muita curiosidade e que levou a que muita investigação fosse sendo feita com o objetivo de o entender melhor. Atualmente, a ciência desenvolve-se muito rapidamente, o que permite descobertas novas de forma quase constante. A ciência ligada ao estudo do controlo corticomotor não é exceção.

Sabe-se, atualmente, que o sistema nervoso se divide em sistema nervoso central e sistema nervoso periférico. São conhecidas as diferentes áreas constituintes do sistema nervoso central e como se estende o sistema nervoso periférico ao longo de todo o corpo. É sabido que existe comunicação, não só entre diferentes regiões do sistema nervoso central, mas também, entre este e o sistema nervoso periférico [1]. A forma como a comunicação entre os sistemas nervoso central e periférico se estabelece, ao nível elétrico, não é, no entanto, totalmente conhecida.

Diversos trabalhos têm vindo a ser desenvolvidos tendo como objetivo responder a esta questão e, com todo este desenvolvimento, os fenómenos de sincronia como a mais plausível resposta têm ganho força. Inúmeros estudos têm apontado para a importância destes fenómenos como forma de comunicação entre o sistema nervoso central e o sistema nervoso periférico, o que leva a crer que existe uma relação direta de sincronia entre os sinais eletroencefalográficos medidos em diferentes regiões do escalpe e entre os sinais eletroencefalográficos registados no escalpe e os sinais eletromiográficos medidos à superfície do músculo [2].

Sincronia é o termo genérico a utilizar quando duas ou mais ações ocorrem em simultâneo, [3], isto é, serve para classificar a existência de qualquer tipo de relação entre eventos com uma certa periodicidade. Nesta dissertação, o termo sincronia é referente à sincronia de fase e verifica-se quando dois ou mais osciladores autossustentados mantêm um movimento

oscilatório com uma diferença de fase constante entre si, num dado intervalo temporal [4]. Os osciladores autossustentados são, por sua vez e no contexto desta dissertação, as fontes neuronais e as fibras musculares, que podem ser interpretados como grupos de células síncronas entre si [5].

Para se poder estudar a sincronia de fase entre as fontes, é necessário aceder às respetivas fases, no entanto, os sinais medidos, tanto na eletroencefalografia como na eletromiografia, resultam de uma sobreposição de várias fontes uma vez que é impossível fazer o registo do sinal proveniente de uma única fonte sem que exista qualquer tipo de sobreposição de sinal de fontes adjacentes. Desta forma, um sinal medido por um sensor eletroencefalográfico ou eletromiográfico será sempre uma sobreposição de várias fontes neuronais, será sempre o resultado de somas construtivas e destrutivas entre diversos sinais [2]. Esta sobreposição cria um problema que, embora não podendo ser resolvido com recurso ao *hardware* pois, como referido, não se consegue registar o sinal de fontes individuais, pode ser resolvido usando *softwares*. Surgem, então, técnicas que permitem a separação das fontes sobrepostas em fontes individuais.

O problema da sobreposição de fontes é tipicamente denominado por Separação Cega de Fontes (BSS – *Blind Source Separation*). A única forma de o resolver é aplicando uma série de suposições que permitem chegar a uma possível solução. Apesar do problema de separação cega de fontes não ter uma solução geral, algumas técnicas permitem chegar a soluções particulares pois têm em conta diferentes suposições, tais como a dinâmica temporal de cada fonte, ou a independência estatística entre sinais originários de diferentes fontes. Duas das principais técnicas que permitem resolver o problema de sobreposição das fontes são a Análise de Componentes Independentes (ICA – *Independent Component Analysis*) e a Separação por Descorrelação Temporal (TDSEP – *Temporal Decorrelation Source Separation*). Estas tomam como critério, a independência estatística entre componentes e a descorrelação temporal, respetivamente. Ambas as técnicas têm, no entanto, um problema. Como não têm em consideração a existência de sincronia entre fontes e por não terem em conta a fase dos sinais, tornam-se menos relevantes no contexto desta dissertação. No entanto, serão utilizadas como pré-processamento, no decorrer da dissertação, para o estudo da coerência entre sinais [2] [6]. Desta forma, surge uma terceira técnica de separação de fontes, a Separação de Fontes Síncronas (SSS – *Synchronous Sources Separation*) que, como tem em conta os fenómenos de sincronia na separação das fontes, é muito mais útil no contexto desta dissertação para o estudo da sincronia em fase entre os sinais. Adicionalmente a esta suposição de se considerar a sincronia entre fontes, pode ainda considerar-se uma segunda suposição. Desta forma, surgem novas técnicas. São elas a Análise de Fases Independentes (IPA – *Independent Phase Analysis*), onde se assume a independência entre as diferentes fases, e a Análise com Referência de Fase (RPA – *Reference Phase Analysis*), onde se utiliza um sinal como referência para separar as fontes [7]. Na presente dissertação, como se pretende utilizar sinais eletroencefalográficos como referência, a análise com referência de fase será a mais adequada.

Quanto à medida da relação de fase propriamente dita, é frequente utilizar-se o PLF - *Phase Locking Factor*, que constitui uma forma de medir a sincromia entre dois osciladores [4]. Explicações mais detalhadas sobre cada umas técnicas serão dadas adiante.

Desta forma, o trabalho desta dissertação prende-se com o estudo do controlo corticomotor fazendo recolhas de sinais eletroencefalográficos e eletromiográficos que serão posteriormente analisados com técnicas de separação de fontes para estudar e detetar fenómenos de sincronia de fase, a fim de se perceber como as atividades cerebrais e motoras comunicam entre si. Importa salientar que os estudos nesta área, isto é, os estudos sobre o ajuste em fase entre sinais são muito diminutos, o que vem elevar a importância desta dissertação.

## Enquadramento Local

A presente dissertação é a sexta de uma série de dissertações que se têm dedicado a estudar o tema do controlo corticomotor e da comunicação entre o sistema nervoso central e o sistema nervoso periférico. O trabalho desenvolvido e os resultados obtidos em cada uma das cinco dissertações anteriores são sumariamente abordados de seguida.

José Martins, em “Estudo do Controlo Via Sincronias entre Sinais de EEG e de EMG” [8], procedeu à recolha de sinal eletroencefalográfico e eletromiográfico de duas cobaias para cumprir o objetivo de detetar fontes no córtex motor e pré-motor durante a realização de uma atividade física, especificamente, um movimento de pinça realizado pelos dedos indicador e polegar. Para contrariar a força exercida durante o movimento de pinça, foi utilizada uma mola. Relativamente à análise e processamento de sinal, foi utilizado o método de separação de fontes por decorrelação temporal, TDSEP, com o objetivo de estudar a coerência entre os sinais. No entanto, pela incapacidade deste método em proceder à separação de fontes tendo em conta fenómenos de sincronia de fase entre elas, foi utilizado o método de análise com referência de fase, RPA. Este método, por sua vez, permite não só fazer separação de fontes síncronas, como também, estudar a relação em fase entre os diversos sinais utilizando um sinal previamente escolhido como referência. O sinal utilizado como referência neste trabalho foi um sinal de eletromiografia. Para medir a relação de sincronia de fase entre os sinais de eletroencefalografia e o sinal de referência, foi utilizado o *phase locking factor*, PLF. Uma vez separadas as fontes, estas foram representadas por mapas de diferenças de potencial elétrico que permitem detetar visualmente a localização da fonte. Confirmou que o sujeito diagnosticado com tremor essencial tem resultados mais expressivos de fenómenos de sincronia quando comparado ao sujeito sem patologia. Ficou patente que a intensidade da força aplicada pelos dedos no movimento em pinça está diretamente relacionada com os resultados da relação entre a atividade eletromiográfica e a atividade eletroencefalográfica. Apesar de terem sido realizadas várias alterações ao protocolo de

aquisição dos dados e de várias medidas terem sido realizadas, como foram utilizados apenas dois voluntários, um sem patologia e um com tremor essencial, não foi possível verificar a autenticidade dos resultados [8].

Sara Matos, em “Detecção de Sincronia no Controlo Corticomotor” [9], tendo por base trabalho desenvolvido anteriormente, melhorou os parâmetros utilizados nos algoritmos de separação de fontes por decorrelação temporal e de análise por referência de fase, TDSEP e RPA respetivamente, o que lhe permitiu identificar uma gama de frequências mais adequadas para a eventual deteção de sincronia, bem como, aumentar a qualidade dos sinais registados diminuindo o ruído subjacente. Conseguiu proceder a uma melhor identificação das fontes uma vez que utilizou agrupamentos de fontes no RPA. O seu estudo foi realizado em dois sujeitos do sexo masculino, sendo que, um deles apresentava uma patologia concreta, tremor essencial, tendo verificado resultados para as soluções do RPA distintos para as duas situações, resultado similar ao obtido em [8], [9].

Diogo Braga, em “Influência da força muscular nas características do sinal de EEG durante a realização de tarefas motoras” [10], introduziu um terceiro voluntário no estudo numa tentativa de colmatar as limitações até então existentes por se utilizarem apenas dois voluntários. Este terceiro voluntário possuía a característica de ser canhoto, mas foi forçado toda a sua vida a ser destro. Esta adição permitiu, não só, ter mais voluntários, como também diminuir a homogeneidade do estudo. Notou que os mapas de diferença de potencial elétrico representativos das fontes já separadas são bastante distintos dos obtidos para os primeiros dois voluntários. Ao estudar gráficos de coerência em função das frequências, dos sinais recolhidos e analisados, concluiu não ser possível estabelecer um intervalo de frequências padrão para cada aquisição pois verificou que as frequências para as quais a coerência é maior, variam tanto para diferentes indivíduos como para diferentes atividades motoras. Verificou, ainda, que existe uma variação do PLF quando também o número de amostras varia, durante a recolha do sinal. No entanto, ficou provada a existência de uma relação direta de sincronia entre sinais de eletroencefalografia e eletromiografia. Foi, ainda, no decorrer desta dissertação que os sinais começaram a ser recolhidos no interior de uma Gaiola de Faraday, o que permitiu melhorar significativamente a qualidade dos dados recolhidos, uma vez que o interior da sala está totalmente isolada de ruídos eletromagnéticos. Apesar de reunidas as condições ideais para a recolha dos dados, estes acabaram por revelar-se menos úteis para a dissertação em causa [10].

Nas dissertações até então desenvolvidas, foi utilizada uma mola como atuador. Esta teve como função contrariar o movimento em pinça realizado pelos voluntários com os seus dedos polegar e indicador, tipicamente denominados por P e I respetivamente. Inicialmente foi utilizada uma mera mola de roupa, que acabou por evoluir para uma mola especial. A primeira permitia

apenas contrariar o movimento em pinça realizado pelos voluntários. A segunda, por sua vez, permitia medir a força aplicada pelo sujeito, o que representou algum avanço para os testes realizados. Ambos os protótipos apresentavam, no entanto, elevados níveis de histerese. É devido a estas limitações que surge a quarta tese e que vem dar continuação às anteriores.

Marcos Rodrigues, em “Desenvolvimento de um mecanismo de biofeedback para controlo motor” [11], no seguimento dos trabalhos até aqui feitos, desenvolveu um mecanismo de biofeedback que veio melhorar a aquisição do sinal. Para isso desenvolveu um algoritmo jogável e o respetivo atuador. O novo atuador permitiu resolver os problemas de histerese até então existentes e o jogo implementado veio dar um propósito ao movimento em pinça realizado pelos voluntários uma vez que exigia que uma série de comandos fossem controlados para se evoluir no jogo [11]. Mais detalhes sobre o jogo e o atuador serão abordados oportunamente.

Sara Duarte, em “Influência da Força e do Controlo Motor na Relação Entre a Atividade Elétrica Cerebral e Muscular” [12], tendo, mais uma vez, por base o trabalho até aqui desenvolvido, resolveu alguns problemas ainda existentes com o atuador e com o jogo desenvolvidos no trabalho anterior, tornando-o totalmente viável para ser utilizado durante a aquisição de sinais. Procedeu à recolha de 32 canais de eletroencefalografia e de oito canais de eletromiografia e conseguiu obter resultados mais robustos na análise dos sinais medidos pois, não só, aumentou o número de amostras, como também otimizou o processo de aplicação dos algoritmos de processamento, nomeadamente, TDSEP e RPA, através da definição de valores específicos e adequados para os parâmetros a utilizar. Desta forma, conseguiu eliminar algumas das principais limitações sentidas ao longo das dissertações anteriores. Os resultados obtidos na dissertação permitiram fortalecer a teoria de que o controlo motor está intimamente ligado à sincronia [12].

Desta forma, surge a questão principal, expressa no capítulo seguinte, que vai levar à realização da presente dissertação.

## 1.2. Objetivos

Como visto, o trabalho a nível local tem vindo a ser complementado ao longo das diferentes dissertações, mas até então, procurou-se registar 32 canais de eletroencefalografia utilizando um canal de eletromiografia, de um músculo específico, como referência para procurar fontes síncronas na atividade elétrica. No entanto, não existem garantias de que o músculo cujo sinal eletromiográfico se utilizou como referência, fosse efetivamente o músculo que estava a ser diretamente controlado pelo córtex motor primário, ou melhor, é óbvio que o músculo do qual se registou o sinal eletromiográfico é controlado pelo córtex motor pois todos os músculos o são. O

que se pretende avaliar como tese é se o músculo do qual se recolheu o sinal em teses anteriores, é efetivamente aquele que é diretamente responsável pelo movimento em causa, no caso, o movimento em pinça com os dedos polegar e indicador da mão. Respondida esta questão, será possível proceder ao estudo dos sinais no que aos fenómenos síncronos subjacentes ao controlo corticomotor diz respeito.

Para se responder a estas questões pretende-se, nesta dissertação, fazer o estudo inverso, ou seja, pretende-se registar um conjunto de sinais eletromiográficos ao longo de todo o antebraço e registar, ainda, um conjunto de sinais de eletroencefalografia, com sensores colocados no escalpe e sobre o córtex motor primário. Este procedimento permitirá, não só, realizar a análise de coerência entre os sinais, mas também, escolher um sinal, ou uma relação de vários sinais, de entre todos os sinais eletroencefalográficos medidos, para ser utilizado como referência na aplicação do algoritmo de separação de fontes e deteção de sincronia por referência de fase, RPA. Para isso, criar-se-á uma manga eletromiográfica para registo de 16 sinais de EMG, e adaptar-se-á um *cap* de EEG de 128 eléctrodos para registar 16 canais eletroencefalográficos. Desta forma prevê-se ser possível estudar os sinais eléctricos de todos os principais músculos do antebraço direito simultaneamente, durante a realização da atividade motora.

Recorrer-se-á às técnicas de análise computacionais para separação de fontes e deteção de sincronia nos sinais recolhidos já utilizadas nas dissertações anteriores, nomeadamente, às técnicas de separação de fontes cegas e estudo da coerência, às técnicas de separação de fontes síncronas e ao parâmetro de deteção de relação em fase, o *phase locking factor*, PLF, mas adaptadas para o novo contexto da presente dissertação.

Pretende-se, ainda, aumentar o número de voluntários participantes no estudo a fim de se conseguir ter uma melhor e mais segura base de resultados, excluindo a possibilidade de estes não serem representativos.

Resumidamente, nesta dissertação pretende-se avançar no conhecimento dos mecanismos subjacentes à comunicação entre o sistema nervoso central e o periférico. Pretende-se procurar qual a configuração da medição da atividade muscular que melhor se relaciona com a atividade eléctrica cerebral, utilizando técnicas que permitam estudar a coerência e a relação de fase entre os diversos sinais, mais concretamente, entre os sinais eletromiográficos e os sinais eletroencefalográficos. A ênfase será dada à exploração de multi-sensores miográficos para identificação da melhor relação entre a atividade eléctrica ao nível do córtex e ao nível muscular, como já referido. Para a separação de fontes e deteção de sincronia, serão utilizados diversos algoritmos, como o ICA, o TDSEP, o RPA e o PLF, que serão abordados posteriormente.

## 1.3. Estrutura da Dissertação

Esta dissertação encontra-se dividida nos seguintes capítulos:

- Capítulo 1 – Introdução. Neste capítulo explica-se qual o tema a ser trabalhado nesta dissertação e os objetivos que se pretendem cumprir. Abordam-se, ainda, os trabalhos que têm vindo a ser desenvolvidos na faculdade sobre o tema.
- Capítulo 2 – Enquadramento Teórico. Este capítulo introduz o estado da arte, explicitando todos os conceitos teóricos relevantes à dissertação.
- Capítulo 3 – Materiais e Métodos. O terceiro capítulo contém informação sobre os materiais usados, como a manga de EMG ou o jogo *Keep-Control*, e sobre os métodos, desde os correspondentes à aquisição dos sinais, aos de processamento dos mesmos.
- Capítulo 4 – Resultados. Os resultados obtidos pelos algoritmos de processamento enunciados no capítulo anterior são apresentados neste quarto capítulo.
- Capítulo 5 – Discussão de Resultados. Neste capítulo realiza-se uma completa análise dos resultados obtidos.
- Capítulo 6 – Conclusões. Neste último capítulo expõem-se todas as conclusões retiradas ao longo da dissertação, bem como, sugestões para trabalhos futuros.
- Capítulo 7 – Bibliografia.



## Enquadramento Teórico

Neste capítulo abordam-se, de forma sucinta, os conceitos relevantes para o tema central da dissertação e que sejam necessários para uma melhor compreensão dos objetivos que se pretendem cumprir. O capítulo encontra-se dividido em três subcapítulos. O primeiro introduz os conceitos anatómico-fisiológicos, enquanto que no segundo se abordam as técnicas de instrumentação, mais concretamente, as técnicas de recolha de sinais eletrofisiológicos. Finalmente, no terceiro subcapítulo, resume-se o estado de arte associado às técnicas de análise de sinais eletrofisiológicos, nomeadamente, técnicas de separação de fontes e de deteção de sincronia.

### 2.1. Conceitos Fisiológicos

#### 2.1.1. Sistema Nervoso

As funções orgânicas, bem como a integração no meio ambiente, do ser humano estão dependentes de um sistema denominado sistema nervoso. O sistema nervoso é, portanto, responsável por controlar e coordenar as funções dos restantes sistemas do organismo, bem como interpretar estímulos externos e desencadear eventuais respostas a esses estímulos. Isto revela que o sistema nervoso é constituído por funções voluntárias, mas também por funções involuntárias [13].

O sistema nervoso é subdivisível em duas partes, o sistema nervoso central, SNC, e o sistema nervoso periférico, SNP. A divisão é, não só topográfica, mas também funcional, embora as duas sejam interdependentes [14]. As figuras 1 e 2 representam esquematicamente essa mesma divisão.

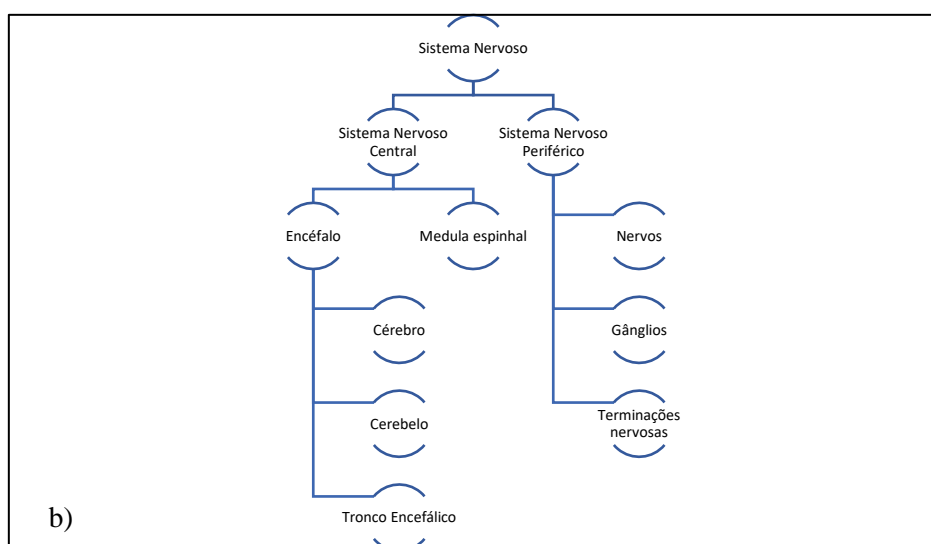
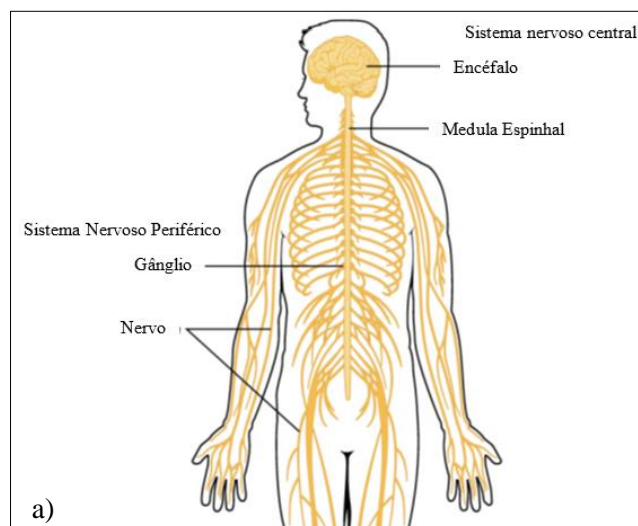


Figura 1 – Esquema representativo da divisão do sistema nervoso. Em a) representa-se a divisão anatômica [adaptado de 1]. Em b) esquematiza-se a divisão funcional [adaptado de 14].

## Sistema Nervoso Central

O sistema nervoso central é o principal centro de receção, interpretação e resposta a estímulos externos e tem ainda como função coordenar os restantes sistemas internos. O sistema nervoso central é constituído por duas estruturas principais, o encéfalo e a medula espinhal, que se localizam no esqueleto axial, mais concretamente, no crânio e coluna vertebral, como representado na figura 2. De realçar que o encéfalo se subdivide em estruturas mais específicas, nomeadamente em cérebro, cerebelo, ponte e bulbo raquidiano [14]. As duas estruturas principais do SNC comunicam entre si através do forame magno, uma abertura no osso occipital, na base do crânio [13]. Como sistema complexo e evoluído que é, o SNC é constituído por unidades individuais, as células nervosas (neurónios) e as células gliais.

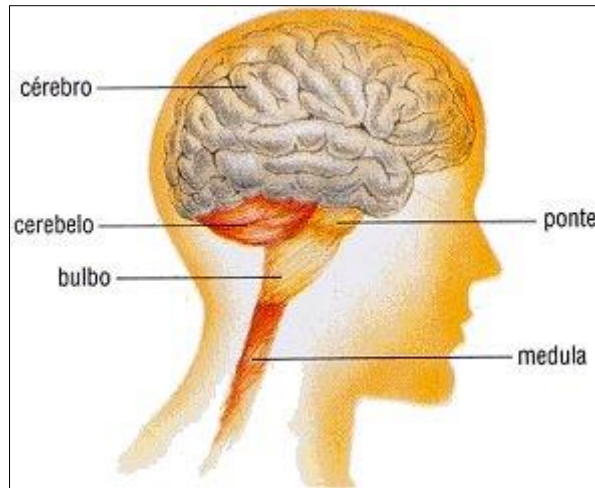


Figura 2 - Imagem ilustrativa das várias estruturas que constituem o sistema nervoso central [21].

## Neurónio

Os neurónios são as células eletricamente excitáveis do sistema nervoso, organizam-se em redes neuronais complexas e comunicam entre si através de sinapses elétricas ou sinapses químicas. São estas células as responsáveis por todo o tratamento da informação envolvido nos processos cerebrais. Eles recebem estímulos e transmitem potenciais de ação a outros neurónios ou aos órgãos eferentes [13].

Normalmente, os neurónios possuem quatro componentes principais: as dendrites, o corpo celular, o axónio e os seus terminais pré-sinápticos. Sucintamente, cada um destes componentes corresponde, respetivamente, à entrada, integração, condução e transmissão de informação [15]. O corpo celular encerra em si o núcleo da célula e, como qualquer corpo celular de outra célula, é considerado o centro metabólico. As dendrites constituem a região por onde, tipicamente, a informação entra no neurónio, vinda de terminais pré-sinápticos de outros neurónios. São, ainda, o local onde o estímulo pode ser passado ao neurónio seguinte ou ser inibido. O axónio é responsável pela condução de informação até outros neurónios ou até aos músculos. Tipicamente é revestido por bainhas de mielina, formada por células gliais e com diversas interrupções, denominadas por nós de Ranvier. Estes funcionam como um revestimento isolante e que proporcionam uma mais rápida condução do potencial de ação [15]. A figura 3 representa um neurónio genérico e os componentes acima referidos.

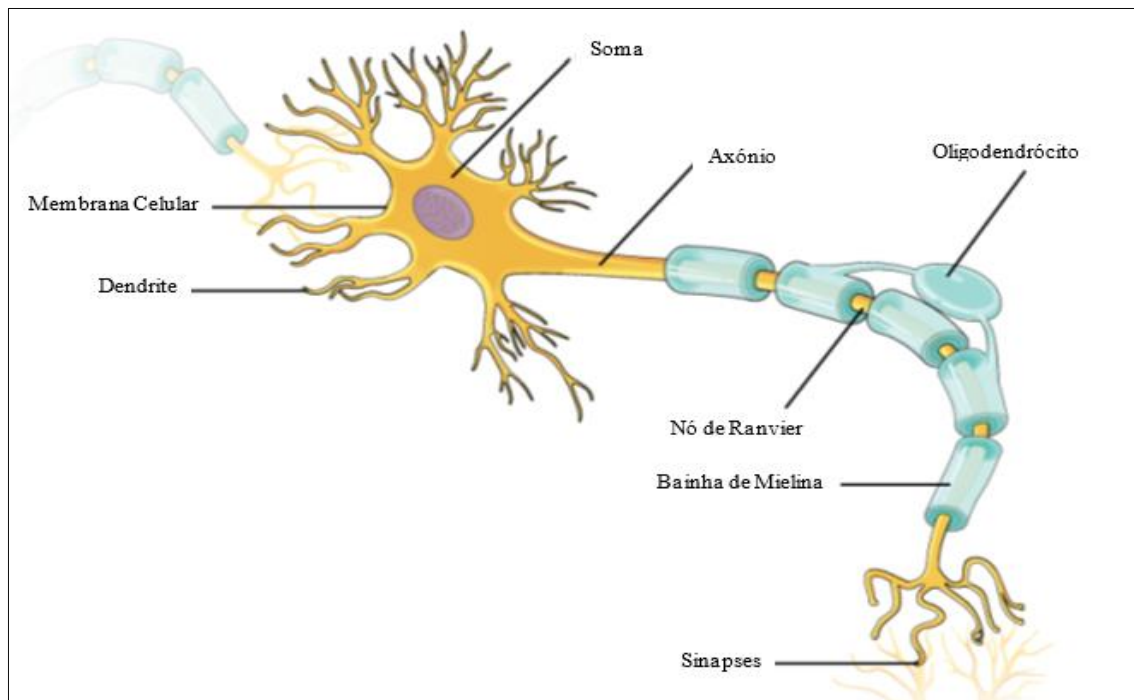


Figura 3 - Representação de um neurônio genérico e dos seus principais componentes [adaptado de 1].

### Potencial de ação

O potencial de ação é, sucintamente, a forma como a transmissão da informação se dá ao longo do axônio [1]. A figura 4 esquematiza o potencial de ação. Este divide-se em três etapas, despolarização, hiperpolarização e repolarização. As células apresentam, normalmente, uma diferença de potencial de cerca de  $-70\text{mV}$  entre o meio intracelular e o meio extracelular. Quando o processo associado ao potencial de ação se inicia, sofrem despolarização. A despolarização eleva a diferença de potencial para valores de cerca de  $30\text{mV}$ , e corresponde à abertura de canais de  $\text{Na}^+$  que, devido à sua elevada concentração no meio extracelular, terá tendência a entrar na célula. Em seguida ocorre a repolarização, que leva à diminuição do potencial transmembranar. Esta fase inicia-se quando os canais de  $\text{K}^+$  se abrem, com o objetivo de contrabalançar o aumento da diferença de potencial. Isto acontece pois o potássio tem uma maior concentração no meio intracelular e tenderá a sair da célula, fazendo com que o potencial da célula se torne mais negativo. O potencial, entretanto, estabiliza, mas não sem antes se verificar uma hiperpolarização, que pode levar a que se atinjam valores à volta dos  $-90\text{mV}$ . A hiperpolarização deve-se ao facto dos canais que permitem a saída do potássio serem lentos a fechar permitindo, deste modo, que o meio intracelular atinja um potencial bastante negativo relativamente ao meio extracelular.

O potencial de ação pode, ainda, ser influenciado pela concentração de  $\text{Cl}^-$ , no entanto, o contributo do cloro para o potencial de ação é reduzido pois não apresenta fluxo efetivo entre o

meio intracelular e o meio extracelular, exceto em situações de elevadas alterações iónicas [1, 15].

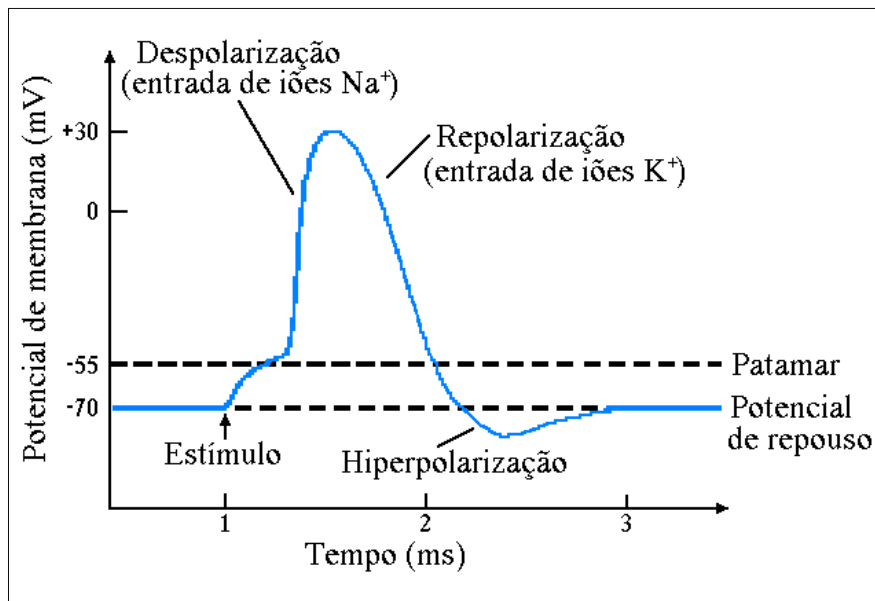


Figura 4 - Gráfico do potencial de ação de um neurónio. Nele estão representadas as 4 principais fases do potencial de ação, o estímulo, a despolarização, a repolarização e a hiperpolarização [15].

Relativamente ao comportamento do sinal, este representa as respostas temporais dos canais envolvidos, nomeadamente, os canais de potássio e sódio. Outro detalhe importante a ter em conta é o limiar de excitabilidade. Este patamar define o ponto a partir do qual se dá, efetivamente, um potencial de ação. Sempre que a diferença de potencial o atingir, desencadear-se-á um novo potencial de ação [15].

Verificou-se, até aqui, como se processa a transmissão de um estímulo ao longo de um axónio neuronal, no entanto, sempre que este potencial de ação atinge a extremidade distal do axónio, terá de continuar a progressão para o neurónio seguinte. Esse processo designa-se por sinapse [1].

## Sinapses

As sinapses dividem-se em dois tipos, sinapses elétricas e sinapses químicas [1]. Nas sinapses elétricas, as células pré-sináptica e pós-sináptica estão fisicamente ligadas e este contacto entre os respetivos citoplasmas permite a replicação imediata do potencial de ação que chega ao terminal da célula pré-sináptica, na célula pós-sináptica. As sinapses químicas utilizam neurotransmissores como mediadores da transmissão do estímulo. Os neurotransmissores são libertados para a fenda sináptica quando chega um estímulo ao terminal da célula pré-sináptica. Estes serão detetados por recetores localizados na membrana pós-sináptica. Este tipo de sinapse é

muito mais versátil que o tipo anterior pois associa a si a capacidade de transmitir o estímulo da célula pré-sináptica para a pós-sináptica de forma excitatória ou inibitória, ou seja, o estímulo, ocorrendo uma sinapse excitatória, é propagado à célula seguinte e, ocorrendo uma inibitória, o estímulo detém-se [15].

Apesar de não ser o potencial de ação a ser recolhido no EEG, é importante perceber como este ocorre pois é ele que, ao passar a um neurónio seguinte, dá origem ao potencial pós-sináptico e este, por sua vez, é importante para o EEG.

A passagem de um estímulo de uma célula pré-sináptica para uma célula pós-sináptica vai criar um potencial pós-sináptico [1]. São estes os potenciais mensuráveis no eletroencefalograma. Isto deve-se ao facto destes potenciais terem, nos neurónios piramidais, a mesma direção e comportamento, permitindo uma soma construtiva entre si e posterior recolha. De realçar que essa recolha apenas é viável quando uma população considerável de neurónios se encontrar sincronamente ativa, o que permite que a atividade elétrica de cada um dos neurónios seja somada às restantes. Os potenciais de ação não o permitem pois, existem axónios em todas as direções, impossibilitando uma eventual soma construtiva entre potenciais de ação. Adicionalmente, o potencial de ação decai muito mais depressa quando comparado com o potencial pós-sináptico o que, mais uma vez, impossibilita a sua recolha. Em suma, os sinais eletroencefalográficos não são mais do que os potenciais elétricos medidos ao nível do escalpe que resultam, por sua vez, da soma construtiva da atividade elétrica de todos os neurónios síncronos pertencentes a uma mesma população. Mais detalhes serão abordados no subcapítulo dedicado à eletroencefalografia.

## Sistema nervoso periférico

O sistema nervoso periférico liga o sistema nervoso central às restantes partes do organismo, e tem como principal função a transmissão de informação entre o sistema nervoso central e os diferentes tecidos do corpo, bem como a condução de comandos provenientes do SNC, que vão controlar as atividades dos sistemas efetadores [13]. O sistema nervoso periférico é constituído por 3 principais estruturas, os nervos cranianos e espinhais, os gânglios e as terminações nervosas [14].

Estas últimas consistem em estruturas especializadas em receber e detetar estímulos químicos ou físicos, exteriores e interiores e desencadear um impulso nervoso que se propagará até ao sistema nervoso central, onde será interpretado. A resposta adequada a esse estímulo será então enviada sob a forma de um novo estímulo nervoso [16]. Os gânglios são, basicamente, conjuntos de células nervosas, localizados fora do sistema nervoso central, que funcionam como ponte de ligação entre os neurónios e estruturas do organismo [16]. Finalmente, os nervos são formados por fibras nervosas, unidas por tecido conjuntivo, cuja função é a transmissão dos

impulsos nervosos desde e para o sistema nervoso central. Dividem-se em dois grandes grupos, nervos cranianos e nervos espinhais, consoante se situem junto do encéfalo ou façam a conexão entre a medula e as extremidades do organismo [14].

Atendendo aos objetivos da presente dissertação, deve referir-se a relevância destes últimos, pois é através deles que os impulsos nervosos originados no sistema nervoso central chegam às várias partes do organismo, nomeadamente, aos músculos. Como nesta dissertação se pretende estudar o controlo corticomotor utilizando os sinais elétricos, não só cerebrais, mas também musculares, a via pela qual estes chegam aos músculos é da maior relevância.

## **2.1.2. Miologia**

A miologia é a parte da anatomia que se dedica ao estudo dos músculos [17]. Os músculos são um dos principais tecidos do organismo e agrupam-se em três categorias principais, os músculos esqueléticos, os músculos lisos e os músculos cardíacos, consoante a sua funcionalidade, no entanto, todos possuem algumas características em comum. Uma dessas características denomina-se por excitabilidade e consiste, resumidamente, na capacidade de a membrana plasmática das suas células alterar o seu estado elétrico, entre polarizado e despolarizado, de forma a propagar um estímulo elétrico ao longo de todo o músculo [1].

### **Estrutura muscular**

A estrutura muscular mais simples é a fibra muscular. Esta varia o seu comprimento entre valores de poucos milímetros até cerca de quarenta centímetros. Cada fibra muscular está ligada a um filete nervoso através do qual lhe são transmitidos os impulsos de contração muscular. A fibra possui uma membrana, denominada sarcolema, que possui no seu interior milhares de miofibrilas. É revestida pelo endomísio, uma camada fina de tecido conjuntivo e, quando há agrupamento de várias fibras formam-se os feixes musculares que são, por sua vez, rodeados também por uma camada de tecido conjuntivo denominado perimísio. Finalmente, um conjunto de feixes musculares forma o músculo propriamente dito [18]. A figura 6 é uma representação esquemática da constituição de um músculo genérico. Uma peculiaridade importante das fibras é, efetivamente, serem constituídas por miofibrilas de actina e de miosina que, juntas, formam os sarcómeros. São estas estruturas que têm o papel importantíssimo de proceder fisicamente à contração muscular. Os filamentos de actina e de miosina dispõem-se de forma intercalada e a região de contacto entre si variará consoante a tensão muscular aplicada [18].

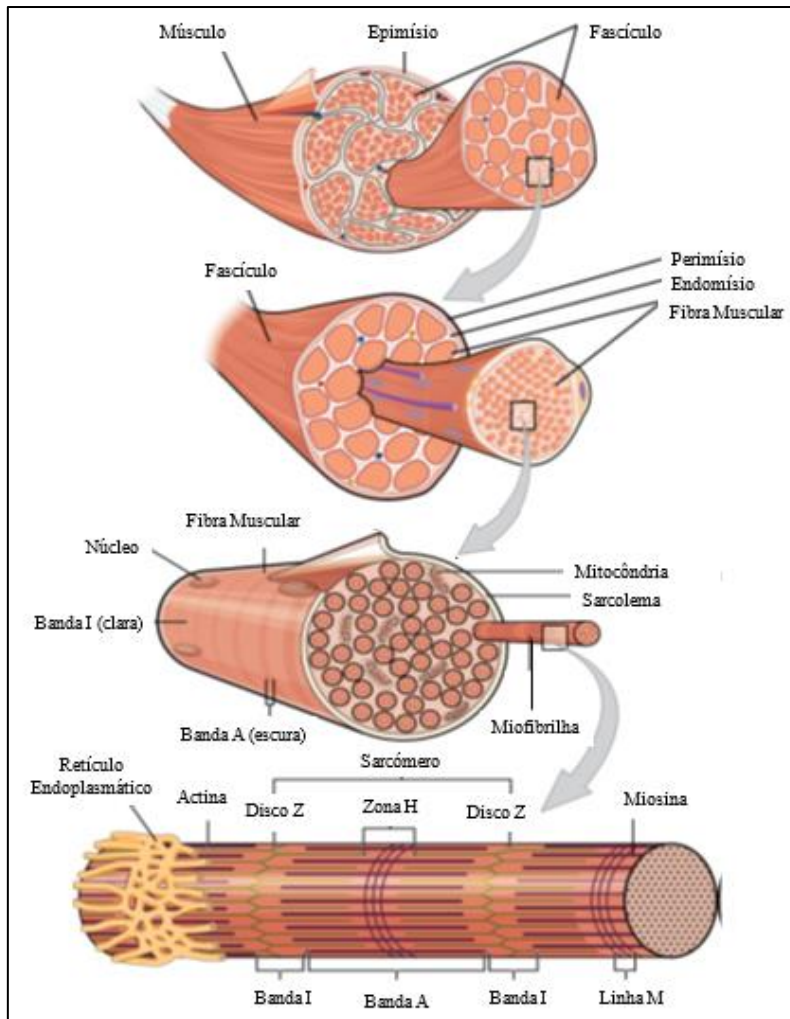


Figura 5 - Representação esquemática da constituição do músculo. É possível distinguir as miofibrilas de actina e miosina que se agrupam em fibras musculares que, por sua vez, se agrupam em feixes musculares e, finalmente, é constituído o músculo [adaptado de 1].

Para esta dissertação, apenas serão tidos em conta os músculos do antebraço, como ficará patente mais à frente, uma vez que se pretende fazer a recolha de sinal eletromiográfico exclusivamente nestes músculos.

## Músculos do antebraço

Os músculos do antebraço são agrupáveis em 3 conjuntos, músculos anteriores, músculos laterais e músculos posteriores, totalizando vinte músculos [17].

Os músculos anteriores do antebraço dividem-se, de acordo com o aumento da profundidade, em quatro grupos:

1. Primeiro plano
  - 1.1. Músculo pronador redondo
  - 1.2. Músculo flexor radial do carpo
  - 1.3. Músculo palmar longo
  - 1.4. Músculo flexor ulnar do carpo
2. Segundo plano

- |   |   |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>2.1. Músculo flexor superficial dos dedos</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>3.1. Músculo flexor profundo dos dedos</li> <li>3.2. Músculo flexor longo do polegar</li> </ul>                        |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>3. Terceiro plano</li> </ul>                         | <ul style="list-style-type: none"> <li>4. Quarto plano           <ul style="list-style-type: none"> <li>4.1. Músculo pronador quadrado</li> </ul> </li> </ul> |

Os músculos posteriores do antebraço são também oito, como os anteriores, e dividem-se em superficiais e profundos:

- |  |  |
|--|--|
| 1. Superficiais  |  |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>1.1. Músculo extensor dos dedos</li> <li>1.2. Músculo extensor do dedo mínimo</li> </ul>          | <ul style="list-style-type: none"> <li>1.3. Músculo extensor ulnar</li> <li>1.4. Músculo ancónio</li> </ul>                          |
| 2. Profundos   |  |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>2.1. Músculo abductor longo do polegar</li> <li>2.2. Músculo extensor curto do polegar</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>2.3. Músculo extensor longo do polegar</li> <li>2.4. Músculo extensor do indicador</li> </ul> |

Os músculos laterais do antebraço são quatro:

- |   |   |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>1. Músculo bráquio-radial</li> </ul>                 | <ul style="list-style-type: none"> <li>3. Músculo extensor radial curto do carpo</li> </ul> |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>2. Músculo extensor radial longo do carpo</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>4. Músculo supinador</li> </ul>                      |

A figura 6 representa todos os músculos atrás enumerados. Em a), b) e c) é possível ver os músculos anteriores de primeiro, segundo e terceiro plano, respetivamente. Em d) e em e) representam-se os músculos posteriores e laterais do antebraço, superficiais e profundos.

De entre todos os músculos, há alguns que são maiores que outros e há alguns que são mais superficiais que outros, portanto, todos eles têm características que os diferenciam dos restantes. São as suas características que permitem definir qual a melhor localização, bem como a quantidade dos elétrodos eletromiográficos. No entanto, quais os músculos que são mais ou menos relevantes para os objetivos da dissertação não é uma questão assim tão relevante, uma vez que será recolhido sinal eletromiográfico ao longo de todo o antebraço e, também, porque um sinal eletromiográfico é sempre a soma de uma série de sinais elétricos sobrepostos, ou seja, provenientes de diferentes fontes [19].

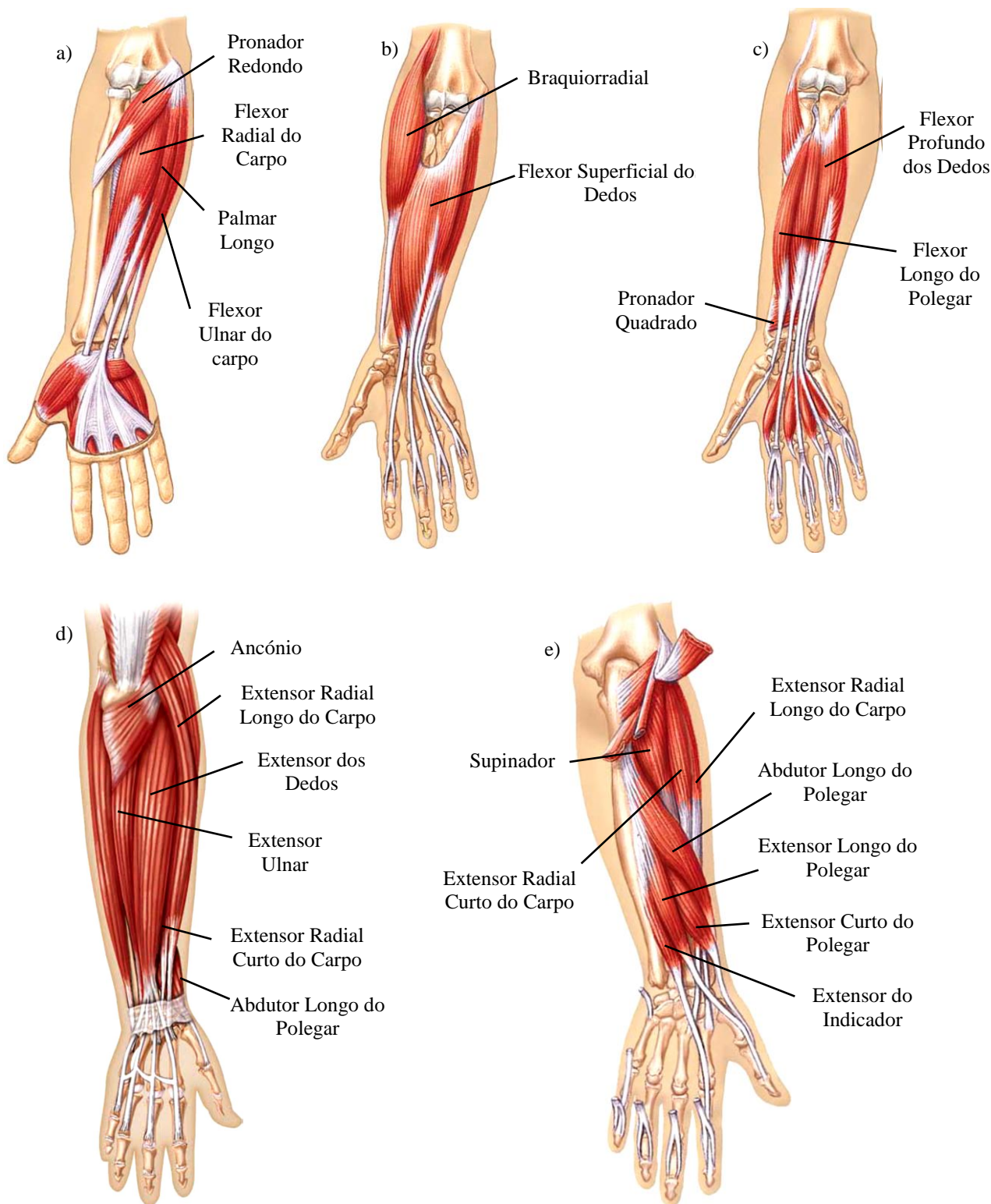


Figura 6 – Músculos constituintes do antebraço. Em a) representam-se os músculos anteriores de primeiro plano, em b) os do segundo plano e em c), os do terceiro plano. Por sua vez, em d) representam-se os músculos posteriores superficiais e em e), os profundos [adaptado de 13].

Referiram-se, até aqui, os conceitos anatómicos considerados relevantes para os objetivos desta dissertação, no entanto, é imprescindível abordar como se faz verdadeiramente a ponte entre os dois sistemas abordados, ou seja, entre o sistema nervoso e o sistema muscular. Para isso, ver-se-á de seguida como ocorre o controlo corticomotor.

### 2.1.3. Controlo corticomotor

O controlo motor será o principal foco ao longo de toda a dissertação. Para isso ser possível, é necessário explicitar melhor o seu funcionamento desde o início do estímulo no córtex motor primário até se dar, efetivamente, a contração muscular.

Os estímulos elétricos têm origem no córtex motor primário (assinalado na figura 7) pois este é uma das principais áreas do cérebro responsáveis pelo movimento muscular e marca o início de todo o processo de controlo corticomotor. Após a criação do estímulo, são ativadas as áreas cerebrais inferiores, como a medula, o tronco cerebral, os núcleos da base e o cerebello. Este percurso traduz todas as etapas pelas quais os impulsos elétricos passam ao longo do sistema nervoso central e antes de entrarem para o sistema nervoso periférico, onde prosseguirão até atingirem a parte motora. A propagação dos estímulos elétricos ao longo do sistema nervoso ocorre, como referido previamente, através das sinapses [20].

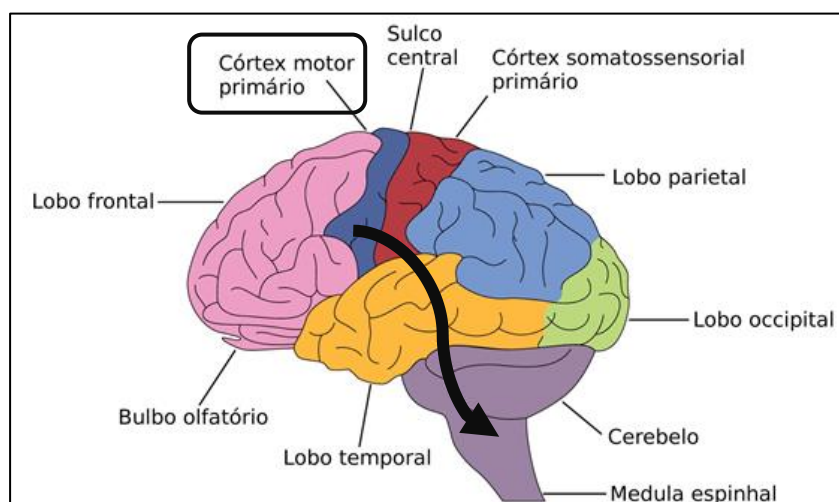


Figura 7 - Imagem representativa das diferentes divisões do cérebro, com destaque para o córtex motor primário uma vez que é o local responsável pela criação de estímulos dedicados ao controlo motor [adaptado de 21].

Uma vez atingido o axónio do último neurónio motor, o estímulo tem de ser, de alguma forma, propagado para o músculo propriamente dito. Esse processo dá-se graças à junção neuromuscular. Cada fibra muscular está em contacto com um ramo do axónio de um neurónio motor, através da junção neuromuscular, e quando um potencial de ação vindo do neurónio chega ao final do axónio, vai estimular as fibras musculares, levando à contração ou distensão das fibras. A passagem do estímulo do axónio para a fibra muscular é, em tudo, semelhante a uma sinapse, ou seja, existe recurso a neurotransmissores como meio de transmissão do estímulo. Os neurotransmissores são, neste caso, sempre excitatórios e, ao serem detetados pelos recetores da fibra, vão desencadear a libertação de cálcio que, por sua vez, leva a uma reação por parte da actina que fica imediatamente apta a receber as cabeças da miosina. Assim, a região de contacto

entre as miofibrilas de actina e de miosina aumenta, constituindo a contração muscular [13]. Desta forma, fica concluído o processo de controlo corticomotor, que teve início no córtex motor primário com a criação do estímulo, e fim nas fibras musculares com a respetiva ordem a ser efetuada.

Na figura 8 é possível ver a fenda sinática característica da junção entre a extremidade do axónio e a fibra muscular que receberá o potencial elétrico proveniente do neurónio.

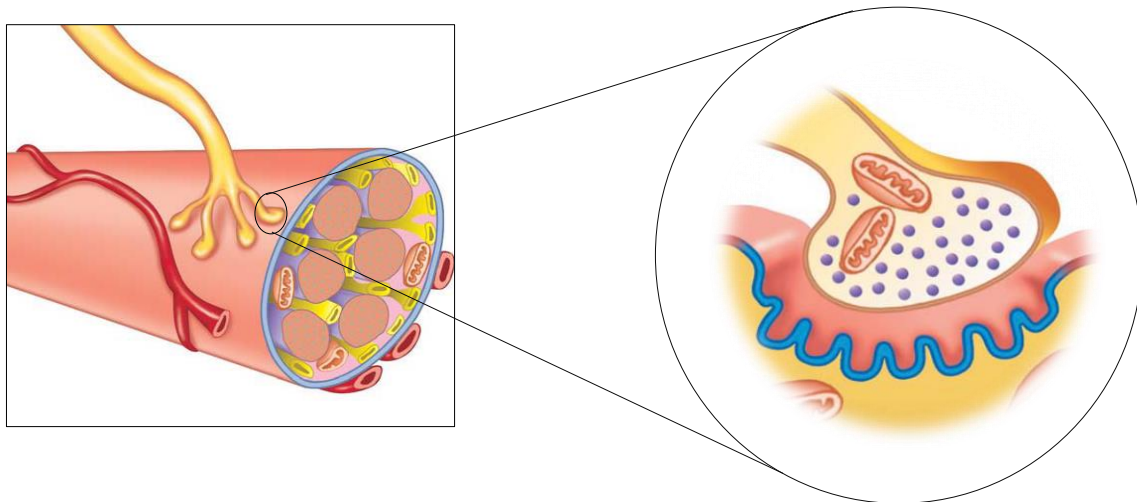


Figura 8 - Esquema representativo da junção sinática entre a extremidade do axónio de um neurónio motor e a fibra muscular que receberá o potencial de ação proveniente desse neurónio [adaptado de 13].

Na imagem 9 está representado o processo de contração e relaxamento muscular, mais concretamente, o processo que ocorre entre as miofibrilas de actina e miosina durante a contração e o relaxamento. Os filamentos de actina, representados a azul, aproximam-se durante a contração e existirá uma maior região de contacto destas com as cabeças de miosina, representadas a vermelho.

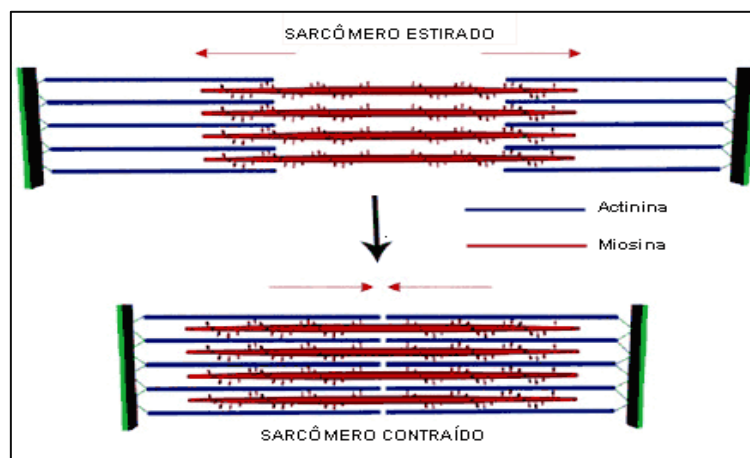


Figura 9 - Imagem representativa do que acontece entre os filamentos de actina e de miosina durante o músculo relaxado e durante o músculo contraído [adaptado de 22].

## 2.2. Conceitos de Eletrofisiologia

Visto o estado da arte dos conceitos fisiológicos que, de alguma maneira, são relevantes para os objetivos desta dissertação, é importante, agora, ver o estado da arte dos conceitos eletrofisiológicos, ou seja, dos métodos que permitem recolher informação associada aos estímulos elétricos neurológicos e motores.

### 2.2.1. Eletroencefalografia

A eletroencefalografia é a técnica mais adequada para registo da atividade elétrica na região do córtex, atividade essa que é correspondente ao potencial criado nos neurónios pós-sinápticos, como referido anteriormente. A passagem de um estímulo de uma célula pré-sináptica para uma célula pós-sináptica vai criar um potencial pós-sináptico e são estes os potenciais mensuráveis no EEG, e não os potenciais de ação. Os potenciais pós-sinápticos são facilmente registáveis pois ao terem todos a mesma direção e comportamento semelhante, ocorre uma soma construtiva entre si e posterior recolha ao nível do escalpe.

A recolha de sinal é realizada com recurso a um conjunto de elétrodos. Esses elétrodos, vulgarmente dispostos num eletroencefalógrafo, permitem a recolha dos sinais elétricos no escalpe. Estes são sempre uma diferença de potencial normalmente entre os elétrodos e uma referência, que pode ser outro elétrodo ou mesmo a média de todos os elétrodos de registo [23].

O eletroencefalógrafo pode ter várias montagens. A montagem base corresponde ao sistema internacional 10/20, que apresenta uma distribuição de 21 elétrodos ao longo do escalpe, dividindo-o em três planos, axial, coronal e sagital. Atualmente, esta norma encontra-se generalizada para eletroencefalógrafos com 32, 64 ou até mesmo 128 elétrodos [24]. A figura 10 representa a montagem universal do sistema 10/20 com as respetivas localizações de todos os elétrodos. Elétrodos adjacentes distam entre si entre 10% e 20% da distância total entre a zona anterior e posterior ou da distância entre as zonas direita e esquerda. Quanto à denominação dos elétrodos, as letras maiúsculas “F”, “T”, “C”, “P” e “O” correspondem respetivamente às zonas frontal, temporal, central, parietal e occipital do cérebro, a letra minúscula “z” é dedicada aos elétrodos colocados ao longo da linha central, entre a zona anterior e a posterior, os números pares dizem respeito aos elétrodos colocados sobre o hemisfério cerebral direito e os números ímpares aos elétrodos colocados sobre o hemisfério cerebral esquerdo [24].

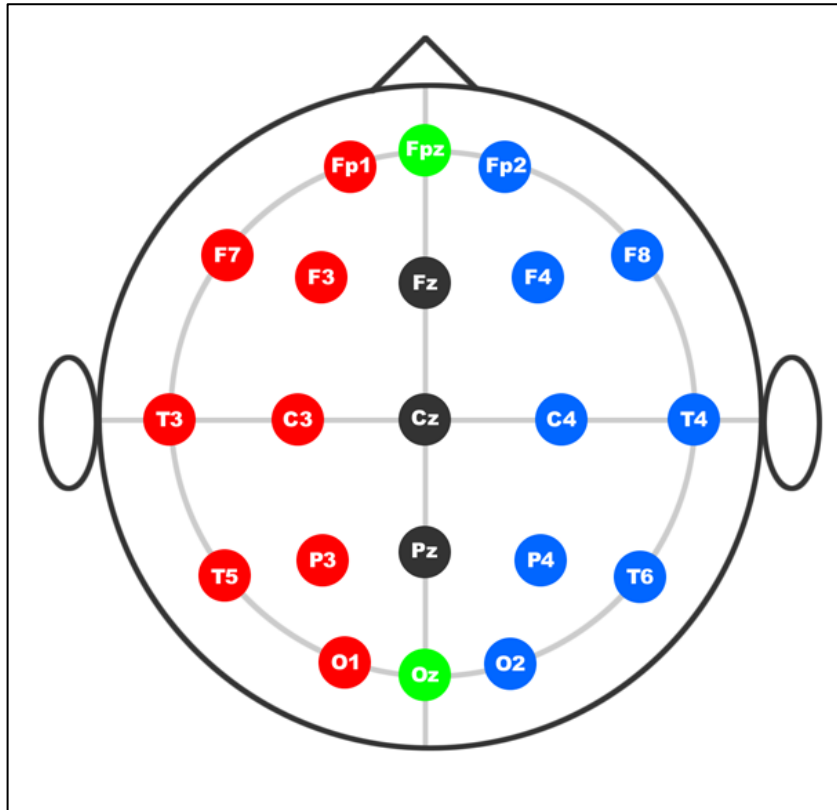


Figura 10 - Montagem universal do sistema 10/20 [24].

## Sinais de um EEG

O sinal de EEG apresenta, tipicamente, atividade rítmica ou transiente. São já conhecidos e amplamente estudados os ritmos delta, teta, alfa, beta e gama. Apesar destes ritmos serem típicos do sinal eletroencefalográfico, este apresenta bastantes diferenças entre diferentes pessoas e pode ser influenciado por condições neuropatológicas, desordens metabólicas ou mesmo por medicamentos [23].

O ritmo delta ( $\delta$ ) apresenta as frequências mais baixas, até 4 Hz e é comum no sono profundo ou em indivíduos muito jovens. Para que se possam registar ao nível do escalpe, é necessário, mais uma vez, que exista atividade síncrona entre grupos de neurónios. Em idade adulta pode ser indicador de algum tipo de problema [15, 23].

O ritmo teta ( $\theta$ ) tem frequências entre os 4 e os 10 Hz e tem origem nos lobos parietais e temporais. Tipicamente apresenta ondas com alta amplitude e com formato muito específico apesar de ser um ritmo raro em humanos adultos. Por vezes, o seu aparecimento está associado a algum tipo de patologia [15, 23].

O ritmo alfa ( $\alpha$ ) tem uma frequência entre os 8 e os 13 Hz, é predominante em indivíduos saudáveis e aparece regularmente em surtos. Este ritmo é o mais presente em situações normais, em indivíduos sem qualquer patologia. Embora seja desconhecida a sua origem, sabe-se que este ritmo se torna mais amplo quando registado na zona occipital, portanto, estudos revelam que está intimamente ligado com a visão e com o estado de vigília. Outra prova dessa relação é a clara diferença do ritmo alfa quando os olhos estão abertos e quando estão fechados. Quando fechados o alfa torna-se mais amplo. Está, ainda, relacionado com a inatividade mental relativa, ou seja, é mais proeminente em situação onde a pessoa não esteja a realizar atividades que requerem mais atenção que o normal. Uma terceira situação com a qual o ritmo alfa se relaciona é com o cansaço, uma vez que, este sofre alterações habitualmente em casos destes [15, 23].

Existe um outro ritmo que também tem uma gama de frequências similar, trata-se do ritmo miu ( $\mu$ ). Distingue-se de alfa, mais uma vez, devido às situações em que é frequente aparecer. Devido à sua relação com o córtex motor, o ritmo miu está intimamente relacionado com funções motoras [15, 23].

O ritmo beta ( $\beta$ ) tem frequências na ordem dos 20 a 30 Hz, e é um ritmo comum em momentos de elevada concentração, bem como, no sono REM. Devido à sua ligação ao córtex motor e à atividade motora, os ritmos beta têm uma especial importância no contexto desta dissertação embora não seja totalmente conhecida a sua relação com as atividades mais complexas do cérebro. Sabe-se, no entanto, que o processamento destes estímulos, a nível neuronal, está associado à atividade síncrona entre grupos de neurónios que não apresentam necessariamente contacto direto [15, 23].

O ritmo gama ( $\gamma$ ), finalmente, tem frequências acima dos 30 Hz e relaciona-se com o processamento de informação, como por exemplo, o reconhecimento de estímulos sensoriais [15, 23].

## **2.2.2. Eletromiografia**

A eletromiografia é uma técnica de registo da atividade elétrica muscular, mais concretamente, registo das diferenças de potencial resultantes da atividade elétrica das unidades motoras individuais ativas que rodeiam o eléctrodo. Como o sinal eletromiográfico é a soma de todos os sinais registados naquela área pelo eléctrodo ao longo do tempo, este pode ser afetado por diversas unidades motoras de diversos músculos. Normalmente são utilizados eléctrodos de superfície, mas existem situações em que o recurso a eléctrodos agulha é útil [19].

Os eléctrodos de superfície são colocados sobre a pele, criando uma interface eléctrodo-pele, e estes captam a atividade elétrica muscular. Tipicamente utiliza-se um gel condutor que serve para melhorar a condução do sinal elétrico na interface pele-eléctrodo. O sinal registado num

elétrodo de superfície é necessariamente diferente do registado num elétrodo agulha e este pode ser afetado por uma série de fatores, desde fatores biológicos, como a distribuição das unidades motoras, até aos fatores físicos, como a condutividade do elétrodo, ou mesmo a sua posição, alteram necessariamente o sinal medido [25].

Os elétrodos agulha permitem, por sua vez, avaliar os padrões elétricos no interior dos músculos, possibilitam o estudo da condução elétrica das fibras musculares mais profundas. Como têm uma área de deteção mais reduzida, são mais sensíveis na deteção de eventuais alterações da condução elétrica. A sua principal limitação é o desconforto que pode causar durante a recolha do sinal [19] [26].

Tipicamente, e tal como acontece com o EEG, o sinal de EMG é recolhido utilizando uma referência específica, previamente definida pelo utilizador, que não apresenta praticamente atividade eletromiográfica. Os sinais de EMG são sempre medidos em relação a essa referência.

## 2.3. Conceitos de Processamento de Sinal

Após se terem visto os conceitos fisiológicos associados à criação e propagação dos sinais elétricos, bem como, os conceitos eletrofisiológicos que permitem fazer a recolha desses mesmos sinais, resta resumir a teoria e técnicas por detrás do processamento dos sinais a fim de se cumprirem os objetivos estipulados para esta dissertação.

### 2.3.1. Sincronia

O fenómeno de sincronia foi reconhecido inicialmente por Christiaan Huygens em 1665, [4], e desde então tem-se percebido que a sincronia é uma constante em muitos aspetos do quotidiano, desde a natureza à ciência, desde a matemática à química, desde a física à medicina.

A sincronia é uma das palavras-chave na qual toda a dissertação assenta. Linguisticamente, a palavra sincronia define-se como “ocorrência ou realização em simultâneo” [3]. Em contexto científico, sincronia toma um papel mais complexo e, principalmente, mais formal, sendo definida como o fenómeno que acontece quando a frequência ou a fase de vários osciladores se ajustam, como resultado de uma interação fraca entre si [4].

Em contexto fisiológico, também certos grupos de neurónios aparentam seguir um comportamento tendencialmente síncrono por momentos, onde certas frequências aparentam ter um comportamento coerente e as fases aparentam sincronizar. Por exemplo, observa-se que o eletromiograma de um músculo oscila de forma coerente com a atividade elétrica de algumas regiões do cérebro, quando a pessoa está a realizar uma tarefa motora [27].

Na prática, só se pode considerar que existe um fenómeno de sincronia se se cumprirem três condições [4]:

- Existirem dois ou mais osciladores autossustentados;
- Os osciladores serem capazes de ajustar os seus ritmos;
- O ajuste de ritmo ocorrer num determinado intervalo de frequências.

Ao longo desta dissertação, o termo coerência estará sempre associado à frequência e o termo sincronia, por sua vez, à fase. Sempre que for referida a existência de coerência entre sinais é porque ocorre uma relação em frequência entre estes. Se se referir a existência de sincronia entre os sinais, essa relação é em fase.

### 2.3.2. Oscilador autossustentado.

Um oscilador autossustentado é aquele que tem uma fonte de energia interna conversível em movimento oscilatório. É irrelevante, para o caso, como acontece o mecanismo de produção ou gasto de energia, apenas interessa que existe uma fonte interna de energia que permite a manutenção de um movimento oscilatório até que essa fonte, eventualmente, se esgote. Pelo facto de se considerar uma fonte interna, não se tem em conta as condições externas, ou seja, o oscilador autossustentado manterá o seu próprio ritmo, gerado pela sua própria energia, independentemente da forma como foi colocado em movimento, ou independentemente de alguma perturbação, também externa, durante a oscilação [4].

#### Ritmo de oscilação

O ritmo de oscilação de um oscilador, independentemente do seu tipo, é definido e quantificado pelos conceitos de período/frequência e, por conseguinte, pelo de frequência angular. Também a fase é um parâmetro relevante e necessário para uma correta definição da oscilação, como se verá mais à frente.

O período e frequência são valores inversamente proporcionais,  $T = \frac{1}{f}$ . A frequência corresponde ao número de ciclos que um sistema completa por segundo. O período é a duração de um ciclo. A frequência angular, por sua vez, define-se por  $\omega = \frac{2\pi}{T} = 2\pi f$ .

A fase está relacionada com as condições iniciais da oscilação [4].

### 2.3.3. Acoplamento de osciladores

Suponha-se, então, que se tem dois osciladores autossustentados e considere-se que eles não são totalmente independentes, ou seja, que existe entre eles uma interação fraca. Sabe-se que, se existir um meio comum a ambos os osciladores, mesmo uma interação fraca pode ser suficiente para sincronizar os ritmos dos dois osciladores [4].

#### Ajuste em frequência

Como referido atrás, dois osciladores com frequências próprias,  $\omega_1$  e  $\omega_2$ , podem ajustar os seus ritmos, e passar a oscilar com uma frequência comum, num processo chamado ajuste em frequência. No entanto, se eles sincronizam ou não, depende de dois fatores, a força de acoplamento e a discrepância de frequências [4].

A força de acoplamento permite descrever quão forte ou fraca é a interação entre os dois osciladores. No âmbito da sincronia, requerem-se interações fracas, que levam a ajustes graduais de frequências pois caso contrário, as oscilações tornar-se-iam forçadas [4].

A discrepância de frequências, também conhecida como diferença das frequências naturais de cada um dos osciladores, descreve o quão diferente são os osciladores quando desacoplados [4]. Esta discrepância pode ser representada pela equação (1):

$$\Delta\omega = \omega_1 - \omega_2 \quad (1)$$

Portanto, a sincronia entre os dois osciladores acontece se a interação entre eles for fraca e se  $\Delta\omega$  for menor que um dado valor.

Se agora se proceder ao acoplamento dos dois osciladores, pode registar-se a frequência de cada um deles,  $\Omega_1$  e  $\Omega_2$ , após o acoplamento ser feito [4]. A diferença entre esses dois novos valores pode ser representada por  $\Delta\Omega$  na equação (2):

$$\Delta\Omega = \Omega_1 - \Omega_2 \quad (2)$$

Ao registarem-se estas novas frequências dos osciladores, após o acoplamento, para vários valores iniciais de discrepância de frequências,  $\Delta\omega$ , é possível obter uma relação entre  $\Delta\omega$  e  $\Delta\Omega$ . Esta relação, por sua vez, pode ser representada graficamente, como se pode ver na figura 11.

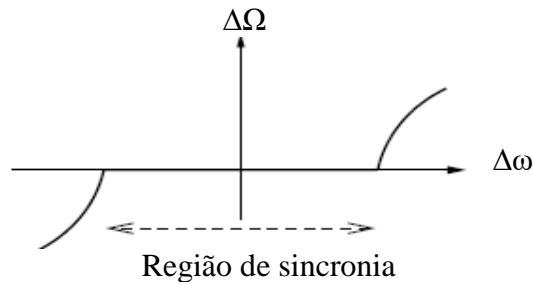


Figura 11 - Gráfico de relação entre a discrepância de frequências dos osciladores não acoplados e a diferença entre as frequências dos dois osciladores após acoplamento [adaptado de 4].

Tal como na força de acoplamento, que se pretende que seja fraca, também a discrepância entre frequências,  $\Delta\omega$ , não pode ser muito elevada. Quanto mais reduzida esta diferença for, mais próximo o sistema está da sincronia, sendo que esta é totalmente atingida quando  $\Delta\Omega = 0$ . Pela visualização da relação gráfica dos dois valores, representada na figura anterior, é possível verificar que existe, efetivamente, uma região de sincronia, ou seja, uma zona onde as frequências dos dois osciladores se torna a mesma. Fora dessa região de sincronia, esta sincronização de frequências já não ocorre porque a discrepância de frequências,  $\Delta\omega$ , toma valores tão elevados em módulo que quando se acoplam os osciladores, as novas frequências dos mesmos,  $\Delta\Omega$ , não conseguirão sincronizar de maneira nenhuma [4].

## Ajuste em fase

A sincronia entre dois osciladores acoplados não se manifesta, no entanto, apenas no ajuste de frequência, também a fase com que cada oscilador oscila revela informação importante.

Se as fases de cada um dos dois osciladores for respetivamente  $\varphi_1$  e  $\varphi_2$ , a diferença entre estas, quando os osciladores estão acoplados, representa-se pela equação (3).

$$\Delta\varphi = \varphi_1 - \varphi_2 \quad (3)$$

Diz-se que existe ajuste em fase entre os osciladores se a diferença de fase se mantiver constante ao longo da oscilação e não necessariamente para uma gama de valores como acontecia no ajuste em frequências [4]. Por exemplo, se ambos se moverem simultaneamente para a direita ou esquerda e atingirem o ponto da trajetória de oscilação mais afastado quase que no mesmo instante diz-se que ocorre um ajuste em fase ou, simplesmente, que os osciladores estão em fase. Esta situação é representada pela figura 12 (a) onde os osciladores  $a_1$  e  $a_2$  mantêm constante no tempo a diferença entre as suas oscilações. Um segundo exemplo bem conhecido é quando a diferença entre as respetivas oscilações se mantém constantes, tal como no exemplo anterior, mas agora quando um dos osciladores atinge o ponto da trajetória de oscilação mais afastado do lado

direito, o segundo atinge o ponto da trajetória de oscilação mais afastado do lado esquerdo. Mais uma vez, ocorre ajuste em fase e diz-se que os osciladores estão em anti-fase. Na figura 12 (b) está representado este segundo exemplo. Quando o oscilador  $a_1$  se dirige para o lado esquerdo, o  $a_2$  dirige-se para o direito. Em suma, os osciladores do sistema dizem-se em fase se  $\Delta\varphi = 0$ , ou seja, se  $\varphi_1 = \varphi_2$ , e dizem-se em anti-fase se  $\Delta\varphi = \pi$ , ou seja, se  $\varphi_1 = -\varphi_2$ .

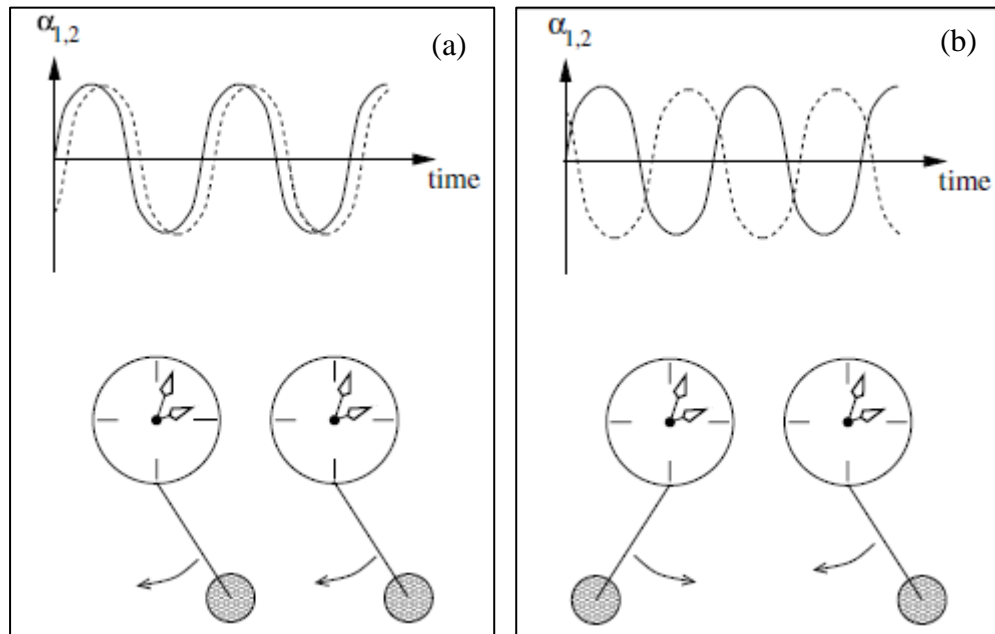


Figura 12 - Ajuste em fase de dois osciladores em dois casos distintos, (a) em fase e (b) em anti-fase [adaptado de 4].

Os dois exemplos exemplificados na figura 12 representam apenas duas situações possíveis para o ajuste em fase, no entanto, existem muitas mais situações de oscilação em que há ajuste em fase. Para tal basta que a diferença entre as fases dos dois osciladores se mantenha constante no tempo.

Verificou-se, então, que dois osciladores autossustentados que inicialmente oscilam com uma respetiva frequência e fases independentes, podem ajustar os seus ritmos e passar a oscilar com uma frequência comum e com uma relação entre fases quando acoplados.

## Sincronia entre N osciladores

Até aqui consideraram-se sempre dois osciladores como únicos constituintes do sistema. Sendo este um modelo laboratorial, é ideal para extrapolar as conclusões obtidas para as situações de maior interesse e onde, tipicamente, existem não dois, mas vários osciladores. Antes de se poder fazer essa extrapolação é, no entanto, necessário definir um outro conceito.

## Ciclo limite

Define-se por ciclo limite, a trajetória periódica de um oscilador autossustentado no respetivo espaço de fase e representa-se, no plano, por uma linha curva fechada. Como esta linha é representativa da trajetória do oscilador, é possível afirmar que a cada posição desta linha curva está associado um momento específico de fase do oscilador. Cada um desses instantes é denominado por ponto de fase e repete-se com uma periodicidade  $T$ . A figura 13 (a) é ilustrativa de um exemplo genérico de ciclo limite onde as coordenadas do ponto de fase são descritas pela fase  $\phi(t)$  e pela amplitude  $A$ . Afirma-se, também, que, numa pequena vizinhança em torno do ciclo, o oscilador é considerado estável, ou seja, o oscilador conseguirá restaurar o ritmo original voltando à linha curva do ciclo limite mesmo que sofra uma perturbação, desde que a perturbação não seja forte o suficiente para remover o oscilador dessa vizinhança. Apesar do oscilador conseguir recuperar de eventuais perturbações, este não regressa ao ponto da sua trajetória onde estava imediatamente antes da perturbação, vai retomar num ponto mais avançado do ciclo limite. Este caso está ilustrado na figura 13 (b), onde está representado um ciclo limite e um ponto de fase que retorna ao ciclo limite após uma perturbação ocorrer. Já relativamente às perturbações de fase, estas são irreparáveis. Se o oscilador sofrer uma perturbação que afete a sua fase, esta alteração propagar-se-á. Esta propriedade significa que a oscilação em nada depende das condições iniciais ou de como o oscilador foi colocado em movimento [4].

Em suma, a oscilação de um oscilador autossustentado pode ser descrito por uma linha curva fechada denominada por ciclo limite. Cada conjunto de coordenadas dessa linha denomina-se por ponto de fase e garante-se que perturbações que afetem a amplitude de oscilação podem ser ignoradas, mas perturbações que afetem a fase desfazem a estabilidade do ciclo limite.

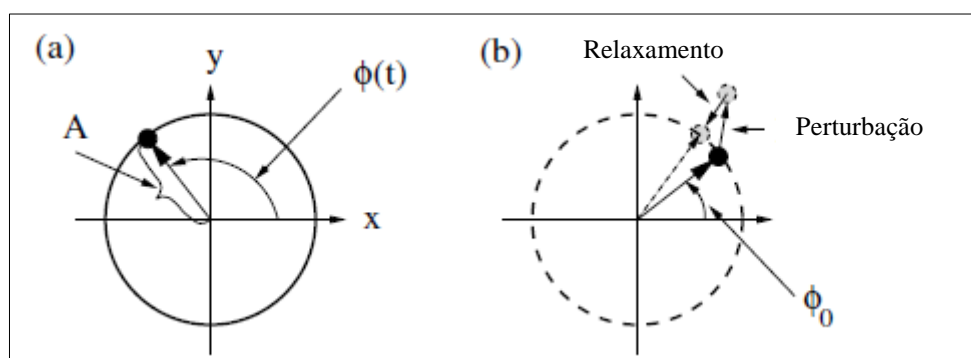


Figura 13 - (a) Representação do ciclo limite de um oscilador autossustentado genérico cujas coordenadas polares do ponto de fase são a fase no instante  $t$ ,  $\phi(t)$ , e a amplitude de oscilação,  $A$ . (b) Ciclo limite de um oscilador autossustentado genérico cujo ponto de fase regressa à linha do ciclo após sofrer uma perturbação [adaptado de 4].

Definido o conceito de ciclo limite é possível, então, extrapolar o conceito de sincronia entre dois osciladores a  $N$  osciladores. Tendo  $N$  osciladores autossustentados com ciclo limite

estável, se o acoplamento entre eles ocorre por uma interação fraca, então qualquer alteração às amplitudes de oscilação será imediatamente corrigida deixando, como único elemento de interesse, a fase dos osciladores. Desta forma, as interações entre os  $N$  osciladores podem ser representadas pelo modelo de Kuramoto, enunciado na equação (4),

$$\frac{d\varphi_i}{dt} = \omega_i(t) + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N k_{ij} \sin[\varphi_j(t) - \varphi_i(t)] \quad (4)$$

onde  $\frac{d\varphi_i}{dt}$  e  $\omega_i$  correspondem à fase e frequência natural dos osciladores e  $k_{ij}$  descreve a intensidade de acoplamento entre o oscilador  $i$  e o oscilador  $j$ . A diferença entre as fases dos osciladores permite saber, mediante o resultado seja positivo ou negativo, qual dos osciladores está mais avançado em relação ao outro [5].

Regressando, finalmente, ao tópico central desta dissertação, uma das situações onde se verifica a existência de  $N$  osciladores autossustentados, que podem sincronizar entre si, é na comunicação entre o sistema nervoso central e o sistema muscular. Os osciladores são os neurónios e estes podem sincronizar entre si quando a pessoa está a realizar uma tarefa motora [5]. No entanto, os neurónios são considerados um tipo específico de osciladores autossustentados, os osciladores de relaxamento [4].

## Osciladores de relaxamento

Os osciladores de relaxamento são um tipo de osciladores autossustentados e com algumas características particulares. Apesar de apresentarem, como qualquer outro oscilador autossustentado, uma trajetória periódica, têm duas escalas de tempo em cada ciclo, intervalos de movimento lento e intervalos de movimento rápido. Assim, o sinal produzido por este tipo de oscilador apresenta uma forma que se assemelha mais a uma sequência de pulsos do que a uma simples onda sinusoidal. É devido a esta característica de possuírem duas escalas de tempo que estes sistemas de osciladores são tipicamente conhecidos por sistemas *integrate-and-fire* [4].

A forma mais simples de explicar este tipo de osciladores é recorrendo a um exemplo. Um recipiente vazio que se vai enchendo lentamente de água e que quando o limite de água atinge um determinado limiar, o recipiente esvazia rapidamente. Neste exemplo, a escala de movimento lento corresponde ao intervalo de tempo em que o reservatório está a encher e a escala de movimento rápido, por sua vez, corresponde ao intervalo de tempo em que se dá o esvaziamento do reservatório. A figura 14 (a) e 14 (b) representam esquematicamente este mesmo exemplo. Em (a) representa-se a fase lenta, correspondente aos instantes temporais que antecedem o momento

em que a água atinge um limiar, e em (b) a fase rápida, correspondente aos instantes temporais logo após o limiar ser atingido.

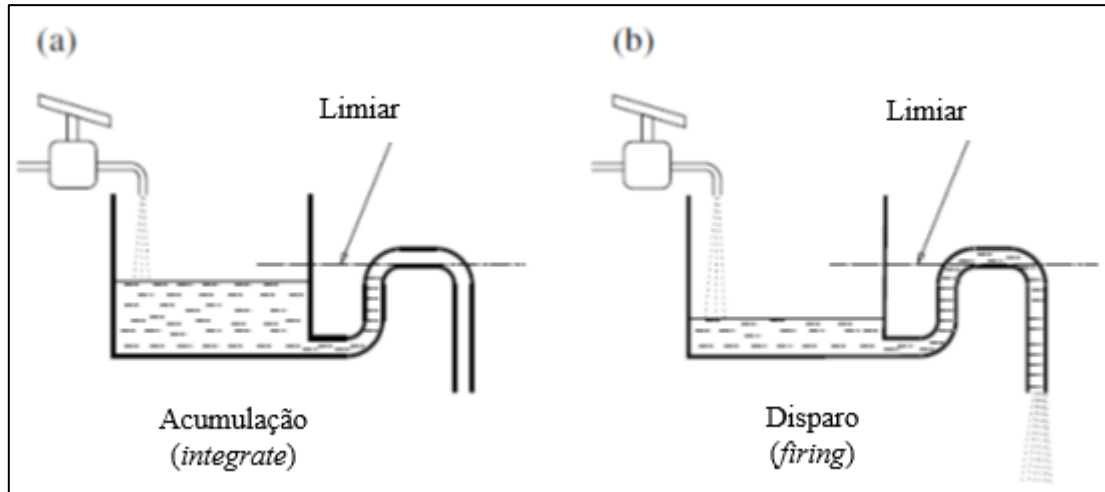


Figura 14 - Esquema ilustrativo das duas escalas de tempo de um oscilador autossustentado de relaxamento. (a) representa a fase e lenta ou “acumulação” e (b) a fase rápida, também denominada por “disparo” [adaptado de 4].

Os neurónios podem, então, ser classificados como osciladores autossustentados de relaxamento porque a sua atividade elétrica, ou mais especificamente, o seu potencial elétrico apresenta um comportamento em tudo idêntico a um sistema *integrate-and-fire*. Como visto anteriormente, o potencial elétrico dos neurónios varia muito lentamente e em torno dos  $-70\text{mV}$ , valor definido como potencial de repouso e, quando este potencial ultrapassa um certo limiar, cerca de  $-55\text{mV}$ , ocorre de imediato uma variação rápida do potencial elétrico do neurónio, à qual se chama despolarização. Neste instante forma-se o pico do potencial que está intimamente ligado à propagação de informação ao longo do neurónio como já referido. Neste caso, a fase lenta ocorre quando o potencial elétrico varia lentamente em torno de um determinado valor e a fase rápida inicia-se quando o potencial elétrico atinge um limiar fixo, dando origem a um “disparo”, a despolarização [4].

#### 2.3.4. Coerência e *Phase Locking Factor*

Até este momento, referiu-se a possibilidade de dois ou mais osciladores terem um comportamento coerente ou síncrono, consoante o ajuste das suas frequências ou fases. Abordaram-se quais as condições em que tais fenómenos ocorrem, e qual a sua ligação à biologia, isto é, aos objetivos desta dissertação. No entanto, é necessário perceber qual a forma de expressar matematicamente estes ajustes de frequência e de fase entre sinais. Surgem, desta forma, os conceitos de Coerência e de *Phase Locking Factor*. A coerência é um fator que se relaciona com

a correlação em frequência entre sinais e o *phase locking factor*, por sua vez, com a relação em fase entre sinais.

## Coerência

A coerência é a correlação em frequência entre dois sinais. Admitindo dois sinais  $x(t)$  e  $y(t)$ , as suas respectivas densidades espectrais  $P_{xx}(\omega)$  e  $P_{yy}(\omega)$ , e a densidade espectral entre os dois sinais  $P_{xy}(\omega)$ , a coerência pode ser calculada recorrendo à equação (5):

$$C_{xy}(\omega) = \frac{|P_{xy}(\omega)|^2}{P_{xx}(\omega)P_{yy}(\omega)} \quad (5)$$

A densidade espectral é a distribuição de energia em componentes de frequência que compõem o sinal [7].

A coerência é um valor complexo e, por isso, apresenta dois tipos de informação associados a esse valor, a magnitude e a fase, no entanto, sempre que se pretende estudar apenas qual a dependência ou correlação em frequência entre dois sinais, recorre-se apenas ao valor absoluto da coerência [28]. Este varia entre zero e um. Uma coerência de valor zero representa uma total inexistência de relação frequencial entre os sinais em causa. Uma coerência de valor um, por sua vez, representa uma total relação entre os sinais [29].

## Phase Locking Factor

O *Phase Locking Factor* é um fator que permite estudar a relação de fase entre os sinais e, por isso, constitui uma forma de medir a sincronia entre dois osciladores [7].

Considerando dois osciladores com fases  $\varphi_1(t)$  e  $\varphi_2(t)$  e um determinado intervalo temporal  $T$ , o PLF, *Phase Locking Factor*, vem dado pela equação (6):

$$\rho = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e^{i[\varphi_1(t) - \varphi_2(t)]} = \langle e^{i(\varphi_1 - \varphi_2)} \rangle \quad (6)$$

A notação  $\langle - \rangle$  apenas indica uma média no intervalo  $t = 1, \dots, T$ . O valor obtido pela fórmula pertence ao intervalo  $0 \leq |\rho| \leq 1$ . Obtém-se 1 quando existe sincronia total e 0 quando não existe sincronia alguma. Quaisquer valores intermédios são representativos de casos de sincronia parcial. De notar que os sinais de eletroencefalografia e de eletromiografia registados são, no fundo, uma mistura linear e instantânea de várias fontes e isso terá consequências no valor

de PLF. Também nas situações em que a sincronia se dá entre  $N$  osciladores, o PLF traduzirá isso, uma vez que tem em conta tantas fases quantos osciladores [7].

### 2.3.5. Separação de fontes e deteção de sincronia

Até aqui abordou-se toda a teoria sobre osciladores autossustentados e viu-se, também, que essa teoria pode ser aplicada aos sinais eletrofisiológicos, uma vez que os neurónios em tudo se assemelham a osciladores autossustentados de relaxamento. Também se referiu que os sinais eletrofisiológicos, tanto eletroencefalograma como eletromiograma, além de serem sobreposições de fenómenos neuronais de atividade elétrica, podem ser interpretados como misturas de fontes de sinal, isto é, fontes neuronais que originam os sinais eletrofisiológicos. Assim, se se conseguir reduzir a mistura inerente ao ato de medição, ter-se-á acesso à atividade neuronal de base, ou seja, às fontes [4]. Para se conseguir realizar esse processo, é necessário recorrer a técnicas de separação de fontes e deteção de sincronia.

#### Separção Cega de Fontes

A Separção Cega de Fontes (*Blind Source Separation* - BSS), como já referido, é o problema que se pretende resolver pois os sinais recolhidos representam a sobreposição de atividade de várias fontes [7].

A Separção Cega de Fontes não utiliza informação específica sobre as fontes que se pretendem extrair ou sobre a sua origem, no entanto, a sobreposição de fontes trata-se de um processo de mistura linear e instantâneo. O problema da BSS só pode ser resolvido aplicando técnicas que permitam encontrar e separar fontes desconhecidas a partir de uma sobreposição linear de sinais atendendo apenas a propriedades genéricas das fontes, tal como a sua independência estatística ou mesmo a sua estrutura temporal. É graças a essas suposições como estas que se poderá encontrar uma solução para o problema [7].

Algumas das técnicas mais utilizadas para encontrar soluções particulares para a BSS são a Análise em Componentes Independentes (*Independent Component Analysis* - ICA) e a Separção por Descorrelação Temporal (*Temporal Decorrelation Source Separation* - TDSEP) [7]. Para ambas é tido em conta uma determinada suposição de forma a conseguir-se chegar a uma solução para o problema da sobreposição de fontes.

#### Análise em Componentes Independentes

A Análise em Componentes Independentes, ICA, assenta no facto de se considerarem fontes estatisticamente independentes, e utiliza a função de densidade de probabilidade dos dados.

A maioria dos algoritmos que implementam a ICA baseiam-se no facto da distribuição de densidade de probabilidade dos sinais não misturados ser não gaussiana. Assim, esta técnica privilegia fontes que apresentem picos esporádicos, tornando-a numa técnica particularmente boa para remoção de artefactos presentes nos sinais medidos [6]. Todavia, não é a técnica mais adequada para a análise em fase, uma vez que, não tem em conta o comportamento temporal das fontes [7].

### Separação por Descorrelação Temporal

A Separação por Descorrelação Temporal, como utiliza informação da função de autocorrelação em diferentes intervalos temporais como condição para se chegar a uma solução do problema de separação de fontes, é uma técnica mais adequada para os casos em que o comportamento temporal é um fator importante [7].

Considerando os sinais medidos  $x(t)$  como sobreposição de diversas fontes unitárias  $y(t)$  e  $A$  como uma matriz de mistura, é possível relacionar estes três termos através da equação (7).

$$x(t) = Ay(t) \quad (7)$$

Como se pretende detetar e separar as fontes unitárias, pode representar-se a equação (7) em função de  $y(t)$ . Tanto as fontes,  $y(t)$ , como a matriz de mistura,  $A$ , são desconhecidas, portanto, para se aplicar esta técnica, é necessário estimar uma nova matriz,  $C$ , que consiste no inverso da matriz de mistura  $A$ . A equação (7) pode agora representar-se por:

$$y(t) = A^{-1}x(t) = C \cdot x(t) \quad (8)$$

Para estimar a matriz  $C$ , define-se a função de custo representada pela equação (9).

$$l_1(C_{ij}) = \sum_{i \neq j} \langle y_i(t)y_j(t) \rangle^2 + \sum_{i \neq j} \langle y_i(t)y_j(t + \tau) \rangle^2 \quad (9)$$

O parâmetro  $\tau$  representa um atraso temporal e  $y_i(t)$  e  $y_j(t)$  são duas das fontes de  $y(t)$  [30]. Esta função de custo tem, no entanto, um problema. O valor de  $\tau$ , como é definido por quem aplica a função, influencia de forma muito significativa o resultado da função. Por este motivo, existe uma segunda função de custo onde o valor de  $\tau$  não tem um peso não significativo no resultado obtido.

$$l_2(C_{ij}) = \sum_{i \neq j} \langle y_i(t)y_j(t) \rangle^2 + \sum_{k=0}^N \sum_{i \neq j} \langle y_i(t)y_j(t + \tau_k) \rangle^2 \quad (10)$$

Nesta segunda função de custo, o valor de  $\tau$  já não tem um peso tão significativo no resultado obtido na função de custo uma vez que admite vários valores e não um valor fixo previamente escolhido [30].

Finalmente, com esta função, consegue-se determinar a matriz  $C$  e, como esta corresponde ao inverso da matriz de mistura  $A$ , é possível determinar as fontes [30].

### Whitening

Adicionalmente, antes de se aplicar qualquer uma das técnicas referidas atrás, é frequente utilizar-se uma outra, denominada *whitening*. Esta transforma linearmente os dados de forma a que a matriz de covariância dos novos dados seja a matriz identidade [2]. Este pré-processamento dos dados é útil pois vai descorrelacionar e reduzir a dimensão dos dados [8]. A descorrelação dos dados vai, basicamente, representar em novos dados tendo em conta a correlação entre si, isto é, troços de sinal que sejam comuns a vários sinais, serão representados apenas em um deles, nos novos dados. No fundo, ao descorrelacionar os dados, o *whitening* vai ordená-los por energia, dando a possibilidade de trabalhar apenas com os dados que interessem e, eliminando os que não sejam relevantes, está a remover-se ruído desnecessário ao estudo. Desta forma, reduz-se a dimensão dos dados.

Considerando  $D$  como a matriz diagonal dos valores próprios da matriz de covariância dos dados,  $V$  como a matriz ortonormada que tem, nas suas colunas, os valores próprios correspondentes, então o processo de *whitening* consiste em multiplicar os dados  $x(t)$  por uma nova matriz  $B$  que é dada pela equação (11).

$$B = D^{-1/2}V^T \quad (11)$$

Os dados novos,  $z(t)$ , vêm dados pela equação (12).

$$z(t) = BAy(t) \quad (12)$$

Basicamente, os novos dados após aplicação de *whitening*, são similares aos dados iniciais  $x(t)$  mas agora a matriz de mistura é dada por  $BA$  e não apenas por  $A$  [2, 27]. Desta forma, os novos dados encontram-se descorrelacionados e prontos a serem analisados quanto a uma

qualquer outra assunção, seja ela a independência, como na ICA, ou a decorrelação temporal, como no TDSEP.

Esta técnica de separação cega de fontes tem, no entanto, uma outra minuciosidade que é a não utilização de informação sobre a fase dos sinais o que as torna ineficazes para a detecção de fontes síncronas [6]. Existem outras técnicas que fazem a separação de fontes quando estas apresentam sincronia, ou seja, técnicas cuja assunção tomada para encontrar uma solução para o problema da sobreposição de fontes, se prende com a sincronia.

## Separação de Fontes Síncronas

Devido às limitações das técnicas atrás descritas, existe a necessidade de se recorrer a novas técnicas de separação de fontes, mais concretamente, Separação de Fontes Síncronas (*Synchronous Sources Separation - SSS*). Estas têm em consideração a sincronia entre fontes para a sua identificação e separação. Duas das mais utilizadas são a Análise em Fases Independentes (*Independent Phase Analysis - IPA*) e a Análise com Referência de Fase (*Reference Phase Analysis - RPA*) [31]. A primeira tem como condição de separação de fontes, a independência entre fases, e a segunda utiliza uma referência para proceder à separação. É esta a que maior relevância tem nesta dissertação uma vez que se pretende utilizar um sinal eletroencefalográfico como referência para identificar e separar fontes eletromiográficas.

### Análise com Referência de Fase e PLF

A Análise com Referência de Fase é, efetivamente, a técnica de maior importância no contexto desta dissertação uma vez que permite a extração de fontes síncronas num conjunto de sinais, tendo outro sinal ou conjunto de sinais como referência, ou seja, o seu principal objetivo é extrair fontes que tenham uma relação em fase (*phase-locked*) com a referência [7]. Nesta dissertação pretende-se separar fontes e detetar sincronia num conjunto de sinais eletromiográficos, tendo como referência, um conjunto de sinais eletroencefalográficos.

Para se aplicar esta técnica assume-se, mais uma vez, que  $x(t)$  representa os dados registados. Estes são o resultado de uma sobreposição linear de fontes  $y(t)$ , bem como de algum ruído existente  $n(t)$ . Tal relação é representada na equação (13)

$$x(t) = Ay(t) + n(t) \quad (13)$$

Tipicamente, e para facilitar no processamento dos dados, o ruído pode ser ignorado e os dados  $x(t)$ , em semelhança com o que acontecia nas técnicas anteriores, vão sofrer o pré-

processamento por *whitening*. Os dados após aplicado este processamento, vêm dados pela equação (14).

$$x_t(t) = D^{-1/2}V^T x(t) \quad (14)$$

Assumindo, agora, que o sinal de referência se representa por  $u(t)$ , que a sua fase se representa por  $\psi(t)$  e que a fase da fonte  $y(t)$ , estimada na equação (13), é denominada por  $\varphi(t)$ , então, a diferença de fase ou desfasamento entre estes dois sinais é dado pela equação (15).

$$\Delta\varphi(t) = \varphi(t) - \psi(t) \quad (15)$$

Com este resultado é agora possível calcular o *phase locking factor*, PLF, entre a fonte estimada e o sinal de referência. Para isso recorre-se à equação (16).

$$|\rho| = \left| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{\tilde{y}(t)\tilde{u}^*(t)}{|\tilde{y}(t)\tilde{u}(t)|} \right| = \left| \left\langle \frac{\tilde{y}(t)\tilde{u}^*(t)}{|\tilde{y}(t)\tilde{u}(t)|} \right\rangle \right| \quad (16)$$

Os sinais  $\tilde{y}(t)$  e  $\tilde{u}(t)$  representam, respetivamente, os sinais analíticos de  $y(t)$  e de  $u(t)$  que podem ser obtidos utilizando a Transformada de Hilbert.

Como já referido previamente, o valor do PLF variará entre zero e um. Calcular o seu valor permite quantificar o ajuste em fase existe entre os sinais.



## Materiais e Métodos

Este capítulo encontra-se dividido em três subcapítulos de forma a abordarem-se todos os equipamentos e algoritmos necessários à recolha e processamento dos sinais. O primeiro, denominado por Métodos, introduz o jogo e respetivo atuador utilizados como atividade motora. No segundo, intitulado Recolha dos Dados, abordam-se as técnicas de recolha de sinais eletrofisiológicos, mais especificamente, a forma como se procedeu à recolha de sinais eletroencefalográficos e sinais eletromiográficos. Finalmente, no terceiro subcapítulo, intitulado Processamento dos Dados, resume-se o funcionamento dos algoritmos de separação de fontes e deteção de sincronia utilizados para processar os sinais previamente recolhidos.

### 3.1. Métodos

Em trabalhos anteriores foi possível concluir que a sincronia entre sinais eletrofisiológicos está intimamente ligada à atividade motora, ou seja, esta relação de fase torna-se mais visível quando os sinais são recolhidos enquanto o voluntário realiza algum tipo de atividade motora. É com esse objetivo que se recorreu a um jogo e respetivo atuador durante a recolha dos sinais a fim de colocar os voluntários a realizar uma atividade motora facilmente controlável e que requer algum nível de atenção.

#### 3.1.1. Jogo Keep-Control

O jogo utilizado nesta dissertação durante a recolha de sinais fisiológicos foi inicialmente desenvolvido por Marcos Rodrigues [11] e terminado por Sara Duarte [12]. A sua implementação, utilizando linguagem C# e recorrendo à plataforma *Unity*, baseia-se em mecanismos de *biofeedback* que permitem ao utilizador exercer um controlo contínuo e em tempo real do cursor durante o intervalo de tempo que se desejar.

O jogo consiste no controlo de um cursor com formato triangular que, consoante a força aplicada, subirá ou descerá no plano vertical. O jogo avança sempre que o utilizador fizer passar

o cursor através de uma *gate*, o que também implica um aumento gradual de dificuldade, tanto com o aumento de velocidade do cursor, como com a aproximação entre duas *gates* seguidas. Estas *gates* consistem, basicamente, em dois retângulos alinhados paralelamente entre si. Caso o cursor não passe entre esses dois retângulos, o utilizador perde o avanço conseguido e o jogo é reiniciado. As formas e cores utilizadas foram escolhidas pelos implementadores de forma a que a concentração do utilizador seja inteiramente dedicada ao jogo em si e ao controlo do cursor e que não ocorra qualquer outro tipo de distração com cores ou formas menos neutras. Uma imagem ilustrativa do cenário do jogo está representada na figura 15.

Os sinais eletroencefalográficos e eletromiográficos foram recolhidos durante sensivelmente dois minutos. Foi pedido aos voluntários que, nesse período, se mantivessem o mais concentrados possível no jogo e que movimentassem estritamente os dedos da mão direita necessários para o controlo do cursor do jogo. Desta forma, minimiza-se qualquer tipo de artefacto, ou seja, atividade que não esteja ligada à atividade elétrica neuronal associada à necessidade de concentração durante o jogo ou à atividade elétrica muscular associada à tarefa motora.

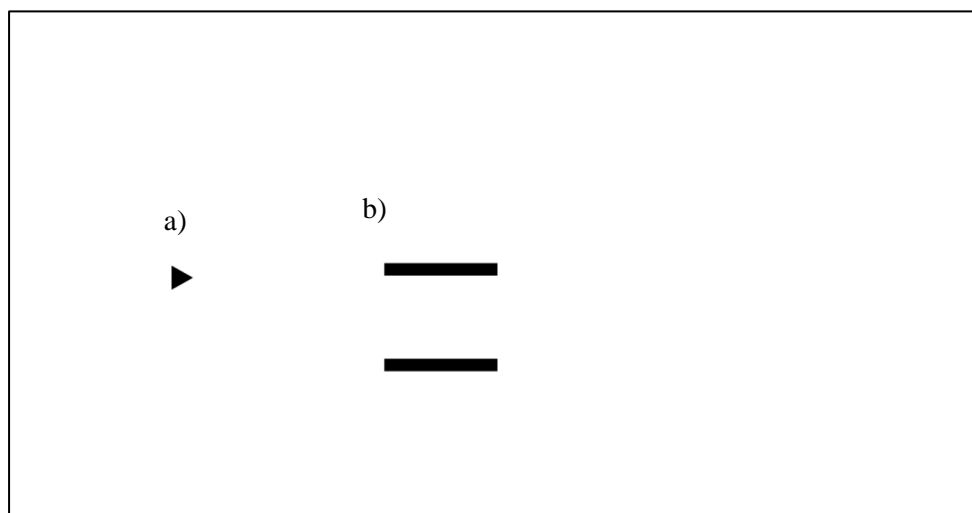


Figura 15 - Imagem do cenário do jogo *Keep-Control* utilizado durante a recolha dos sinais fisiológicos, onde a) é o cursor e b) é uma *gate*.

## Atuador

A interação entre o utilizador e o jogo é feita através de um atuador que também tem vindo a ser aperfeiçoado ao longo de diversos trabalhos. A sua atual versão corresponde à desenvolvida em [11] e finalizada em [12]. Este consiste numa típica mola metálica de escritório à qual se colaram dois extensómetros, um em cada uma das suas faces, de forma a registar-se a contração e extensão desta. A variação da força exercida permite controlar com grande precisão e de forma contínua o cursor do jogo *Keep-Control*. A conversão da força exercida pelo utilizador

em movimento efetivo do cursor é feita pela montagem eletrónica realizada com recurso a hardware eletrónico, mais especificamente, ao microcontrolador ATmega328 instalado num Arduino [12]. A figura 16 ilustra o atuador e o respetivo hardware eletrónico.



Figura 16 - Fotografia do a) atuador e do respetivo b) hardware eletrónico [adaptado de 12].

Por não se ter realizado qualquer tipo de alteração ao jogo e ao atuador, não se abordaram todos os detalhes sobre o seu funcionamento e implementação. Informação mais detalhada pode ser consultada nas fontes bibliográficas [11] e [12].

## 3.2. Aquisição de sinais

O objetivo genérico desta dissertação é, como já referido, o estudo do controlo corticomotor, mais especificamente, o estudo das sincronias entre sinais eletroencefalográficos e sinais eletromiográficos durante a realização de atividade motoras que requeiram algum nível de concentração. Para se poderem estudar e processar esses mesmos sinais é necessário, em primeiro lugar, recolhê-los.

A aquisição de dados foi realizada no interior de uma Gaiola de Faraday. Esta permite que, no seu interior, não exista qualquer campo elétrico que possa interferir nas recolhas [32].

A recolha teve a duração de dois minutos durante os quais se pediu aos voluntários que se concentrassem apenas no jogo e se mantivessem o mais imóveis possível. Esta foi feita recorrendo a um dispositivo *BIOSEMI*<sup>®</sup> [33] existente na Faculdade de Ciências e Tecnologias da Universidade Nova de Lisboa. O intervalo de tempo escolhido, 120 segundos, permite, simultaneamente, ter uma boa quantidade de informação recolhida sem que o voluntário sinta elevados níveis de fadiga.

A amostra foi composta por 10 voluntários, 6 do género feminino e 4 do género masculino, com idades compreendidas entre os 20 e os 24 anos, com mão direita dominante e sem problemas de saúde conhecidos. Todos os voluntários preencheram um Consentimento Informado no qual autorizam a recolha e processamento dos seus dados eletrofisiológicos, no âmbito desta dissertação (Anexo I).

Quanto aos sinais propriamente ditos, procedeu-se à recolha de 34 canais relevantes, 16 de EEG e 18 de EMG. A frequência de amostragem utilizada na aquisição foi de 2048Hz. Os dados foram todos guardados no formato *bdf*. Nenhum filtro de hardware foi aplicado durante a recolha.

### 3.2.1. Recolha de EEG

Para a recolha dos 16 sinais eletroencefalográficos, utilizou-se um cap de EEG de 128 canais, ilustrado na imagem 17, aproveitando apenas 16 desses, da *BIOSEMI*<sup>®</sup>.

Atendendo ao facto de o controlo motor ser, em primeira aproximação, efetuado pelo córtex motor primário contralateral ao músculo controlado, e sabendo que a recolha dos sinais eletromiográficos é feita no antebraço direito, a distribuição dos elétrodos concentra-se maioritariamente no lado esquerdo, nas zonas mais centrais e anteriores, com maiores ênfase dado à zona do córtex motor. A distribuição exata utilizada pode ser consultada no Anexo II.



Figura 17 - Cap de 128 canais utilizado na recolha de 16 canais de EEG [33].

### 3.2.2. Recolha de EMG

A recolha dos 18 canais eletromiográficos foi realizada no antebraço e na mão do braço direito: 16 canais distribuídos ao longo do antebraço e 2 canais na mão. Os primeiros foram recolhidos recorrendo a 16 dos 32 elétrodos *pin-type* disponíveis, e os segundos, com dois elétrodos *flat-type*. A recolha de sinais de EMG em todo o antebraço e mão do braço direito tem como objetivo estudar-se, posteriormente, qual a zona do antebraço e mão que aparenta criar mais ajuste em fase com os sinais de EEG durante a atividade motora realizada pelos voluntários.

Para a aquisição dos dois canais da mão direita, utilizaram-se dois elétrodos externos de superfície colocados sobre o músculo extensor dos dedos polegar e indicador. Foi escolhida esta localização uma vez que a atividade elétrica recolhida especificamente nesta zona aparenta ter, segundo trabalhos anteriores, uma maior facilidade em sincronizar em fase com os sinais elétricos neuronais [12]. A localização exata e montagem destes dois elétrodos está ilustrada da imagem 18.

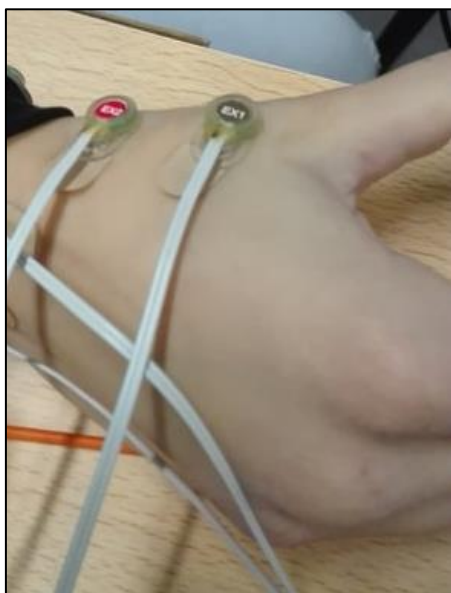


Figura 18 - Localização e montagem dos dois elétrodos de superfície colocados na mão direita dos voluntários.

Para a aquisição dos 16 canais do antebraço direito desenvolveu-se uma manga eletromiográfica totalmente de raiz.

#### Manga eletromiográfica

Esta consiste numa manga de tecido elástico, vulgo lycra, contendo 24 *holders* de elétrodo fixados no tecido. As características elásticas permitem reduzir o melhor possível eventuais movimentos da manga durante a recolha dos sinais. Estes podem ser de dois tipos, podem existir

movimentos entre partes diferentes da manga ou movimentos rotacionais ou transversais desta relativamente ao antebraço. Eventuais movimentos da manga levam a que os próprios elétrodos que estão fixos à lycra também se movimentem, o que implica que o local onde a medição do sinal está a ser feita, se altere. Isso seria indesejável para o estudo. Um efeito mais concreto de eventuais movimentos da manga é a criação de artefactos nos sinais recolhidos, o que prejudicaria a sua posterior análise. As características elásticas permitem, ainda, um ajuste ideal a qualquer tipo de antebraço. Relativamente aos elétrodos, colocaram-se 24 *holders* de elétrodo distribuídos pelas zonas anterior, lateral e posterior do antebraço. Quanto à sua localização exata, e tendo em conta que um dos principais movimentos utilizados durante a recolha dos sinais eletromiográficos, foi o movimento em pinça com os dedos, é importante que esta possua uma distribuição que permita captar, da melhor forma possível, os sinais dos músculos que mais diretamente estão ligados a este movimento. É, ainda, importante ter elétrodos que registem a atividade elétrica dos músculos de maiores dimensões e mais superficiais, pois serão estes os que terão maior contributo para os sinais elétricos recolhidos à superfície. Foi com base nestes objetivos que se definiram as posições dos 16 elétrodos usados de entre as 24 posições possíveis. Essas posições podem ser consultadas no Anexo IV.

Atendendo a todos os requisitos necessários e enumerados atrás, desenvolveu-se, então, a manga para a recolha eletromiográfica, como se pode ver na imagem 19.

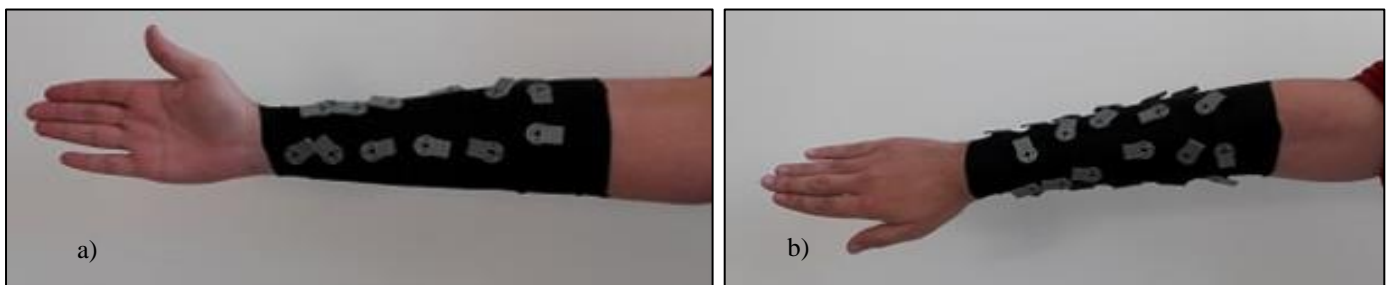


Figura 19 - Manga eletromiográfica desenvolvida nesta dissertação e respetivas vistas a), anterior, e b), posterior.

### *Holder*s de elétrodo

Os *holders* utilizados para segurar os elétrodos ao tecido da manga e, por sua vez, à pele do voluntário, foram desenhados num programa de modelação em 3D, o Tinkercad [34], tendo por inspiração os *holders* utilizados para fixar elétrodos no *cap*, e posteriormente impressos numa impressora 3D no FabLab da Faculdade de Ciências e Tecnologias da Universidade Nova de Lisboa [35].

Na figura 20 está representado um exemplar dos *holders*, a), bem como todas as suas peças constituintes, b). As suas cotas poderão ser consultadas no Anexo V. A peça maior,

representada na figura 20 b) por i, é a que se situa na parte interior da manga e que faz o contacto com o antebraço do voluntário. Devido a isso, durante a sua modelação e posterior impressão, teve que se garantir que a superfície seria a mais ergonómica possível, de forma a não causar qualquer incómodo ao voluntário durante as medições, bem como, para facilitar a colocação e remoção da manga eletromiográfica. A segunda peça, representada na figura 20 b) por iii, visa segurar a primeira peça ao tecido elástico da manga e permite uma posterior recolocação do *holder*, caso seja necessário. Esta peça é visível no lado externo da manga. A terceira peça é um *o-ring* e está representada na figura 20 b) por ii. Este consiste num anel de borracha que se situa, após montado o *holder*, entre este e o eléctrodo. Tem um papel importantíssimo pois, não só garante que o eléctrodo fica imóvel durante o tempo de registo, como também permite que o gel condutor usado permaneça no orifício correto e não se espalhe ao longo da manga e do antebraço, o que poderia causar um curto-circuito entre eléctrodos, estragando alguns dos sinais recolhidos. Em a) representa-se um *holder* já montado e em c) o tipo de eléctrodos utilizados na recolha de sinal, denominados *pin-type electrode*. Estes são, normalmente, usados na recolha de sinais de EEG.

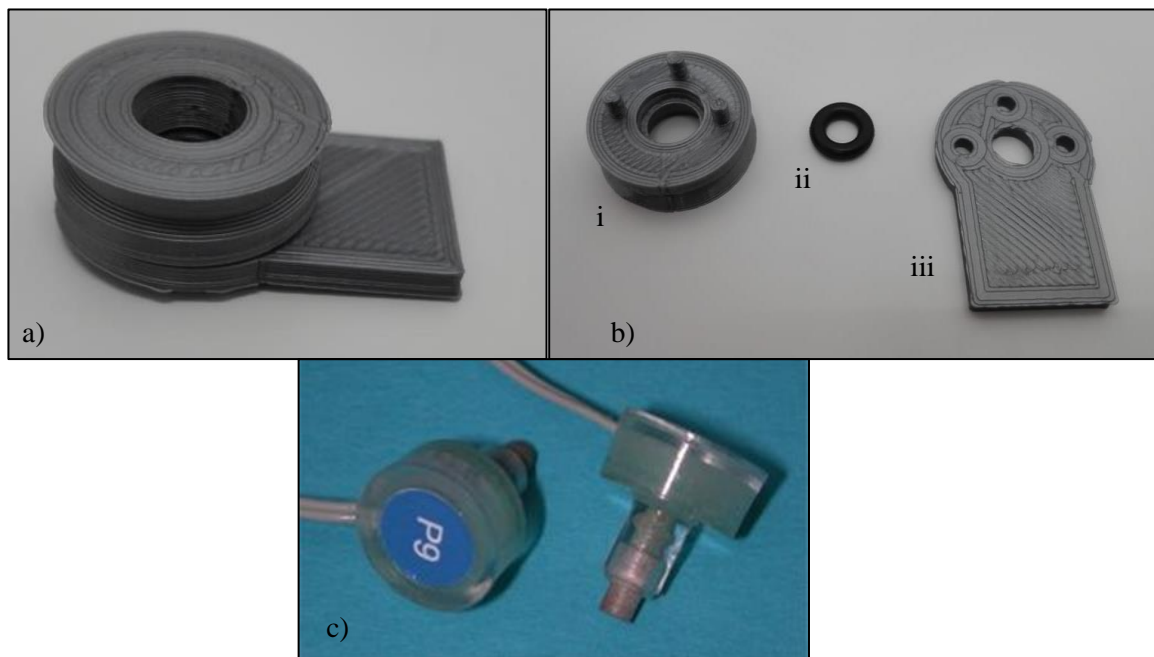


Figura 20 - Holder modelado e impresso em 3D usado na manga eletromiográfica. Em a) representa-se o *holder* montado e em b) estão representados os seus constituintes. Na figura c) representa o tipo de eléctrodo utilizado nas recolhas de sinal [33].

Finalmente, recorrendo ao jogo *Keep-Control* e respetivo atuador, ao cap de EEG e à manga eletromiográfica criada, recolheram-se os sinais eletrofisiológicos dos dez voluntários. A figura 21 é uma fotografia da recolha de sinais de um dos dez voluntários. Nela é visível a recolha de EEG, a recolha de EMG, o *BIOSEMI* e, ainda, o atuador do jogo.



Figura 21 - Montagem utilizada na recolha de sinais eletrofisiológicos. Nela é visível o cap de EEG, a manga de EMG, parte do Biosemi e o atuador do jogo *Keep-Control*.

### 3.3. Algoritmos de Processamento

Neste subcapítulo abordam-se os algoritmos usados na dissertação para processar os dados eletrofisiológicos recolhidos. Depois de os sinais serem pré-processados, os sinais são analisados com um algoritmo de ICA para separar as suas componentes tendo em conta a independência, de seguida utilizou-se o algoritmo de TDSEP para decorrelacionar os sinais atendendo à sua estrutura temporal. No passo seguinte estudou-se a coerência entre eles. Finalmente, aplicou-se o algoritmo de RPA para separar as fontes sobrepostas tendo, como critério, um sinal de referência. Após este passo, estudou-se a relação em fase entre os sinais. Todos os algoritmos foram previamente implementados ao longo de diversos trabalhos de investigação, tendo sido apenas adaptados aos objetivos desta dissertação.

### 3.3.1. Pré-processamento e Whitening

O primeiro processamento que se realizou aos sinais é bastante simples. O algoritmo começa por remover a média aos sinais, em seguida estes são filtrados com dois filtros, um passa-alto e um passa-baixo para se eliminar tanto o ruído de baixa frequência, como o de alta frequência. As frequências de corte do filtro passa alto são de 5Hz e 7Hz e as frequências de corte do filtro passa baixo são de 40Hz e 42Hz. Este algoritmo aplica ainda o *downsampling*, ou seja, ajusta a frequência de amostragem dos sinais dos seus iniciais 2048Hz para 512Hz. Finalmente os sinais já filtrados são processados por *whitening*, isto é, os dados começam por ser decorrelacionados, ordenados por energia e normalizados.

### 3.3.2. Análise em Componentes Independentes

Feito o pré-processamento referido acima, agora procede-se à Análise de Componentes Independentes. Esta é uma das técnicas que permite resolver o problema da sobreposição de fontes, e tem como critério a independência entre fontes. As componentes do sinal vão ser separadas e ordenadas por energia. Visualizando as componentes constituintes dos sinais é possível, ao utilizador, escolher e eliminar a que não interessar, tendo em conta os seus objetivos. No caso desta dissertação, eliminou-se a componente correspondente ao sinal cardíaco que, por não ter interesse para os objetivos da dissertação e por constituir um artefacto bastante energético. Finalmente reconstrói-se o sinal sem as componentes indesejadas. A imagem 22 representa o fluxograma do processamento realizado até aqui.

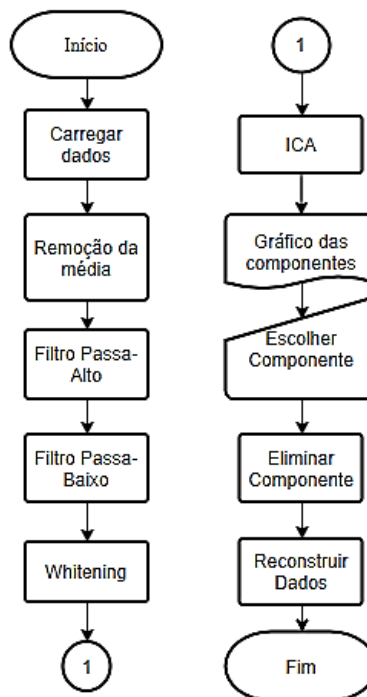


Figura 22 - Fluxograma do processamento aplicado aos dados até este momento.

Torna-se mais fácil entender este primeiro algoritmo se se explicar o seu funcionamento utilizando um conjunto de sinais como exemplo. Mais especificamente, um troço de 10000 amostras de 16 sinais de EMG. O algoritmo começa por carregar os dados com todas as características com que foram registados, como representado na figura 23 a). Em seguida é-lhes removida a média e são filtrados pelos dois filtros já referidos. Verifica-se, na figura 23 b), que os sinais se tornam já bastante mais apelativos apesar de ainda se encontrarem contaminados por sinal cardíaco. Entretanto o algoritmo aplica processamento por *whitening* e faz a separação das componentes independentes, representadas na figura 23 c). O utilizador pode escolher qual a componente que quer remover dos sinais. Neste caso específico interessa remover a componente correspondente ao sinal cardíaco, ou seja, a terceira componente. Finalmente o algoritmo devolve os sinais já com todo o processamento feito e sem a componente indesejada, como se pode ver na figura 23 d).

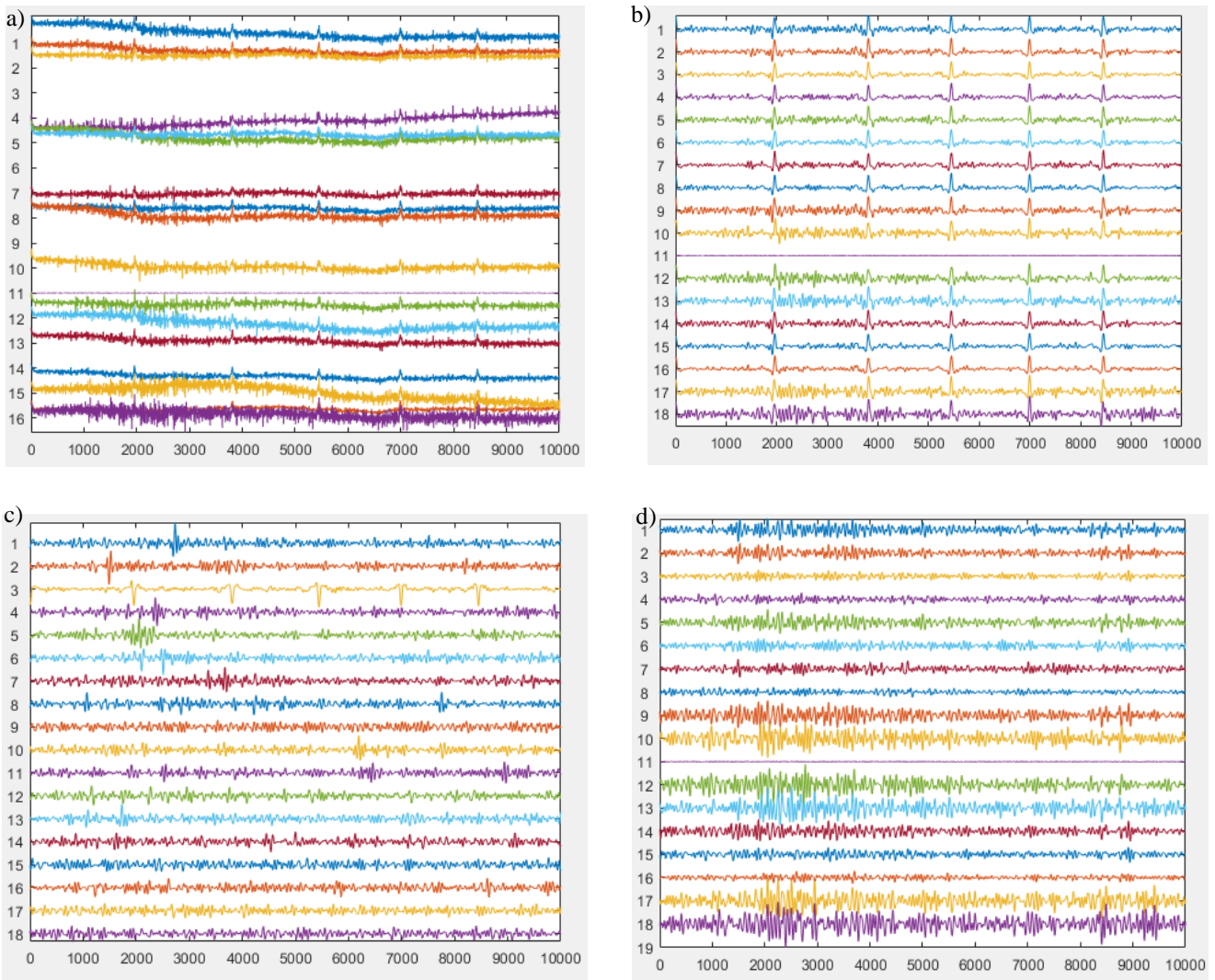


Figura 23 - Várias etapas do primeiro algoritmo de processamento de dados onde a) representa os dados iniciais, b) os dados sem média e filtrados, c) as componentes independentes e d) os dados finais com o processamento feito e a componente indesejada removida

A análise atrás referida permite, não só, visualizar os sinais livres de determinados tipos de ruído e artefactos, mas também, ver todas as contrações e distensões musculares que o voluntário realizou durante os dois minutos de jogo. Por análise visual do exemplo anterior é possível verificar imediatamente que os sinais finais, ou seja, os sinais já filtrados e sem as componentes que não interessam, revelam informação verdadeiramente importante para os objetivos da dissertação e que, antes do processamento, estavam camuflados. Vê-se, ainda, que o canal 11 se encontra inutilizável devido a avaria do eléctrodo em questão.

### 3.3.3. TDSEP e Coerência

Como referido previamente, os sinais eletrofisiológicos podem ajustar-se de duas formas, em frequência e em fase. Antes de se estudar a coerência, ou seja, a relação em frequência entre dois sinais, primeiro é preciso tomar em conta mais um critério e, por sua vez, mais uma técnica, que permita separar fontes. Para isso recorreu-se ao algoritmo previamente implementado de separação por decorrelação temporal, TDSEP, que permite fazer a separação de fontes tendo em consideração a sua estrutura temporal. Após encontradas as fontes, estas vão ser ordenadas pela coerência, relativamente a uma referência.

No algoritmo de TDSEP são extraídas as fontes que apresentam maior decorrelação temporal entre si. Como referido no capítulo em que se introduziram os conceitos teóricos sobre o TDSEP, este funciona com base em atrasos temporais aleatórios. O número de atrasos é definido previamente pelo utilizador com a variável  $n\_delays$  e o seu valor pode variar entre 1 e o  $delay\_max$ , ou seja, entre 1 e um número máximo também previamente definido pelo utilizador para o  $delay$ . Quanto ao número de vezes que o algoritmo se repete, o utilizador define-o usando a variável  $n\_essays$ . Nesta dissertação, os valores de  $n\_delays$ ,  $delay\_max$  e  $n\_essays$  valem, respetivamente, 21, 100 e 20. Desta forma, o algoritmo de TDSEP é corrido 20 vezes, sendo que, em cada uma das repetições se consideram 21 atrasos e cada um desses atrasos pode tomar um valor qualquer entre 1 e 100.

Apesar do algoritmo já se encontrar implementado, teve que ser ajustado para o caso específico desta dissertação, pois o algoritmo estava preparado para separar fontes em sinais de EEG e em seguida ordená-las por coerência utilizando um sinal de EMG como referência, e nesta dissertação pretendem-se separar fontes nos sinais de EMG e ordená-las, de seguida, por coerência, usando uma combinação linear dos sinais de EEG como referência.

Os dados que este algoritmo utiliza correspondem aos dados finais do algoritmo anterior, isto é, aos dados já totalmente processados pelo algoritmo abordado no subcapítulo 3.3.2..

A versão atual do algoritmo começa por fazer a procura de fontes nos canais de EEG e, de seguida, vai agrupá-las por ordem decrescente de coerência com o sinal de referência. Numa

primeira fase, o sinal de referência corresponde à diferença entre os dois canais de EMG recolhidos na mão do voluntário. A figura 24 a) representa as fontes encontradas pelo TDSEP nos sinais de EEG e ordenadas por coerência em relação ao sinal de referência. A figura 24 b) representa o mesmo que a 24 a) mas a procura das fontes não é realizada nos dados de eletroencefalografia, mas sim, nos dados de eletroencefalografia já processados por *whitening*.

Encontradas e ordenadas as fontes, estas vão ser agrupadas por semelhança. Esse agrupamento é feito tendo como critério de semelhança a variável *criterium* cujo valor é imposto pelo utilizador e pode variar entre 0 e 1. Quanto mais próximo for de 1, mais exigente o algoritmo é na procura de semelhanças, o que leva a que menos fontes sejam consideradas parecidas e, conseqüentemente, que menos componentes sejam agrupadas. Nesta dissertação utilizou-se um critério de semelhança de 0.8. A figura 24 c) representa as componentes de coerência já agrupadas e representadas por ordem decrescente.

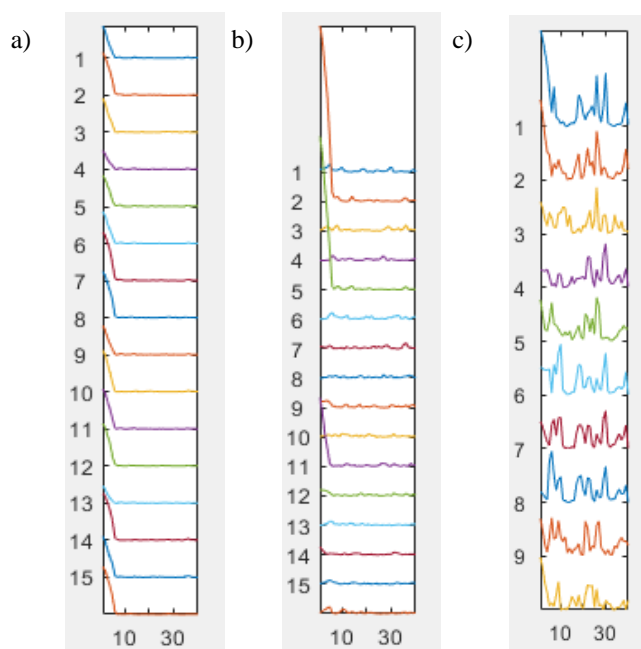


Figura 24 - Evolução dos gráficos de coerência ao longo do algoritmo. Em a) representam-se as fontes encontradas por TDSEP, nos canais de EEG, e ordenadas por coerência em relação ao sinal de referência, em b) a mesma coerência mas para os sinais processados previamente por *whitening*, e em c) as componentes agrupadas por semelhança.

O passo seguinte consiste em fazer o mesmo processo mas no sentido invertido, isto é, separar fontes nos sinais de EMG e ordená-las por ordem decrescente de coerência, em relação a um sinal de referência. Este sinal de referência agora vai ser a componente com maior coerência em relação à referência, agrupada anteriormente. Em suma, vai ser a primeira componente representada em 24 c).

O algoritmo de TDSEP faz, então, a deteção e separação de fontes dos sinais do antebraço e, em seguida, estas são mais uma vez ordenadas por ordem decrescente de coerência em relação

ao novo sinal de referência. Também estas são agrupadas por semelhança. A figura 25 a) representa as fontes encontradas pelo TDSEP nos sinais de EMG e ordenadas por coerência. Em 25 b) representam-se as fontes encontradas mas, desta vez, nos sinais de EMG processados previamente por *whitening*.

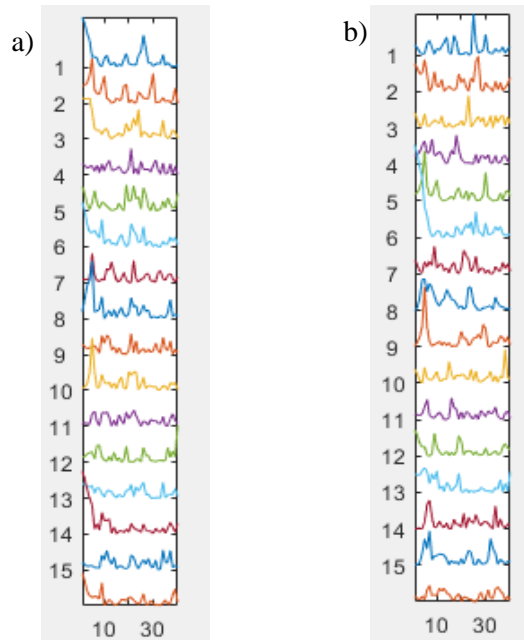


Figura 25 – Fontes separadas por TDSEP e ordenadas por coerência. Em a) representam-se as fontes encontradas, por TDSEP, nos canais de EMG e ordenadas por coerência em relação ao sinal de referência e em b) representam-se as fontes encontradas mas para os canais de EMG previamente processados por *whitening*.

É importante sublinhar que a coerência é sempre calculada para um intervalo restrito de frequência que é pré-definido no algoritmo pelo utilizador. No caso desta dissertação, esse intervalo define-se entre 10Hz e 30Hz pois esta banda de frequências está associada à atividade *beta* que, por sua vez, está associada à atividade motora, como visto anteriormente.

Em suma, utiliza-se a diferença entre dois canais de EMG registados na mão como referência para ordenar por coerência, as fontes encontradas e separadas por decorrelação temporal. De seguida, é feito um agrupamento por semelhança e escolhe-se a mais coerente de todas as componentes agrupadas, como referência para o passo seguinte. Neste passo, o algoritmo TDSEP identifica e separa fontes nos sinais eletromiográficos e, de seguida, existe uma ordenação destas, por coerência em relação ao novo sinal de referência. Este processo pode ser feito mais vezes, ou seja, da mesma forma que se utilizou a melhor combinação linear de sinais de EEG para ordenar por coerência, as fontes detetadas nos sinais de EMG, poder-se-ia agora utilizar uma combinação linear entre os sinais de EMG para ordenar fontes encontradas nos sinais de EEG, e assim sucessivamente até que os resultados de coerência obtidos estabilizem, isto é, que já não

verifiquem uma melhoria significativa da coerência em relação ao sinal de referência, para o intervalo frequencial definido.

O passo final não mais é do que a representação da evolução temporal de cada uma das componentes agrupadas anteriormente. Essa evolução está representada na figura 26. Em 26 a), representa-se a evolução através de gráfico e em b) através de mapa.

Após terminadas todas as etapas do algoritmo e visualizando os gráficos de evolução de coerência no tempo representado na figura 26, pode tirar-se uma série de conclusões. A principal conclusão para esta dissertação é conseguir identificar-se os instantes onde a coerência entre sinais é mais elevada. Esses instantes aparecem, tipicamente, representados por picos de intensidade, como assinalado a vermelho nos gráficos em a), e por zonas mais claras nos mapas em b), também assinalado a vermelho. Estas zonas dizem ao utilizador que naqueles instantes temporais e para certos valores de frequência, ocorreu um maior ajuste em frequência entre os sinais, quando comparado com os restantes instantes e os restantes valores de frequência.

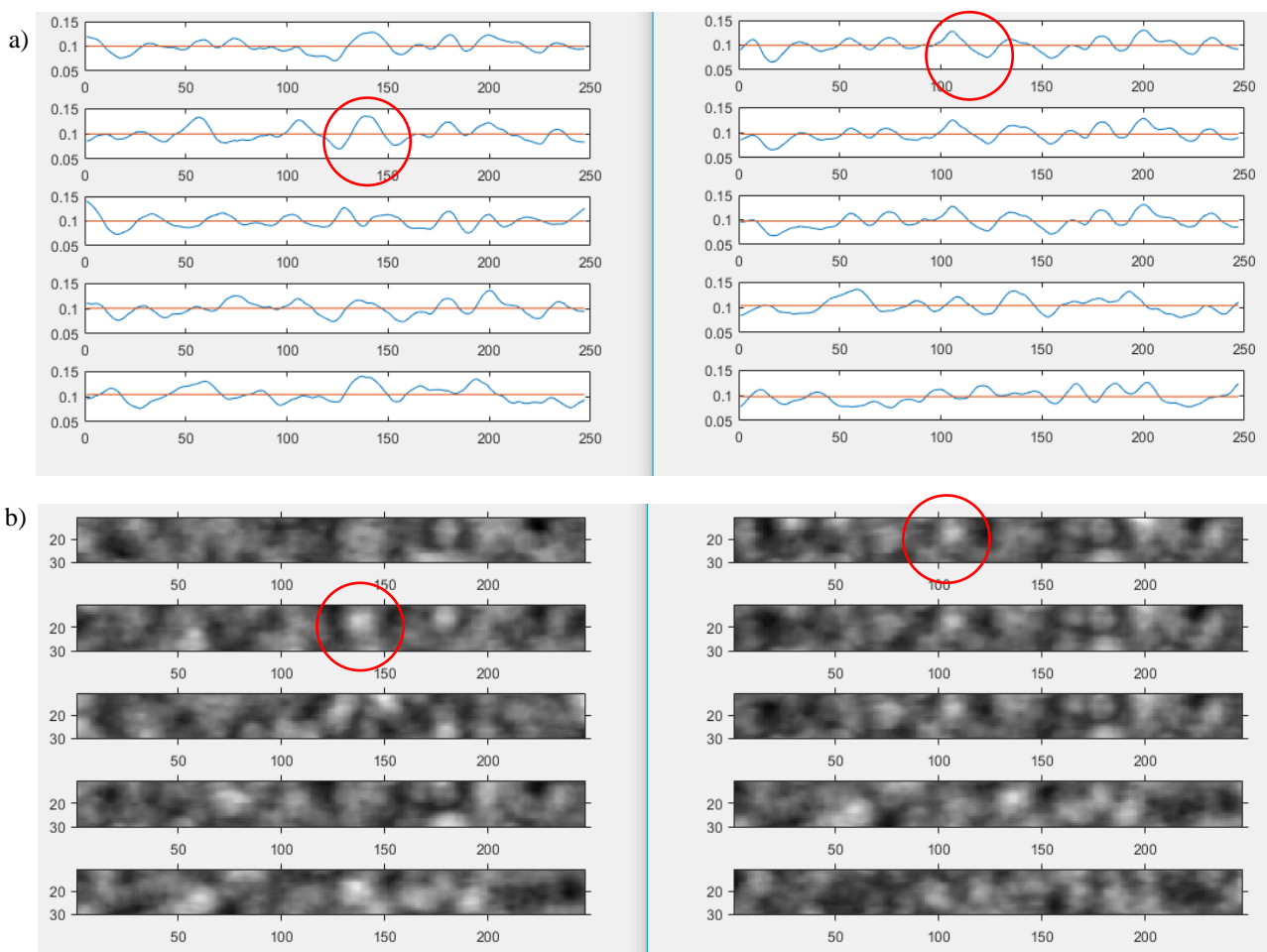


Figura 26 - Gráficos, a), e mapas, b), representativos da evolução temporal das componentes de coerência agrupadas pelo algoritmo. A vermelho assinalam-se algumas possíveis zonas de maior coerência.

A figura 27 representa o fluxograma com todas as etapas do algoritmo descritas.

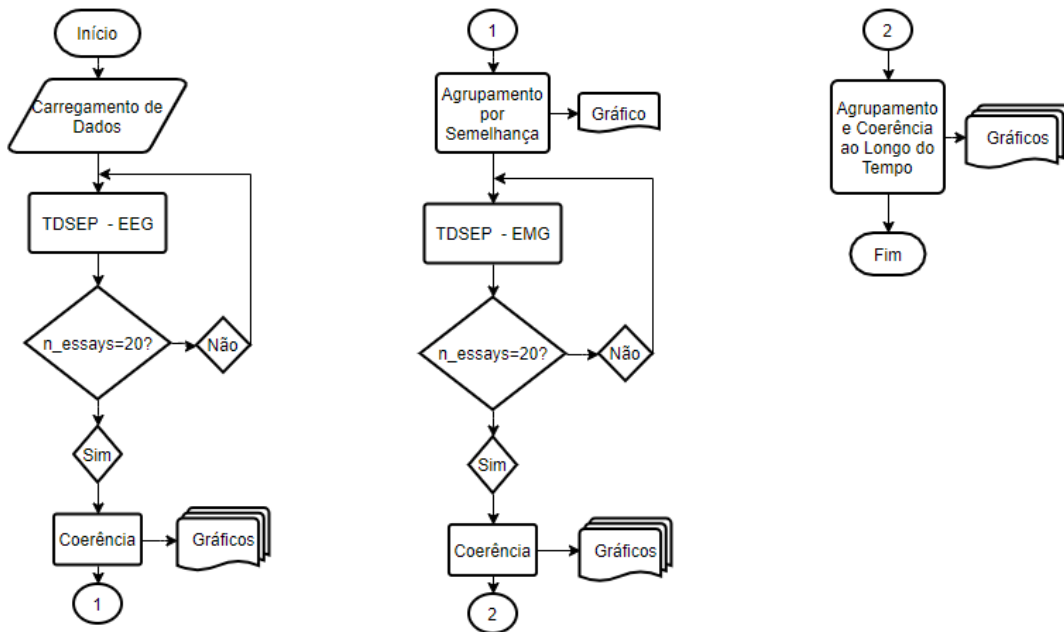


Figura 27 - Fluxograma do algoritmo de TDSEP e coerência usado na dissertação.

### 3.3.4. RPA e Ajuste em Fase

Estudados os sinais quanto ao seu ajuste em frequência pretende-se, agora, estudá-los quanto ao seu ajuste em fase. Para isso recorreu-se a um outro algoritmo, também previamente estruturado, ao qual se fizeram as alterações necessárias de forma a poder ser utilizado nos casos específicos desta dissertação.

À semelhança do que acontecia com o algoritmo de coerência e porque, mais uma vez, este é um algoritmo de deteção e separação de fontes, também agora se utiliza uma referência e um conjunto de sinais nos quais as fontes com maior sincronia de fase entre si são detetadas. Toma-se, como sinal de referência, a fonte encontrada pelo algoritmo TDSEP entre os sinais de EEG, que maior coerência manifestou relativamente ao canal de referência medido na mão do voluntário. A deteção e separação de fontes síncronas será, agora, realizada nos canais eletromiográficos, recolhidos no antebraço do voluntário. Posteriormente, são calculados os valores de PLF que, como visto anteriormente, permitem quantificar o ajuste em fase entre os sinais.

Ao contrário do ajuste em frequência, que pode ocorrer ao longo de grande intervalos temporais, o ajuste em fase dá-se em intervalos muito mais restritos, quer em tempo, quer em frequência. Desta forma, o algoritmo de RPA será sempre corrido para intervalos pequenos previamente encontrados em gráficos como os da figura 26, e adequados a cada um dos casos em estudo.

Devido ao facto mencionado no parágrafo anterior, é necessário estabelecer a dimensão e número de janelas necessárias e o segmento de sinal onde a análise será feita. Quanto à dimensão de cada janela, fixou-se em 500 o número de amostras por janela, sendo que existe um *overlap* de 50 amostras, ou seja, 450 das 500 amostras são repetidas na janela seguinte. Quanto ao segmento do sinal, vai dar-se preferência às zonas onde a coerência calculada no algoritmo anterior toma valores mais elevados. Recorrendo ao exemplo da figura 26, as duas zonas assinaladas a vermelho, que correspondem a duas zonas de maior coerência, vão ser as mesmas onde agora se procurará o ajuste em fase. O número de janelas é calculado para cada um dos casos.

Na figura 28 está representada a coerência da primeira fonte encontrada pelo TDSEP, como função do tempo. Para se definir o intervalo temporal e o número de janelas a utilizar, escolhe-se o pico característico de alta coerência, enquadrado a vermelho, e vê-se o seu início e o seu fim, assinalados respetivamente por A e B na figura. Como a escala das componentes de coerência é diferente da escala que o algoritmo de RPA utiliza é, ainda, necessário calcular um fator de conversão. Para tal, é necessário registar a dimensão da amostra da componente em causa, assinalado por  $N_2$  na figura. Recolhidos os valores de A, B e  $N_2$ , e sabendo a dimensão de cada janela, 500, e o *overlap*, 50, calcula-se o número de janelas a usar,  $n\_windows$ , e o ponto onde o algoritmo vai começar a análise, *starting\_point* (ver Anexo III).

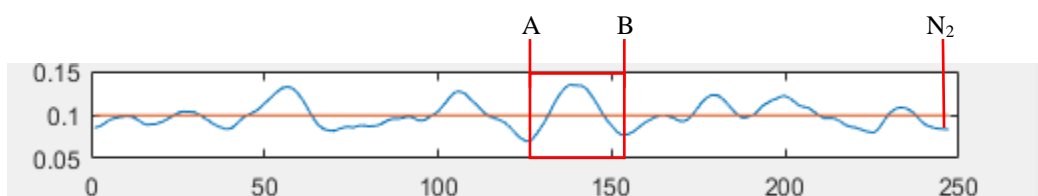


Figura 28 - Segunda componente de coerência ao longo do tempo do exemplo da figura 25, onde se assinala o pico correspondente ao intervalo com mais coerência, bem como o seu início, A, e fim, B, e o número total de amostras da componente,  $N_2$ .

Definidos o número de janelas a utilizar e o *starting\_point*, resta definir qual o intervalo de frequências que, como já dito, é particular para cada caso e bastante restrito. Para isso visualiza-se no mapa correspondente à componente de coerência em questão, a frequência a que o pico acontece. A figura 29 é o mapa da componente representada na figura 26 e nela está enquadrada a vermelho, a mancha clara correspondente ao pico escolhido anteriormente. A letra P corresponde ao vértice desse mesmo pico e é possível ver a que frequência esse máximo ocorre. Após encontrado o seu valor, define-se um intervalo de frequências, à sua volta, para efetuar uma filtragem mais apertada, e com uma largura de  $\pm 1\text{Hz}$ .

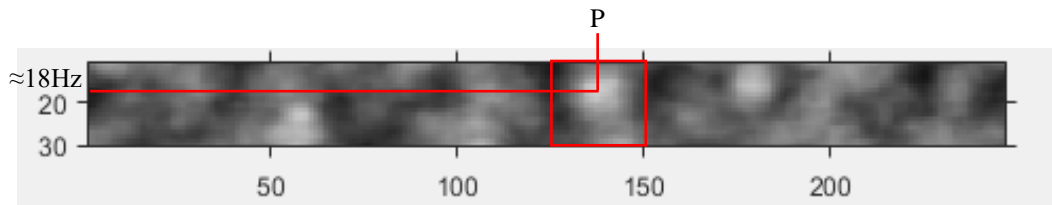


Figura 29 - Mapa da componente utilizada como exemplo na figura 28 no qual se assinala a mancha clara correspondente ao pico de maior coerência, bem como, a frequência a que esse pico ocorre.

Após se definirem todos os parâmetros mencionados, o algoritmo já pode iniciar a identificação de fontes síncronas e a procura de ajuste em fase. Este vai começar por carregar os dados que serão usados, quer como referência, quer para procurar fontes síncronas. O RPA corre uma quantidade de vezes bastante grande para cada uma das janelas. O número de corridas é definido previamente com a variável  $n\_essays$ , que não tem nada a ver com o  $n\_essays$  do algoritmo anterior. Neste caso, definiu-se o seu valor como 50 para todos os casos por se achar que é um número consideravelmente elevado e que garante resultados seguros. Como são realizadas 50 corridas por janela, também vão ser encontradas 50 possíveis soluções por janela, o que significa que o algoritmo teria uma quantidade elevada de soluções.

Para resolver esse problema, o passo seguinte vai agrupar por semelhança as  $n\_essays$  soluções encontradas para cada uma das janelas. O agrupamento por semelhança é feito tendo em conta um  $criterium\_1$  previamente definido que, tal como acontecia no algoritmo de coerência, quanto mais perto o seu valor for de 1, mais exigente o agrupamento por semelhança vai ser. Nesta dissertação definiu-se 0.9 como o valor ideal pois permite fazer um agrupamento de soluções no qual não se perde quase informação. As soluções, depois de agrupadas, são agrupadas sob a forma de mapas de distribuição de intensidades ao longo do antebraço. A separação, quer a proposta por TDSEP, quer a proposta por RPA, resulta na fonte em si. Esta é uma função da atividade elétrica em função do tempo, bem como, o vetor de combinação linear dos sinais que resultam da fonte.

A imagem 30 a) e b) representam exemplos desses mapas. Cada um dos mapas tem representado, por pontos pretos, todos os elétrodos usados ao longo do antebraço e da mão dos voluntários. A sua distribuição exata pode ser consultada no Anexo IV. Quanto às cores de cada mapa, estas representam o padrão de ativação de cada um dos elétrodos, representam a matriz  $A$  da equação 7. É mediante a análise desses padrões que, posteriormente, se tiram conclusões quanto à relação entre as fontes e quais as zonas que aparentam ter maior relevância para o estudo do ajuste em fase. Por cima de cada mapa apresentam-se, também, dois valores. O PLF encontrado para essa fonte, e o número de soluções agrupadas,  $nelements$ , nesse mapa, de todas as 50 soluções encontradas na janela. Quanto maior for o número de  $nelements$ , mais relevante é esse mapa, pois significa que tem mais soluções agrupadas em si o que, por sua vez, significa que aquela solução

ocorre mais vezes. O valor de PLF, como explicado anteriormente, quantifica o ajuste em fase entre os sinais. Quanto mais próximo o seu valor for de 1, maior será o ajuste em fase, no trecho analisado. Como cada mapa representa um agrupamento de *nelements* soluções, também o PLF representado é uma média dos valores de PLF de cada uma dessas *nelements* soluções.

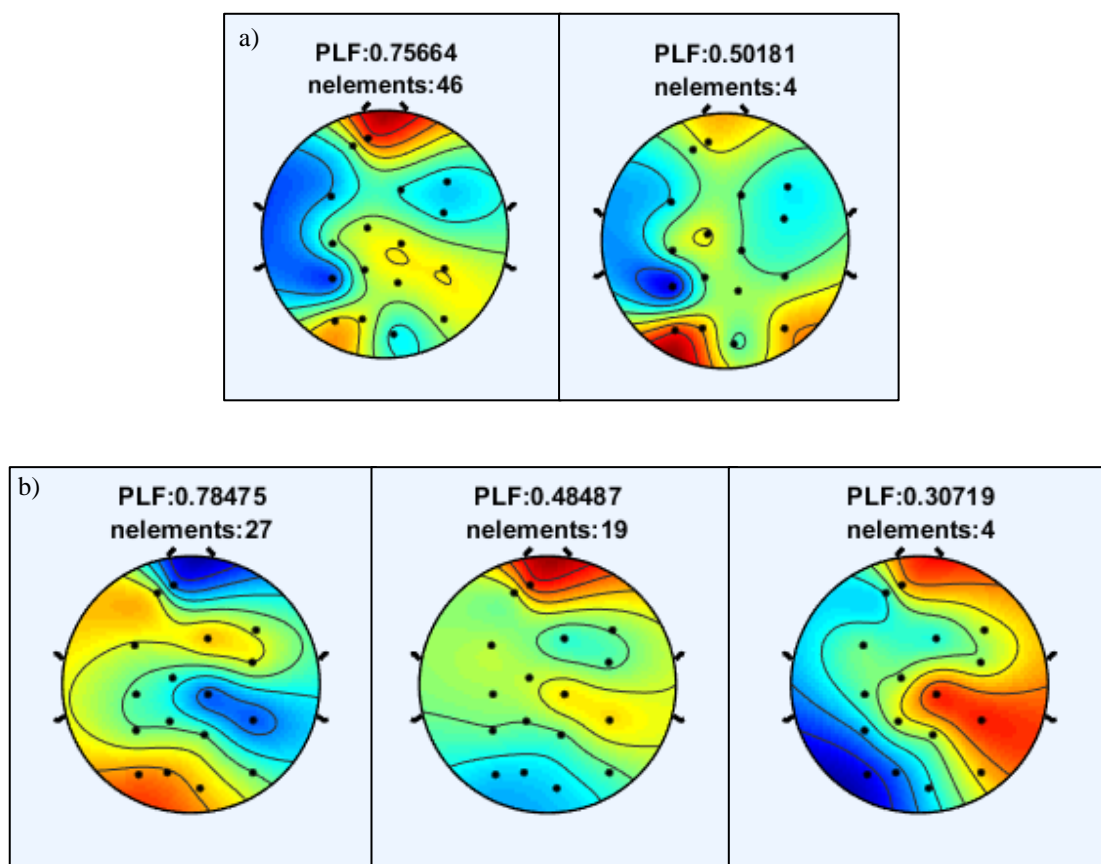


Figura 30 - Exemplos dos mapas criados para duas janelas consecutivas de 50 soluções cada. As primeiras soluções foram agrupadas por semelhança, em a), em dois mapas com 46 delas num mapa e as restantes 4 no segundo mapa. As 50 soluções da segunda janela foram agrupadas, em b), em 3 mapas, com 27 soluções no primeiro, 19 no segundo e as restantes 4 no terceiro mapa. Cada mapa representa, ainda, a média dos valores de PLF das soluções agrupadas em si. A distribuição exata dos eléctrodos pode ser vista no Anexo IV.

Apesar destes resultados já representarem um agrupamento de todas as soluções encontradas em cada uma das janelas, continua a ter-se uma quantidade bastante elevada de mapas para analisar. Desta forma, o algoritmo de RPA procede a um novo agrupamento. Este vai pegar em todos os mapas criados no agrupamento anterior e tomá-los como se cada um se tratasse de uma solução única, ou seja, não tem em conta as 50 soluções encontradas por cada janela, mas sim os mapas nos quais essas foram agrupadas. Tomando os mapas como soluções individuais, vai agrupá-los por semelhança tendo em conta uma variável previamente definida, denominada *criterium\_2*, como critério de semelhança. Este segundo critério definiu-se a 0.5, ou seja, o valor intermédio de entre os valores possíveis. A figura 31 representa um exemplo deste segundo

agrupamento. Nela estão representados 3 mapas com 145, 16 e 7 nelements, respetivamente. Isto indica que, neste exemplo, foram agrupados por semelhança 168 mapas provenientes do agrupamento anterior, em 3 novos mapas. Em suma, de todos os 168 mapas encontrados ao longo das 50 vezes que o algoritmo correu para cada uma das janelas, este segundo agrupamento com critério de semelhança igual a 0.5 conseguiu sumariá-los em apenas 3 mapas.

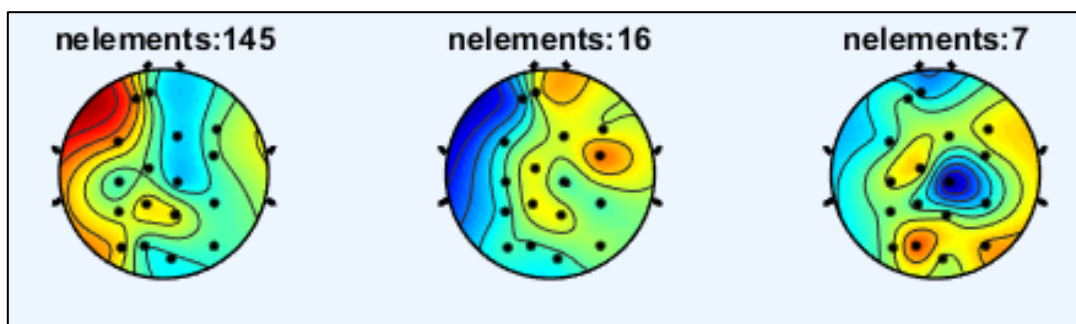


Figura 31 - Mapas com os resultados do segundo agrupamento feito pelo algoritmo.

Este segundo agrupamento permite uma mais fácil análise dos resultados pois torna-se mais acessível analisar 3 mapas do que 168. No entanto, este procedimento também leva a que se perca alguma informação que poderia ser importante e que está a ser ignorada por se reduzirem dezenas de mapas a apenas dois ou três consoante cada situação.

Para se contornar esta perda de informação, o algoritmo de RPA vai proceder a um derradeiro passo onde são realizados dois novos agrupamentos. No primeiro, vão ser representados, em vários conjuntos de mapas, as soluções encontradas pelo algoritmo, ou seja, em vez de se ter um conjunto de mapas para cada uma das janelas, o que origina dezenas de mapas, tem-se um conjunto de mapas para cada dez janelas. No segundo agrupamento, são reagrupados em 2 ou 3 mapas, esses novos conjuntos de mapas do primeiro agrupamento. Por exemplo, se se utilizarem 150 janelas para se analisar um conjunto de sinais, no primeiro tipo de agrupamentos ter-se-iam 150 conjuntos de mapas, um para cada uma das janelas, mais um mapa com todos esses mapas agrupados nele. Com este segundo tipo, têm-se 15 conjuntos de mapas pois cada conjunto agrupa os mapas de 10 janelas e não de apenas uma, mais um mapa geral que agrupa esses 15 conjuntos de mapas.

A figura 32 a) e b) representam os mapas de um exemplo deste segundo tipo de agrupamentos. Em a) está representado o primeiro dos 10 conjuntos de mapas onde cada um dos conjuntos agrupa as soluções encontradas, neste caso específico, em cada 10 janelas das 100 utilizadas e em b) representam-se os mapas finais que reagrupam os mapas desses 10 conjuntos em novos mapas mais resumidos.

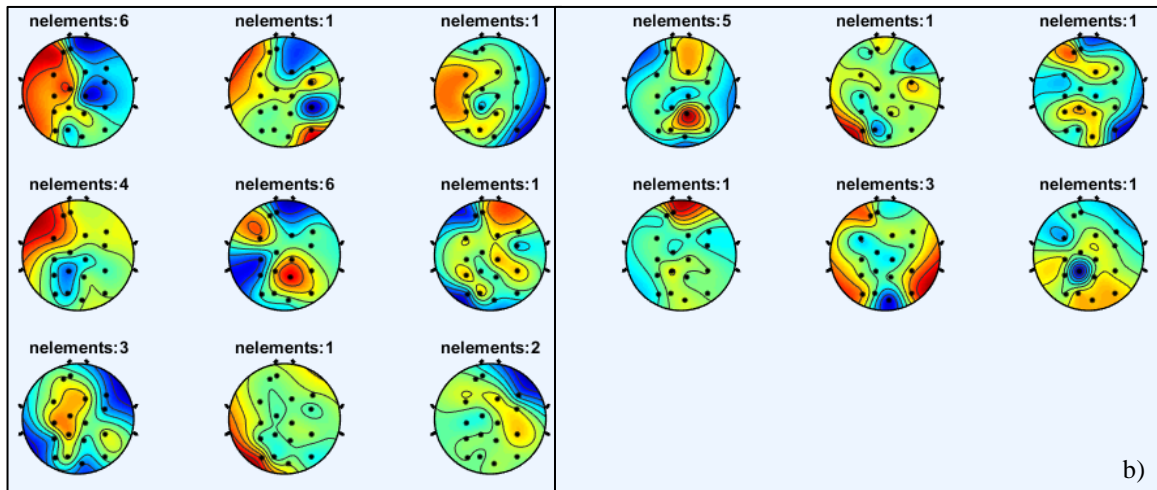
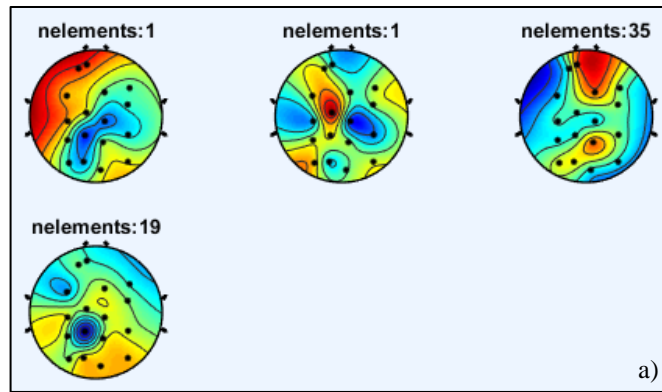


Figura 32 - Mapas do segundo tipo de agrupamentos. Em a) representa-se um dos conjuntos de mapas realizados nos primeiros agrupamentos e em b) os mapas que reagrupam as soluções encontradas no primeiro agrupamento.

A imagem 33 representa o fluxograma com todas as etapas subjacentes ao algoritmo de RPA e ao estudo da relação em fase. A imagem 34, por sua vez, representa o fluxograma do segundo tipo de agrupamento utilizado.

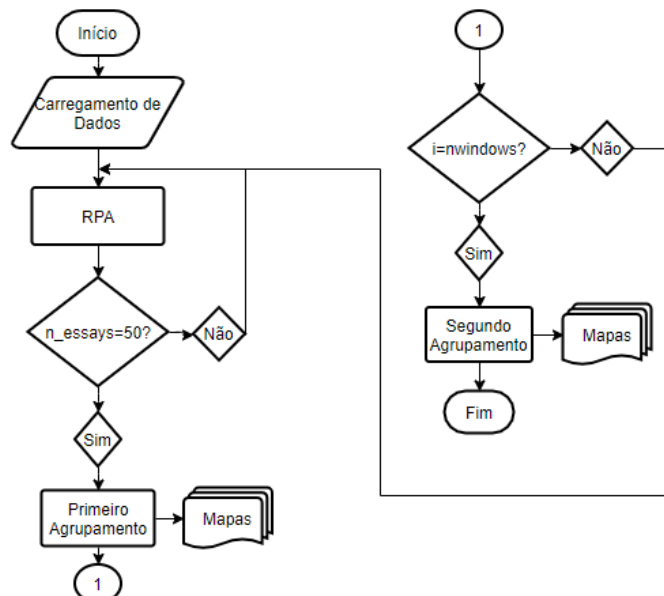


Figura 33 - Fluxograma com todas as etapas do algoritmo de RPA.

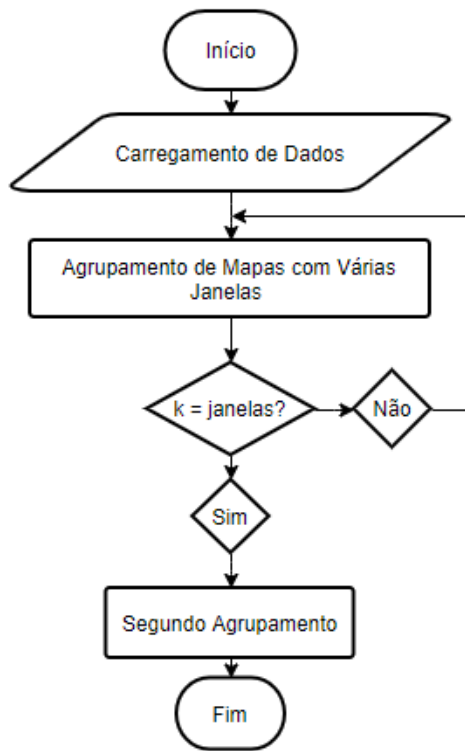


Figura 34 - Fluxograma com as etapas subjacentes ao segundo tipo de agrupamentos.



## Resultados

Neste capítulo apresentam-se os resultados obtidos pelo algoritmo de TDSEP e ajuste em frequência, e pelo algoritmo de RPA e ajuste em fase, para cada um dos voluntários individualmente. Para ambos os casos, abordam-se quais os resultados expectáveis e quais os resultados obtidos para cada um dos voluntários do estudo.

### 4.1. TDSEP e Ajuste em Frequência

Neste subcapítulo introduzem-se quais os resultados obtidos para cada voluntário do estudo. Para tal, vão definir-se todos os parâmetros usados no algoritmo e representar-se-ão alguns gráficos exemplificativos dos resultados para alguns participantes no estudo.

O algoritmo de coerência e TDSEP foi utilizado, como já explicado, para encontrar a melhor relação em frequência bem como a evolução dessa mesma coerência ao longo do tempo, entre um conjunto de sinais eletroencefalográficos e eletromiográficos. Nesta dissertação em concreto, utiliza-se a diferença entre os dois canais de EMG registados na mão do voluntário como referência para procurar uma combinação linear ideal entre os canais de EEG. Esta é, em seguida, usada para procurar uma nova relação entre todos os canais de EMG e essa nova referência neuronal. Este processo cíclico pode ser repetido as vezes que se pretender até que se considere que os resultados de coerência obtidos são estáveis.

Atendendo ao modo de funcionamento descrito, os primeiros resultados esperados são, portanto, um conjunto de gráficos nos quais é possível ver a evolução do nível de coerência, tal como representado na figura 24, para cada um dos sujeitos em causa.

O algoritmo tem ainda uma segunda parte onde se vai proceder ao alinhamento, por ordem decrescente do nível de coerência das componentes encontradas, bem como, a evolução temporal de coerência, para cada uma dessas componentes. Desta forma, para cada um dos voluntários, são esperados: um gráfico com as componentes dispostas da mais coerente para a menos coerente, como o da imagem 25; dois gráficos com a evolução temporal de cada uma delas, como os da imagem 26 a); e dois gráficos que representam também a evolução temporal das componentes mas sob a forma de mapas, como os da imagem 26 b).

### 4.1.1. Resultados gerais

Antes de se poder utilizar o algoritmo, é necessário definir uma série de parâmetros numéricos. Esses parâmetros são enumerados na tabela 1. A preto representam-se os parâmetros fixos, e definidos pelo implementador do algoritmo. São eles o número de pontos por janela, *nfft*, o número de pontos sobrepostos na janela seguinte, *noverlap*, o número de gráficos a produzir, *ngraphs*, e a banda de frequências no qual se pretende estudar a coerência, *freq\_min* e *freq\_max*. A azul representam-se os parâmetros definidos no decorrer desta dissertação, tais como a frequência de amostragem do sinal, *Fs*, e os valores dos filtros passa alto e passa baixo, *lowpassfilter\_01*, *lowpassfilter\_02*, *highpassfilter\_01* e *highpassfilter\_02*. A verde representam-se os parâmetros variáveis, isto é, que são definidos para cada um dos casos em estudo. O critério de agrupamento, *criterium*, e o número de componentes a guardar, *ncomps*, são exemplos desses parâmetros.

Tabela 1 – Parâmetros previamente definidos do algoritmo de coerência e TDSEP. A preto representam-se os parâmetros fixos, a azul os parâmetros alterados nesta dissertação, mas utilizados para todos os casos e a verde de os parâmetros variáveis para cada um dos voluntários estudados.

<i>Fs</i>	512	<i>nfft</i>	512
<i>noverlap</i>	256	<i>ngraphs</i>	20
<i>freq_min</i>	10	<i>freq_max</i>	30
<i>lowpassfilter_01</i>	40	<i>lowpassfilter_02</i>	42
<i>highpassfilter_01</i>	5	<i>highpassfilter_02</i>	7
<i>ncomps</i>	variável	<i>n_essays</i>	20
<i>n_delays</i>	21	<i>delay_max</i>	100
<i>n_plot_coherence</i>	40	<i>criterium</i>	variável
<i>npoints</i>	3000	<i>foverlap</i>	25/300

O critério de escolha para cada um dos parâmetros está explicado no capítulo dos Métodos, no entanto, é bom lembrar que a banda de frequências utilizadas, 10Hz a 30Hz, está diretamente relacionada com a gama de frequências das ondas beta, ou seja, com a atividade elétrica típica do controlo corticomotor. Quanto o número de componentes a reter, *ncomps*, e ao critério de agrupamento das mesmas, *criterium*, estes são definidos voluntário a voluntário, como se representa na tabela seguinte.

Tabela 2 – Valores utilizados em cada um dos voluntários, para o critério de agrupamento e para o número de componentes de coerência a reter.

<b>Voluntários</b>	<i>critérium</i>	<i>ncomps</i>
Voluntário_01	0.8	8
Voluntário_02	0.8	10
Voluntário_03	0.8	8
Voluntário_04	0.8	10
Voluntário_05	0.8	9
Voluntário_06	0.8	10
Voluntário_07	0.9	9
Voluntário_08	0.8	8
Voluntário_09	0.9	8
Voluntário_10	0.9	8

Após definidos os parâmetros, o algoritmo é corrido nos dados e retoma, então, todos os gráficos com os resultados da coerência.

A imagem 35 representa os gráficos de evolução da coerência ao longo do algoritmo para o voluntário 1. A imagem 35 a) representa as fontes encontradas pelo TDSEP nos sinais de EEG, ordenadas por coerência em relação ao sinal de referência, em b), a mesma coerência mas para os sinais processados por *whitening*. O algoritmo agrupa todas as componentes de coerência encontradas tendo em conta o critério de agrupamento e o número de componentes a reter. Para o caso do voluntário 1 esses valores são 0.8 e 8, respetivamente. Com esses critérios, o algoritmo encontra, agrupa e dispõe por ordem decrescente de coerência, 9 componentes. Na figura 35 c), representam-se as componentes de coerência já agrupadas e ordenadas de forma decrescente. A vermelho, assinala-se a primeira componente que, por ser a mais coerente com a referência, será utilizada como novo sinal de referência, na procura de fontes síncronas, desta vez, nos sinais eletromiográficos.

A figura 36 a) representa as fontes encontradas nos sinais de EMG, por TDSEP, e ordenadas por ordem decrescente de coerência em relação ao sinal de referência. Em b), representam-se as fontes, também encontradas nos sinais de EMG, mas previamente processados por *whitening*.

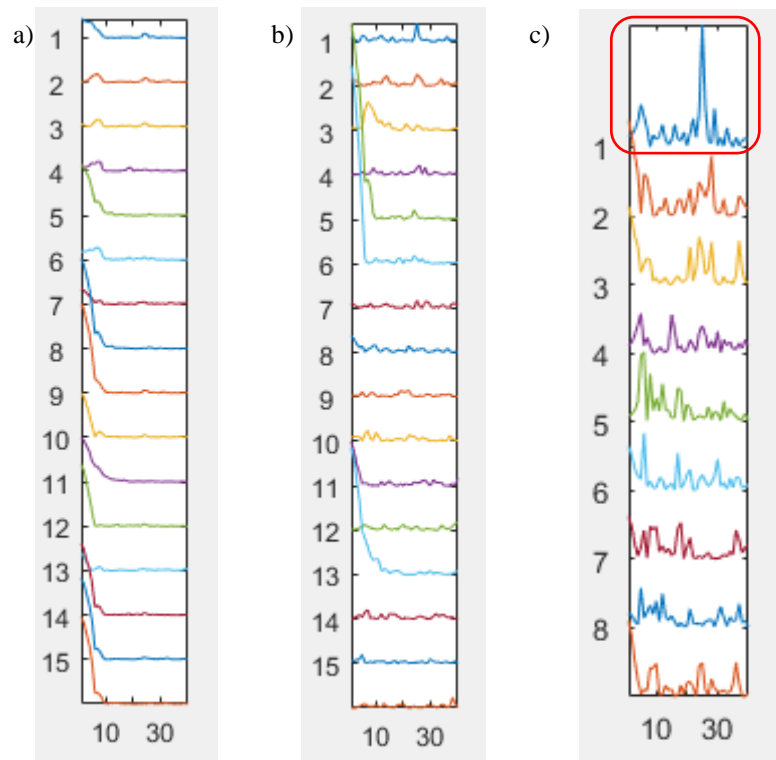


Figura 35 - Evolução dos gráficos de coerência ao longo do algoritmo, para o voluntário 1. Em a) representam-se as fontes encontradas por TDSEP, nos canais de EEG, e ordenadas por coerência em relação ao sinal de referência, em b) a mesma coerência mas para os sinais processados previamente por *whitening*, e em c) as componentes agrupadas por semelhança

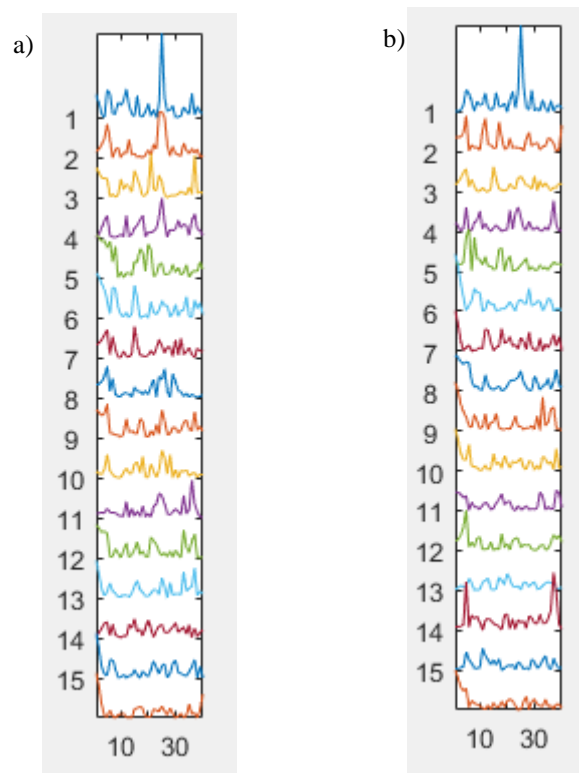


Figura 36 - Fontes separadas por TDSEP e ordenadas por coerência, para o voluntário 1. Em a) representam-se as fontes encontradas, por TDSEP, nos canais de EMG e ordenadas por coerência em relação ao sinal de referência e em b) representam-se as fontes encontradas mas para os canais de EMG previamente processados por *whitening*.

É possível constatar, por mera análise visual dos gráficos, que certos valores de frequência se destacam relativamente a outros. Vê-se que, no gráfico da figura 36 b), existem picos muito mais acentuados do que nos gráficos anteriores, por exemplo.

A última etapa do algoritmo representa a evolução de cada uma das componentes de coerência ao longo do tempo. A imagem 37 a) mostra essa evolução graficamente e em b) sob a forma de mapa, para o voluntário 1. Em ambos os casos são mostradas 9 componentes, dispostas em duas colunas.

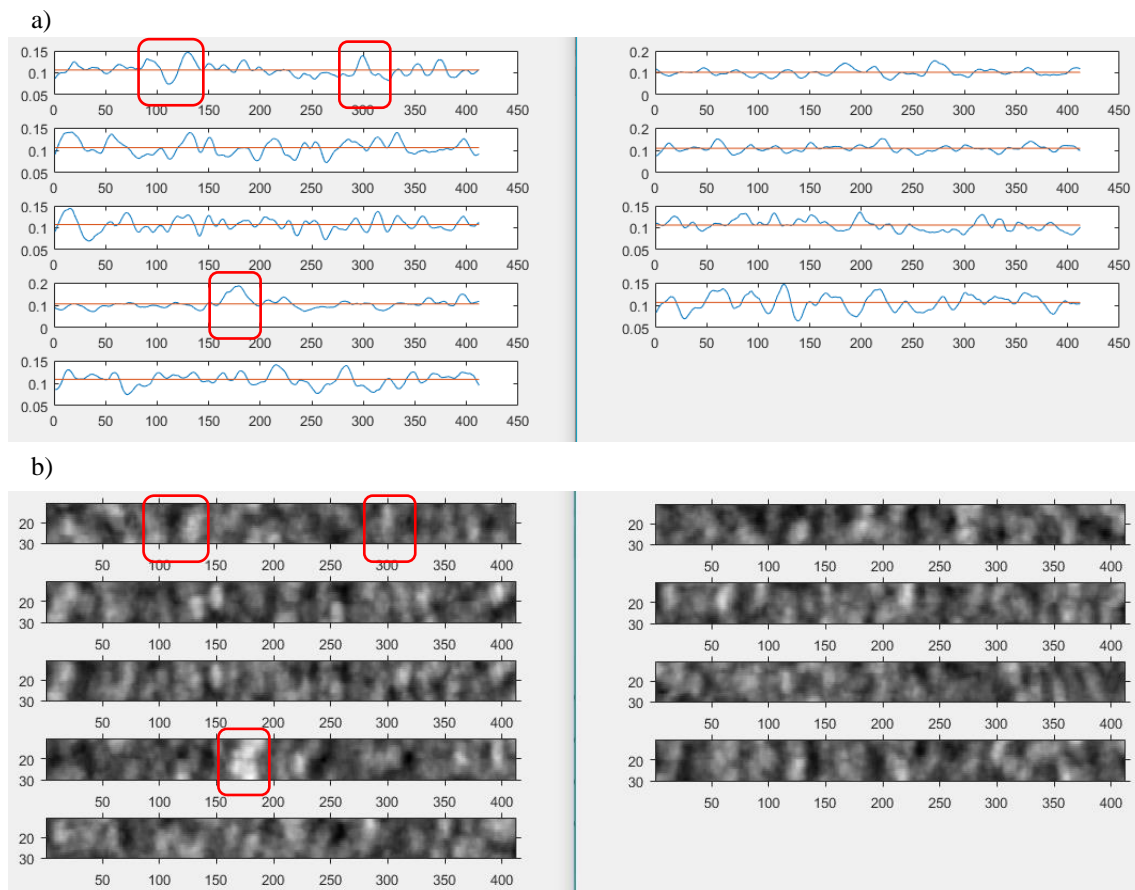


Figura 37 - Gráficos, a), e mapas, b), representativos da evolução temporal das componentes de coerência agrupadas pelo algoritmo. A vermelho assinalam-se algumas possíveis zonas consideradas de maior coerência.

Na imagem 37 representa-se a vermelho algumas das zonas onde existe uma maior ajuste em frequência entre os sinais e a referência, isto é, zonas de alta coerência, o que não significa que não existam mais zonas onde a coerência também seja elevada, e que também mereçam ser estudadas mais detalhadamente. A escolha e localização de zonas de alta coerência é algo fundamental para o passo seguinte da dissertação, uma vez que se pretende estudar o ajuste em fase nestas zonas. Todos os gráficos das figuras 35, 36 e 37 repetem-se para cada um dos dez voluntários, embora com óbvias diferenças entre si por se tratarem de voluntários independentes.

Também a escolha das zonas de alta coerência e respectivos intervalos temporais e intervalos frequenciais é feita do mesmo modo para todos os voluntários.

## 4.2. Ajuste em Fase e PLF

Neste subcapítulo introduzem-se quais os resultados que se esperavam obter com a aplicação do algoritmo de ajuste em fase e para os valores de PLF bem como, os resultados realmente obtidos para cada voluntário do estudo. Para isso vão definir-se todos os parâmetros usados no algoritmo para cada um deles e, também, representar-se-ão alguns mapas exemplificativos dos resultados para cada um dos voluntários.

O algoritmo de ajuste em fase foi utilizado para separar fontes síncronas e para estudar a relação em fase entre os sinais eletromiográficos e um sinal de EEG que, no caso específico desta dissertação, é a melhor combinação linear entre todos os sinais de EEG. Tendo em conta todo o seu funcionamento, já abordado no capítulo teórico, o algoritmo encontra fontes síncronas, calcula os respetivos valores de PLF e agrupa essas mesmas soluções em mapas, de acordo com os critérios de agrupamento previamente definidos. Desta forma obtém-se, para cada um dos voluntários em estudo, um conjunto de mapas com a relação entre todas as fontes eletromiográficas do antebraço e respetivos valores de PLF.

Tal como no algoritmo anterior, também para este é necessário definir previamente um conjunto de parâmetros. Esses parâmetros representam-se na tabela 3. A preto representam-se os parâmetros previamente definidos pelo implementador e que não sofreram alterações no decorrer desta dissertação, a azul indicam-se os parâmetros que foram definidos nesta dissertação mas que permaneceram constantes para todos os casos, e a verde assinalam-se os parâmetros variáveis para cada um dos casos que se estudou.

Tabela 3 – Parâmetros definidos antes de se poder utilizar o algoritmo de ajuste em fase. A preto representam-se os parâmetros fixos, a azul os parâmetros alterados nesta dissertação mas constantes para todos os casos em estudo, e a verde os parâmetros variáveis para cada um dos casos estudados.

nfft	512	ncomps	4
noverlap	256	ngraphs	20
n_windows	variável	starting_point	variável
window_length	500	window_overlap	50
n_essays	50	bandpassfilter_01	variável
bandpassfilter_02	variável	filter_order	4
criterion_1	0.9	criterion_2	0.5
Fs	512		

O número de janelas,  $n\_windows$ , e o valor a partir do qual se corre o algoritmo,  $starting\_point$ , são calculados para cada um dos casos que se pretende estudar, recorrendo às fórmulas do Anexo III, como explicado anteriormente.

Uma dos principais objetivos que se pretende testar com este algoritmo é se há algum tipo de relação entre a existência de alta coerência e a existência de ajuste em fase, isto é, pretende-se perceber se o ajuste em fase entre os sinais é, de alguma maneira, facilitado nos casos em que os sinais já se encontram ajustados em frequência. Desta forma, o algoritmo vai ser corrido em várias zonas de alta coerência e em uma zona de baixa coerência, para cada um dos voluntários.

### 4.2.1. Resultados por Voluntário

Neste subcapítulo enumeram-se os resultados obtidos para os vários casos em estudo, voluntário a voluntário

#### Voluntário\_01

Para o voluntário 1 selecionaram-se três zonas de alta coerência, e uma zona de baixa frequência. Para todas elas, verificou-se o intervalo de frequências respetivo, bem como, o número de janelas necessárias para correr o algoritmo de RPA ao longo de todo o intervalo selecionado. A tabela 4 mostra todos os parâmetros específicos de cada um dos quatro casos estudados.

Tabela 4 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_01.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	19	21	74343	100
RPA_02	14	16	21608	300
RPA_03	15	17	40901	200
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

Como referido no capítulo sobre os métodos utilizados, após corrido o algoritmo que vai estudar o ajuste em frequência entre sinais, a atividade entre as soluções encontradas no antebraço direito vai ser representada sob a forma de mapas. Como se definiu previamente que, para cada janela, o algoritmo corre 50 vezes, ou seja,  $n\_essays = 50$ , vão ser encontrados tantos conjuntos de mapas como o número de janelas utilizadas e cada um desses conjuntos vai representar as 50 soluções encontradas por janela. Entretanto, como este procedimento origina uma quantidade intratável de mapas, o algoritmo realiza um segundo agrupamento que vai pegar em todos os conjuntos de mapas e agrupá-los em novos mapas. de acordo com um critério de semelhança previamente estabelecido.

A figura 38 representa os mapas deste segundo agrupamento. Em a) representam-se as soluções encontradas no RPA\_01, em b) as soluções encontradas no RPA\_02, em c) as soluções encontradas no RPA\_03 e em d) as soluções encontradas no caso RPA\_sem\_coerência.

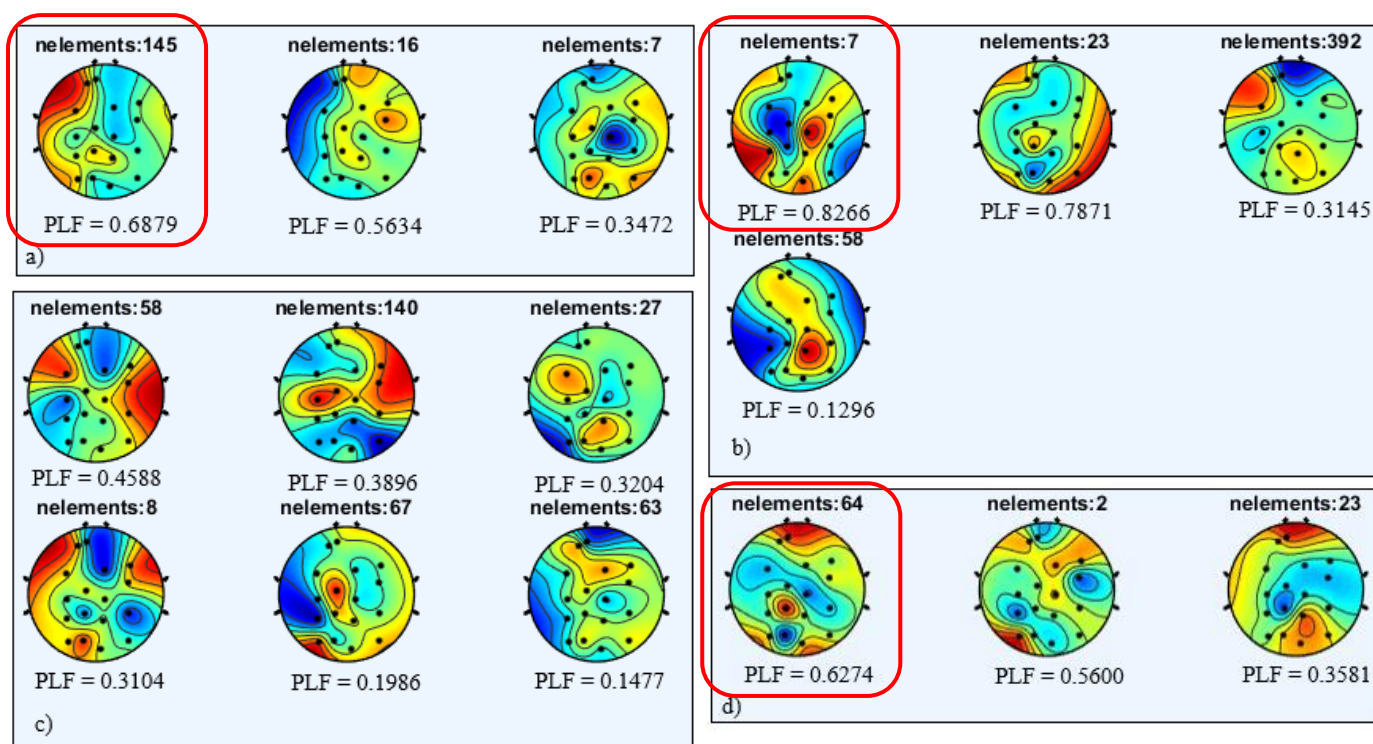


Figura 38 - Mapas dos agrupamentos das soluções obtidas no algoritmo de RPA e respetivos valores de PLF. Em a) os mapas para o RPA\_01, em b) os mapas para o RPA\_02, em c) os mapas para o RPA\_03 e em d) os mapas para o RPA\_sem\_coerência. Assinalam-se a vermelho os mapas de maior interesse.

Por análise visual dos diversos mapas obtidos, verifica-se que existem determinados padrões que parecem ter maior relevância. A sua relevância prende-se com o facto de estarem presentes em mapas com maior valor de *nelements*, ou seja, com maior número de soluções agrupadas em si, e também por esses mesmos mapas apresentarem valores mais elevados de PLF que, como já referido, é o fator que quantifica o ajuste em fase entre as fontes. Desta forma, assinalam-se a vermelho três desses padrões. Tendo em conta a distribuição dos elétrodos ao longo do antebraço (Anexo IV), o primeiro padrão que aparece frequentemente está associado aos dois elétrodos eletromiográficos colocados na mão do voluntário. O segundo e terceiro padrões levam a crer que a zona mais proximal do antebraço é, também, uma área de interesse para o estudo do ajuste em fase. No segundo padrão parece existir atividade de interesse entre músculos adjacentes e no terceiro padrão, essa atividade ocorre ao longo do ventre de um só músculo.

## Voluntário\_02

No caso do voluntário 2, selecionaram-se duas zonas de alta coerência e uma zona sem coerência para se estudar o ajuste em fase. A tabela 5 enumera os parâmetros específicos de cada

caso, como a banda de frequências, o ponto inicial a partir do qual se estudou o ajuste em fase e o número de janelas necessárias.

Tabela 5 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_02.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	14	16	31341	160
RPA_02	17	19	24812	140
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

A figura 39 representa os mapas obtidos para cada um dos três casos estudados neste voluntário. Em a) mostram-se os mapas de RPA\_01, em b) de RPA\_02 e em c) de RPA\_sem\_coerência.

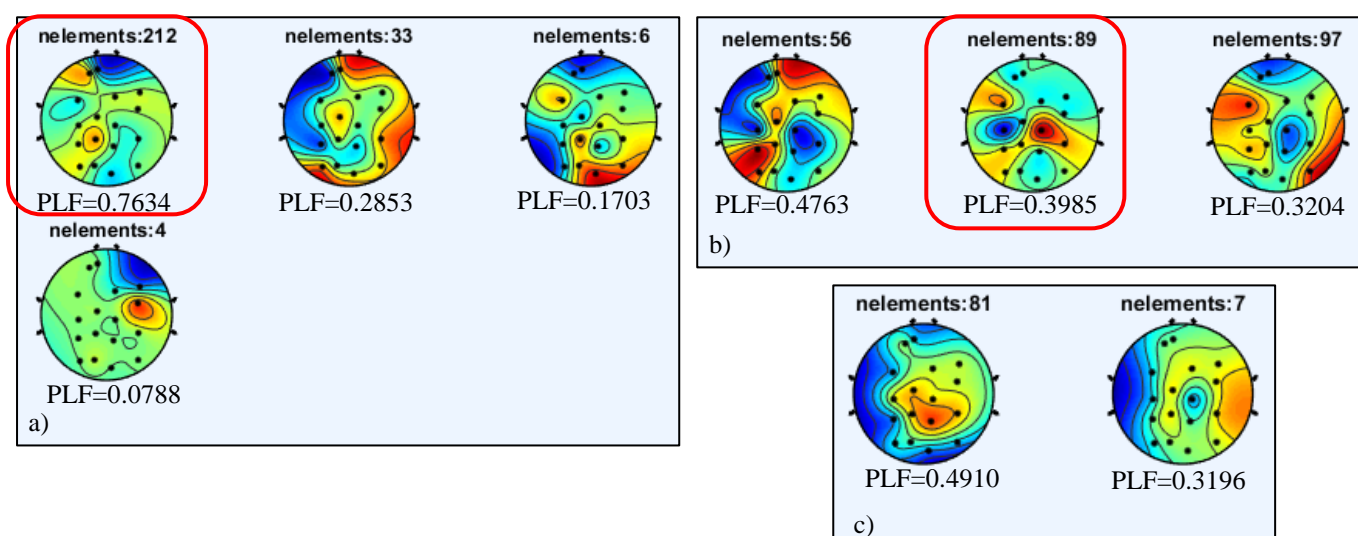


Figura 39 - Mapas dos agrupamentos das soluções obtidas no algoritmo de RPA e respectivos valores de PLF. Em a) representam-se os mapas obtidos para RPA\_01, em b) para RPA\_02 e em c) para RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas de maior relevância.

Assinalam-se a vermelho os mapas que aparentam ter maior interesse. Tal como visto no voluntário anterior, as zonas que aparentam ser de maior relevância para o estudo do ajuste em fase entre sinais durante o controlo motor são a mão e a zona mais proximal do antebraço. No primeiro mapa assinala-se a atividade associada à mão e no segundo mapa, a atividade associada a dois músculos adjacentes do antebraço.

## Voluntário\_03

Para o voluntário 3 escolheram-se quatro zonas de alta coerência e uma zona de baixa coerência. A tabela 6 enumera os parâmetros característicos de cada caso.

Tabela 6 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_03.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	14	16	18626	160
RPA_02	15	17	26234	110
RPA_03	15	17	31481	140
RPA_04	24	26	8919	200
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

A figura 40 lista os mapas obtidos para cada um dos cinco casos estudados no terceiro voluntário. Em a) estão os mapas do RPA\_01, em b) do RPA\_02, em c) do RPA\_03, em d) do RPA\_04 e em e) do RPA\_sem\_coerência.

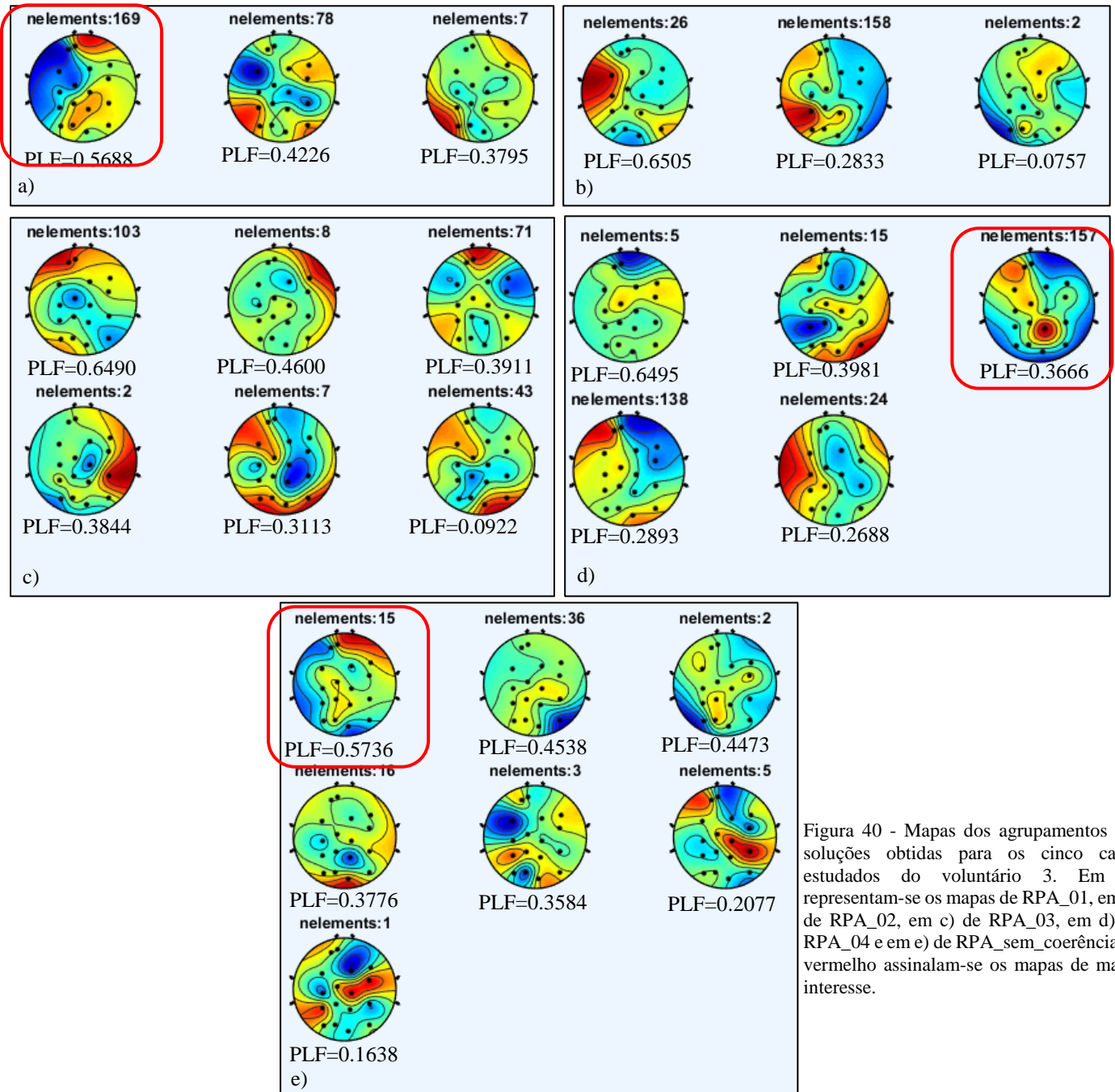


Figura 40 - Mapas dos agrupamentos das soluções obtidas para os cinco casos estudados do voluntário 3. Em a) representam-se os mapas de RPA\_01, em b) de RPA\_02, em c) de RPA\_03, em d) de RPA\_04 e em e) de RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas de maior interesse.

Analisando os mapas, é possível verificar que determinados padrões que existem nos mapas dos voluntários anteriores, voltam a aparecer neste voluntário. Esses mapas são assinalados a vermelho. A zona da mão e a zona proximal do antebraço voltam a ser as mais proeminentes.

## Voluntário\_04

No voluntário 4 foram escolhidas três zonas de alta coerência e uma zona de baixa coerência. A tabela 7 indica os parâmetros utilizados em cada caso.

Tabela 7 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_04.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	17	19	4180	200
RPA_02	24	26	24823	280
RPA_03	13	15	15678	200
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

A figura 41 reproduz os mapas obtidos para cada um dos casos estudados no voluntário 4. Em a) mostram-se os mapas correspondentes ao estudo do RPA\_01, em b) os mapas de RPA\_02, em c) os mapas de RPA\_03 e em d) os mapas de RPA\_sem\_coerência.

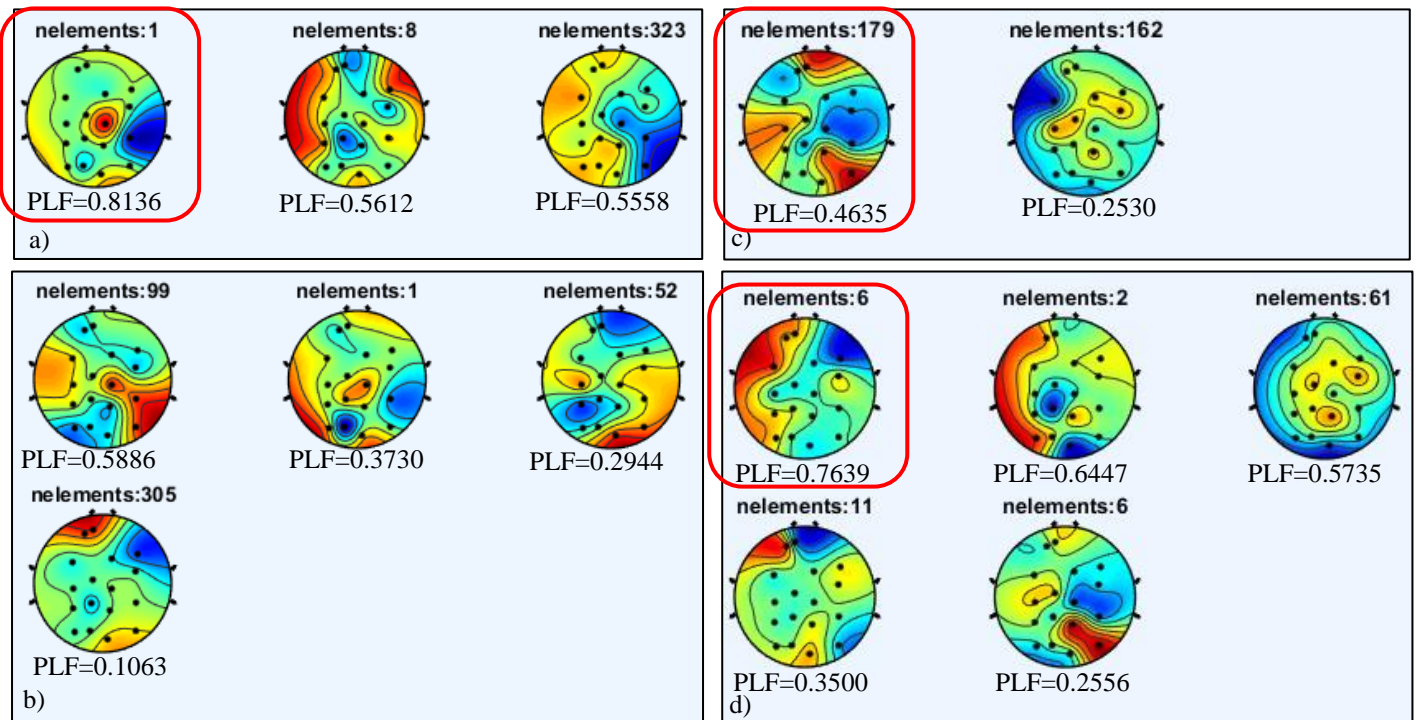


Figura 41 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas no estudo dos casos de RPA do quarto voluntário. Em a) representam-se os mapas do caso RPA\_01, em b) do RPA\_02, em c) do RPA\_03 e em d) do RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Analisando os mapas obtidos, é possível ver-se que há padrões visíveis nos mapas dos voluntários anteriores, que se repetem nos mapas deste voluntário, mais concretamente, os mapas correspondentes à mão e à zona proximal do antebraço. Salienta-se, ainda, que surge um padrão que também aparenta ser interessante, assinalado a vermelho na figura 41 d), e que corresponde à zona distal posterior do antebraço.

## Voluntário\_05

Para o voluntário 5 adotaram-se três zonas de alta coerência e uma zona de baixa coerência. A tabela 8 especifica os parâmetros intrínsecos a cada caso.

Tabela 8 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_05.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	19	21	20466	140
RPA_02	24	26	29912	100
RPA_03	24	26	30174	100
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

A figura 42 apresenta todos os mapas obtidos para as quatro experiências realizadas com os dados do quinto voluntário. Em a) apresentam-se os mapas do caso RPA\_01, em b) do RPA\_02, em c) do RPA\_03 e em d) do RPA\_sem\_coerência.

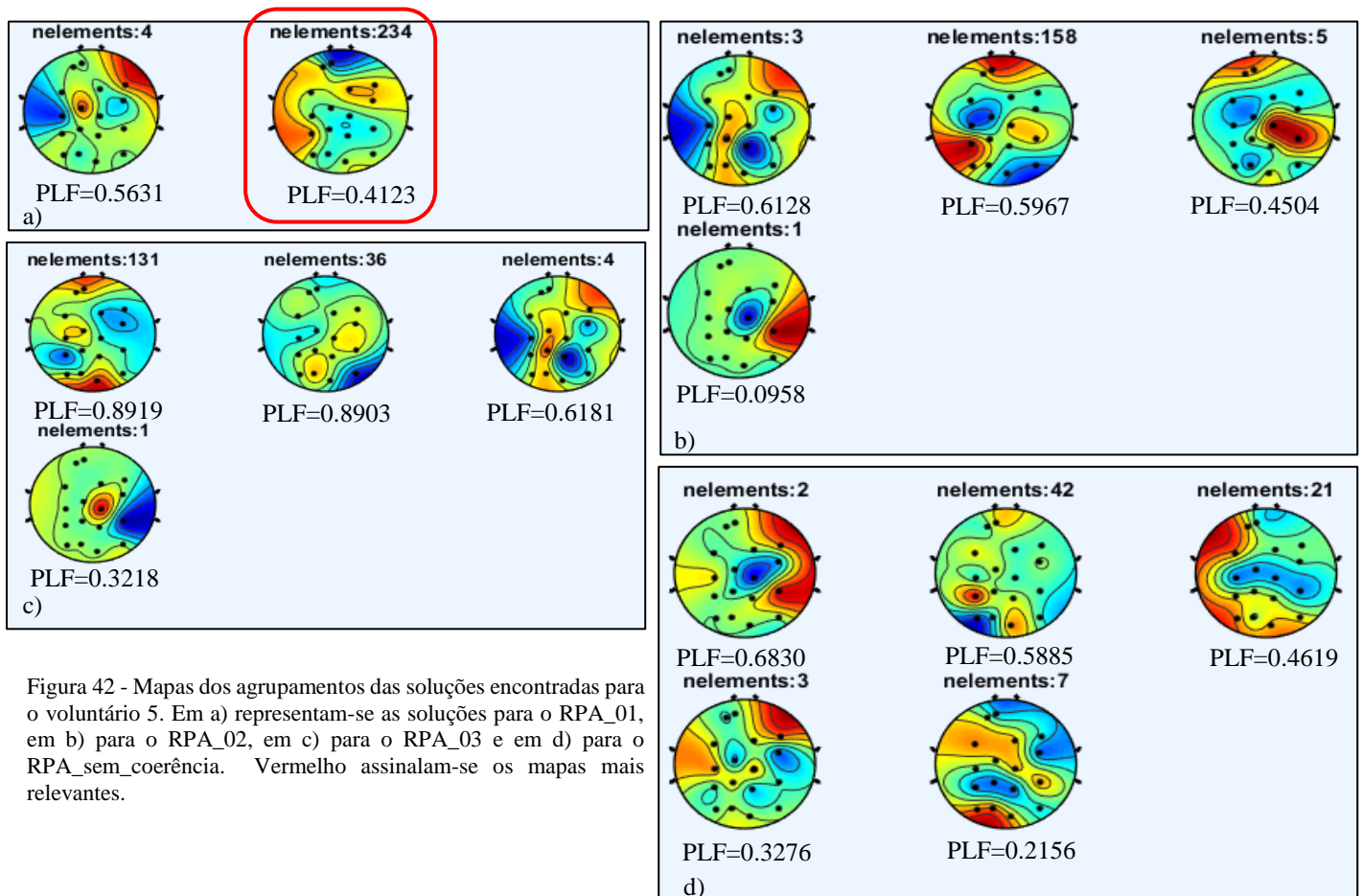


Figura 42 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas para o voluntário 5. Em a) representam-se as soluções para o RPA\_01, em b) para o RPA\_02, em c) para o RPA\_03 e em d) para o RPA\_sem\_coerência. Vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Verificando os mapas obtidos, os padrões associados à mão voltam a ser visíveis. Os padrões associados às zonas distal posterior e proximal do antebraço não são tão óbvios neste voluntário.

## Voluntário\_06

Para o voluntário 6, apenas se selecionaram duas zonas de alta coerência e uma da baixa coerência. A tabela 9 lista os parâmetros utilizados no algoritmo de RPA, para cada caso.

Tabela 9 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_06.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	14	16	10760	360
RPA_02	14	16	41993	240
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

A imagem 43 evidencia os mapas obtidos nos três casos estudados no sexto voluntário. Em a) mostram-se os mapas obtidos para RPA\_01, em b) para RPA\_02 e em c) para RPA\_sem\_coerência.

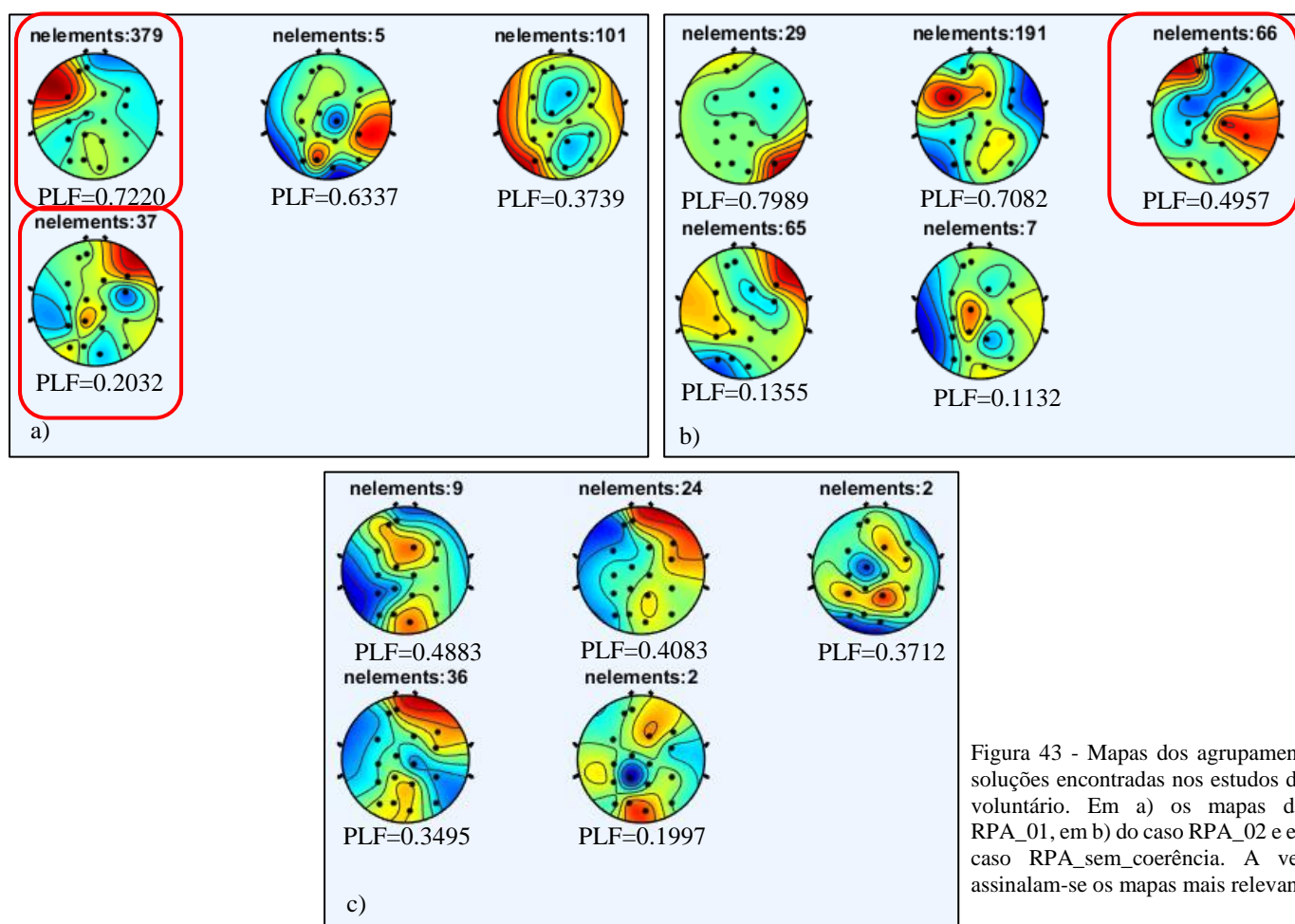


Figura 43 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas nos estudos do sexto voluntário. Em a) os mapas do caso RPA\_01, em b) do caso RPA\_02 e em c) do caso RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Observando os mapas obtidos, verifica-se que a mão se mantém visível neste novo voluntário, tal como acontecia para os anteriores, no entanto, volta a ser claro que a zona distal proximal do antebraço parece ser relevante para o estudo do ajuste em fase, como assinalado a vermelho na imagem 43 a), apesar de neste caso existir um valor relativamente baixo de PLF.

## Voluntário\_07

No voluntário 7, escolheram-se três zonas de alta coerência e uma zona de baixa coerência. A tabela 10 enuncia todos os parâmetros utilizados em cada caso.

Tabela 10 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_07.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	12	14	7518	180
RPA_02	18	20	31108	250
RPA_03	24	26	66624	160
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

Na figura 44, podem observar-se os mapas que agrupas as soluções encontradas em cada um dos quatro casos estudados no sétimo voluntário. Em a) apresentam-se os mapas de RPA\_01, em b) de RPA\_02, em c) de RPA\_03 e e em d) de RPA\_sem\_coerência.

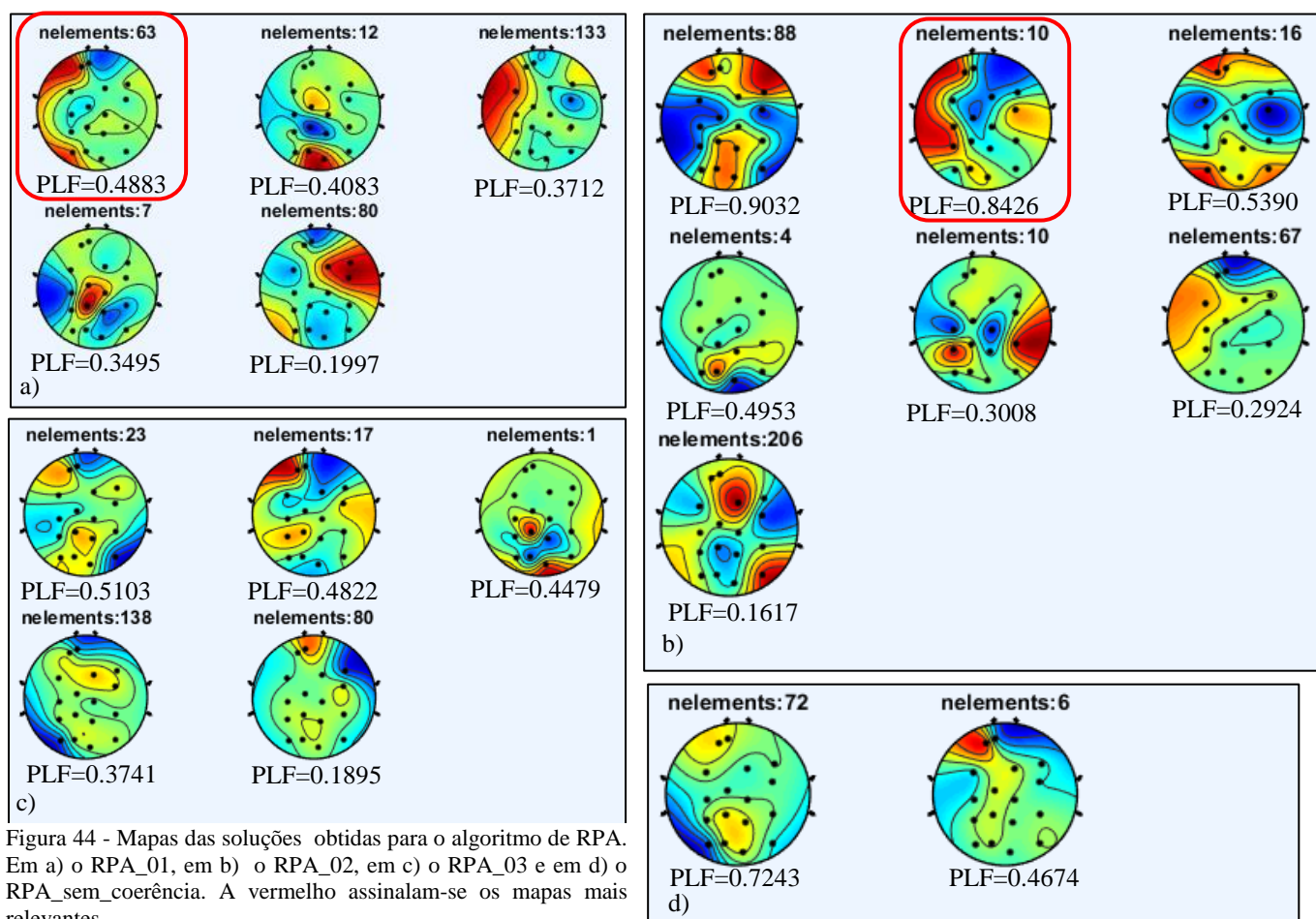


Figura 44 - Mapas das soluções obtidas para o algoritmo de RPA. Em a) o RPA\_01, em b) o RPA\_02, em c) o RPA\_03 e em d) o RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Visualizando os mapas para este voluntário, conclui-se que a mão se mantém presente, no entanto, não existem mapas que aparentemente se destaquem dos restantes e que se repitam noutros voluntários.

## Voluntário\_08

O voluntário 8 apresenta quatro zonas de alta coerência e escolheu-se, ainda, uma zona de baixa coerência. A tabela 11 indica todos os parâmetros relevantes a cada caso.

Tabela 11 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_08.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	14	16	2886	80
RPA_02	19	21	7871	110
RPA_03	17	19	41718	100
RPA_04	19	21	23876	100
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

Na figura 45 podem ver-se todos os mapas obtidos nos vários casos de RPA estudados no oitavo voluntário. Em a) estão os mapas para RPA\_01, em b) para RPA\_02, em c) para RPA\_03, em d) para RPA\_04 e em e) para RPA\_sem\_coerência.

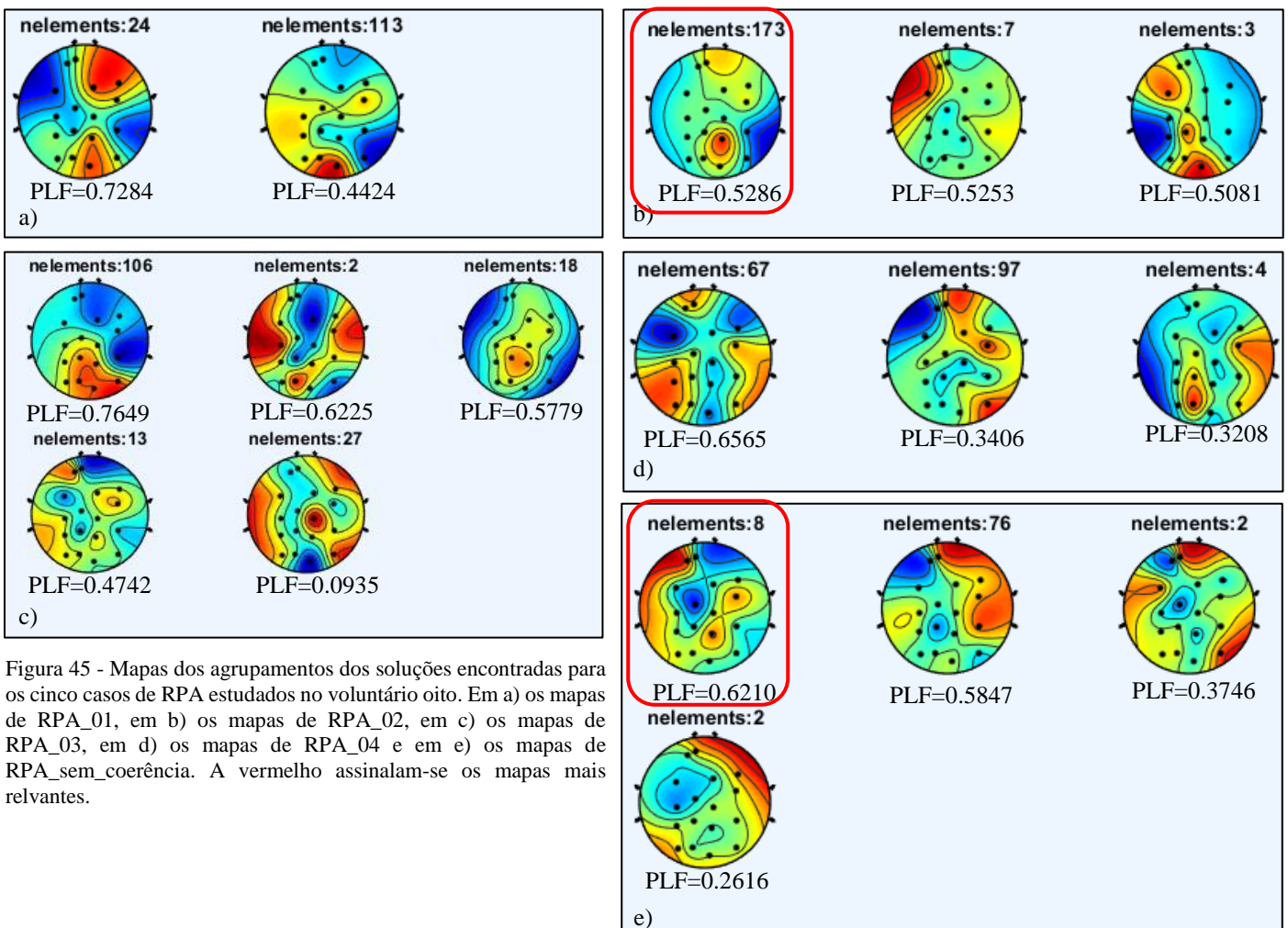


Figura 45 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas para os cinco casos de RPA estudados no voluntário oito. Em a) os mapas de RPA\_01, em b) os mapas de RPA\_02, em c) os mapas de RPA\_03, em d) os mapas de RPA\_04 e em e) os mapas de RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Por análise visual dos gráficos é possível afirmar que, mais uma vez e em consonância com os restantes voluntários, a zona da mão mantém-se relevante tanto em casos onde o RPA foi estudado em zonas de alta coerência, como em casos de baixa coerência. Neste voluntário volta a ser claro que a zona proximal do antebraço é também relevante ao estudo do ajuste em fase.

## Voluntário\_09

Nos dados do voluntário 9, foram três as zonas de alta coerência escolhidas e, ainda, uma zona de baixa coerência. A tabela 12 enumera os parâmetros específicos utilizados no algoritmo de RPA para cada um dos casos.

Tabela 12 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_09.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	19	22	4118	160
RPA_02	24	26	15651	100
RPA_03	14	16	14553	170
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

Na figura 46 mostram-se os mapas das soluções obtidas nos quatro casos estudados para o voluntário nove. Em a) os mapas de RPA\_01, em b) os mapas de RPA\_02, em c) os mapas de RPA\_03 e em d) os mapas de RPA\_sem\_coerência.

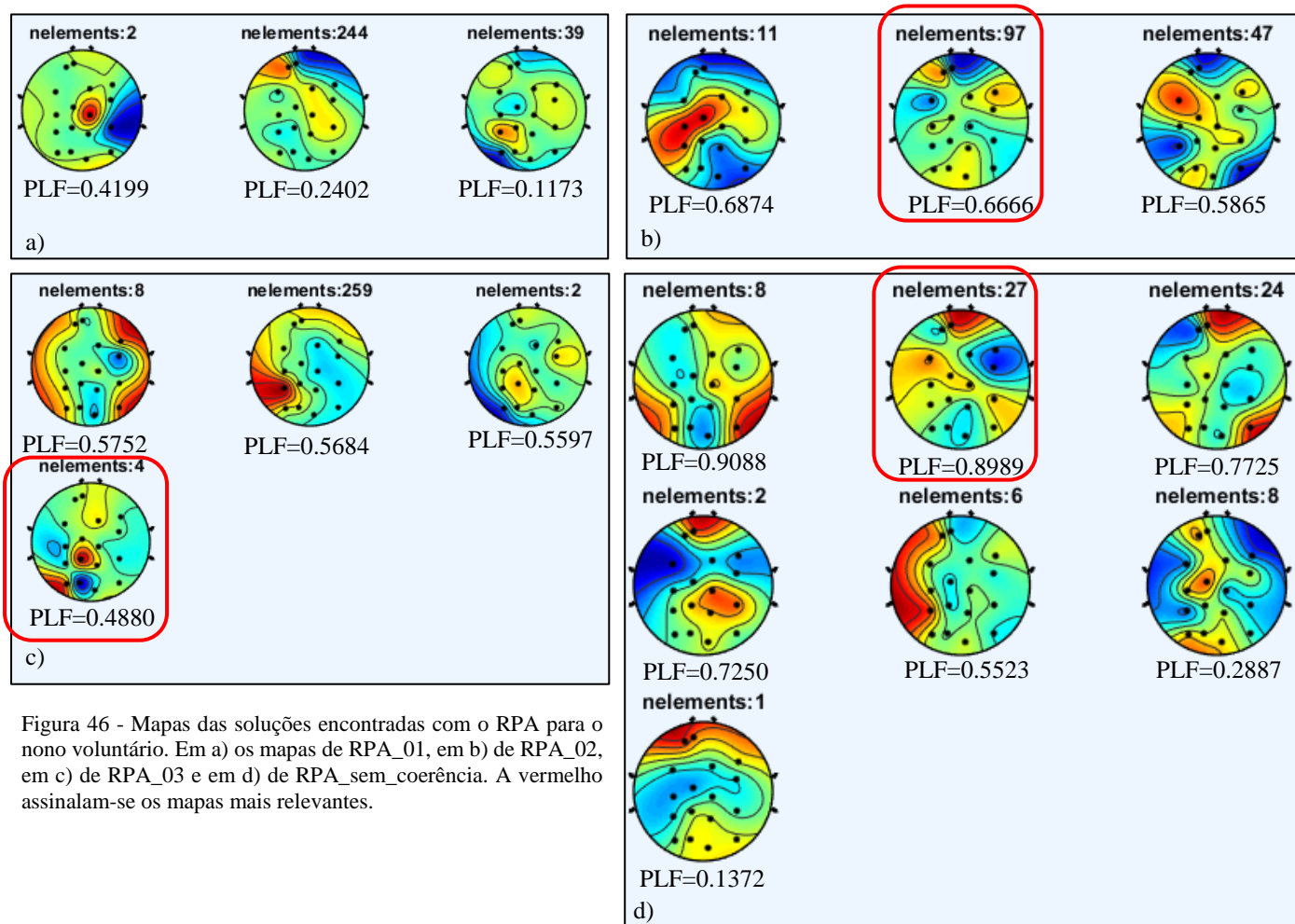


Figura 46 - Mapas das soluções encontradas com o RPA para o nono voluntário. Em a) os mapas de RPA\_01, em b) de RPA\_02, em c) de RPA\_03 e em d) de RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Analisando os mapas obtidos, é visível que a mão volta a ser proeminente em vários mapas, mas existe também, um mapa relacionado com a zona proximal do antebraço, assinalado a vermelho na figura 46 c).

## Voluntário\_10

No voluntário 10, definiram-se duas zonas de alta coerência e uma zona de baixa coerência nas quais se estudou o ajuste em fase entre sinais. A tabela 13 lista todos os parâmetros utilizados no algoritmo de RPA, em cada um dos casos estudados.

Tabela 13 – Parâmetros específicos para cada um dos casos estudados no Voluntário\_10.

Casos	bandpassfilter_01	bandpassfilter_02	starting_point	n_windows
RPA_01	21	23	34976	140
RPA_02	14	16	38892	350
RPA_sem_coerência	14	16	5000	50

A figura 47 expõem todos os mapas resultantes do agrupamento das soluções encontradas nos três casos estudados para o último voluntário. Em a) representam-se os mapas de RPA\_01, em b) os mapas de RPA\_02 e em c) os mapas de RPA\_sem\_coerência.

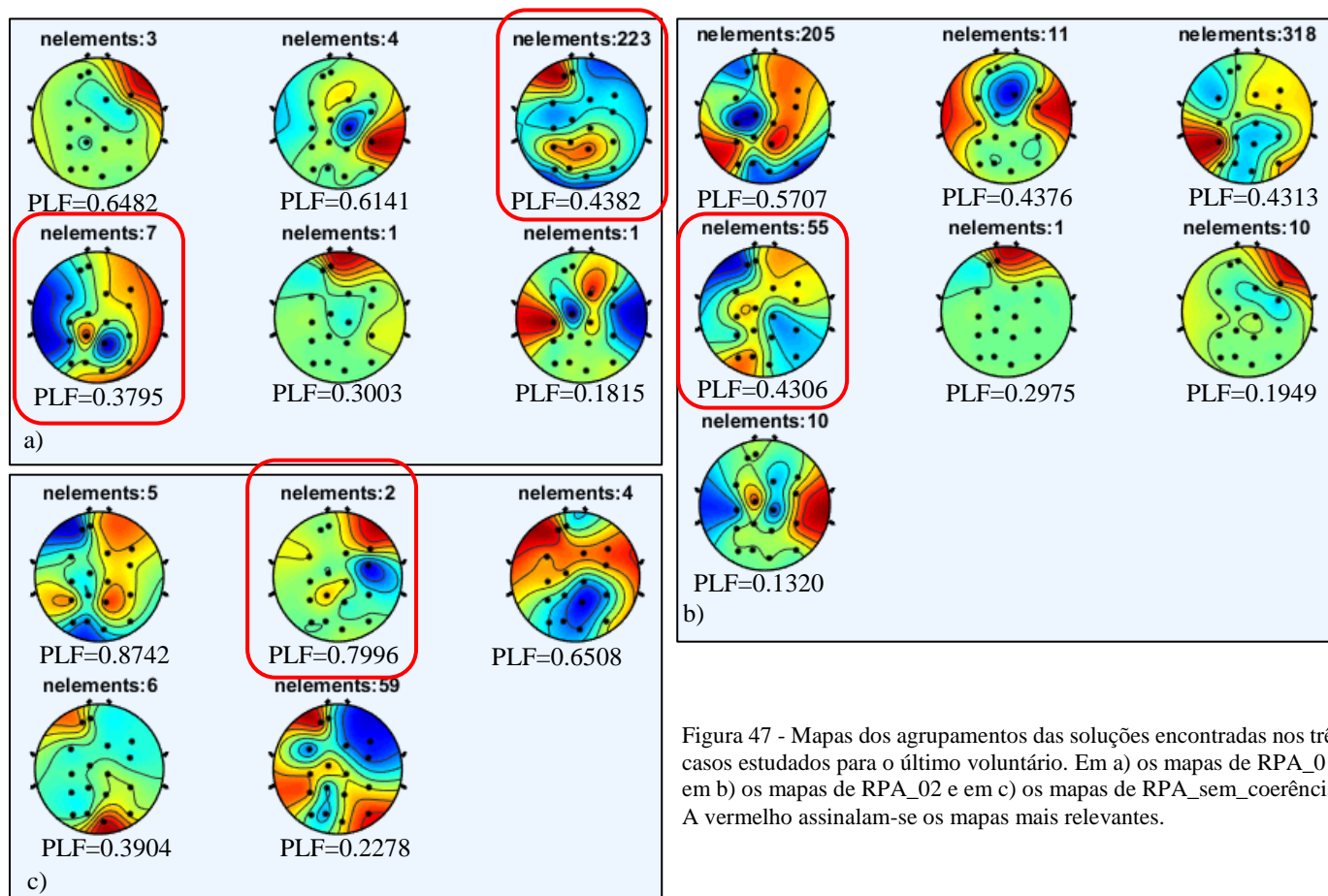


Figura 47 - Mapas dos agrupamentos das soluções encontradas nos três casos estudados para o último voluntário. Em a) os mapas de RPA\_01, em b) os mapas de RPA\_02 e em c) os mapas de RPA\_sem\_coerência. A vermelho assinalam-se os mapas mais relevantes.

Observando atentamente os mapas obtidos, a mão continua a ser frequente em vários casos distintos, tal como acontecia com os restantes voluntários. A zona proximal, assinalada a vermelho na figura 47 a), e a zona distal posterior, assinalada a vermelho na figura 47 c), do antebraço aparentam ser relevantes, coincidindo com mapas observados em voluntários anteriores.

Até aqui, foram explorados todos os resultados obtidos no decorrer da dissertação que correspondem aos objetivos previamente programados. No entanto, devido a uma série de conclusões, que serão abordadas no capítulo seguinte, surgiram algumas questões que levaram a fazerem-se mais algumas experiências com os dados. Estas consistem basicamente em perceber como se comportam os mapas das soluções e o respetivo PLF ao longo do tempo, um pouco em semelhança com o que foi feito para a coerência, onde foi possível ver o comportamento de cada componente de coerência ao longo do tempo e das frequências. Utilizando esse mesmo raciocínio, construiu-se um gráfico para cada um dos casos estudados previamente com o algoritmo de RPA, que permite ver qual o comportamento do valor de PLF e, por consequência, do ajuste em fase, ao longo de um intervalo temporal pretendido.

Para a construção desses gráficos, utilizaram-se todos os valores de PLF obtidos em cada uma das janelas nas quais se correu o algoritmo de RPA e calculou-se a média ponderada desses mesmos valores, isto é, calculou-se a média do PLF para cada janela tendo em conta o número de vezes que cada valor de PLF surge. Calcularam-se, ainda, os respetivos valores de desvio padrão.

A imagem 48 representa um dos muitos gráficos realizados. Este indica o comportamento do valor de PLF ao longo do tempo para o caso RPA\_01 do Voluntário\_02. O gráfico encontra-se dividido em três para facilitar a sua análise, o primeiro mostra o comportamento do PLF ao longo das primeiras 50 janelas, o segundo mostra-o para as janelas 51 a 100 e o terceiro, para as restantes janelas.

Alguns dos pontos do gráfico estão assinalados com números. Esses pontos correspondem todos a mapas puros, isto é, mapas que agrupam todas as soluções encontradas na respetiva janela. Isto indica que, se para cada janela o algoritmo é corrido, por exemplo, 50 vezes, então vão ser encontradas 50 soluções e se essas soluções podem todas ser agrupadas por semelhança num só mapa, então essa janela tem particular interesse, precisamente por ter um comportamento bastante constante. O ponto 1 corresponde à janela 4 e tem um PLF de 0.9099, o ponto 2 corresponde à janela 27 e tem PLF de 0.82253, o ponto 3 corresponde à janela 34 e tem PLF de 0.97763, o ponto 4 corresponde à janela 46 e tem PLF de 0.72929, o ponto 5 corresponde à janela 72 e tem PLF de 0.88455 e o ponto 6 corresponde à janela 85 e tem PLF de 0.87971.

### Evolução do PLF ao longo do tempo para o caso RPA\_01 do Voluntário\_02

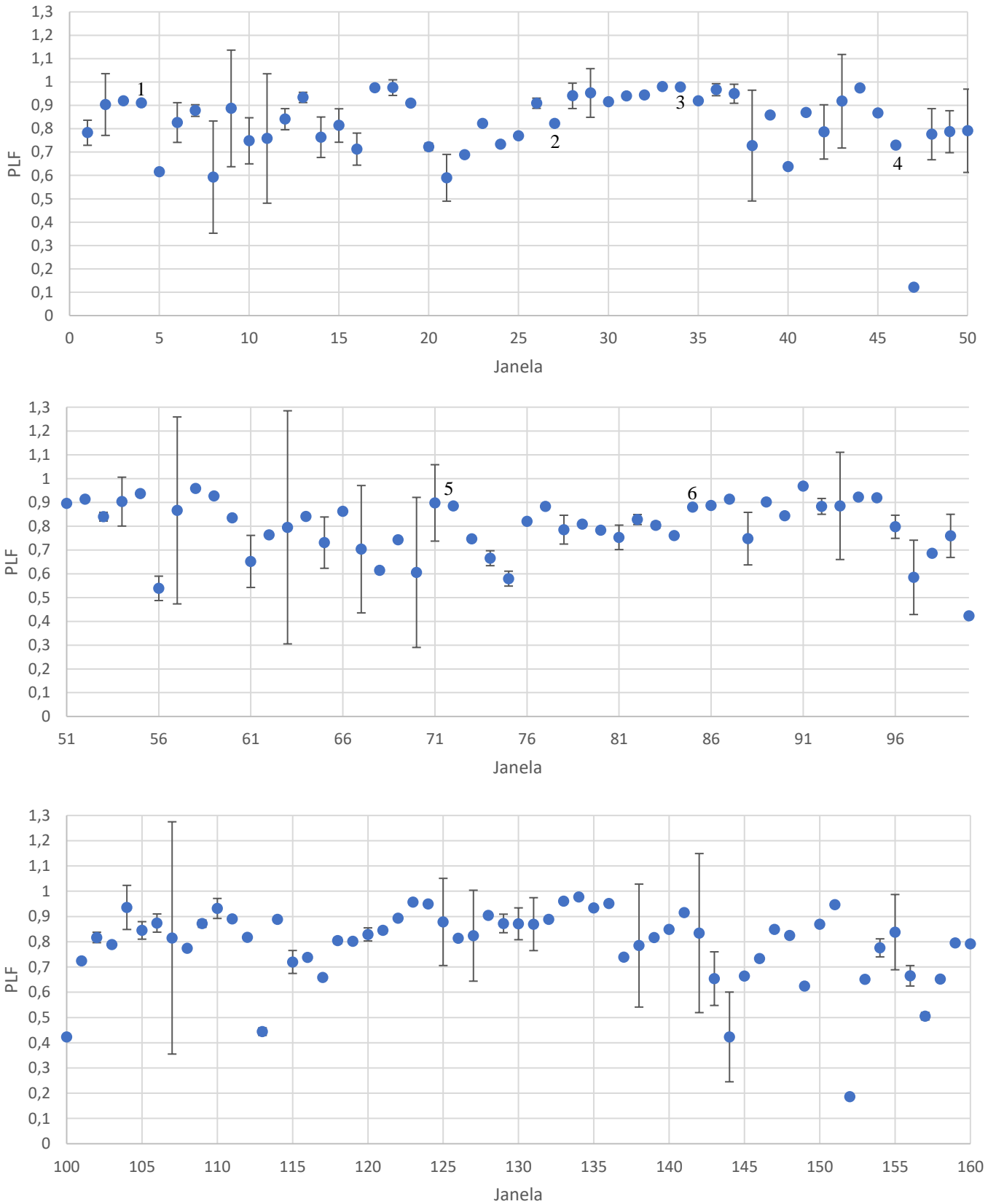


Figura 48 - Gráfico com o comportamento do PLF ao longo do tempo, para o caso RPA\_01 do Voluntário\_02.

A imagem 49 representa o mapa correspondente ao agrupamento de todas as soluções encontradas nas janelas 4, 27 e 34 deste caso particular. Neles é visível a predominância da zona da mão como, de resto, se tem vindo a verificar ao longo dos vários resultados obtidos.

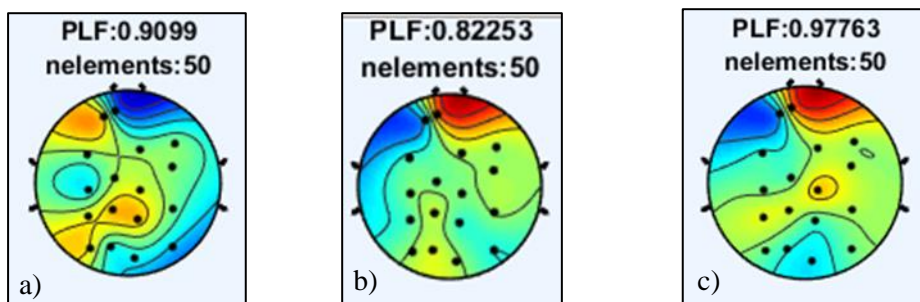


Figura 49 - Mapas referentes às três janelas selecionadas no mapa da figura 47. Em a) o mapa da janela 4, em b) o mapa da janela 27 e em c) o mapa da janela 34. Neles é possível ver a prevalência da zona da mão no estudo do ajuste em fase.

A imagem 50 corresponde ao mapa que agrupa todas as soluções encontradas na janela 72 do caso RPA\_01 do Voluntário\_02, e assinalada no gráfico da imagem 48 com o algarismo 5. É possível ver a preponderância da zona proximal do antebraço para o estudo do ajuste em fase entre sinais.

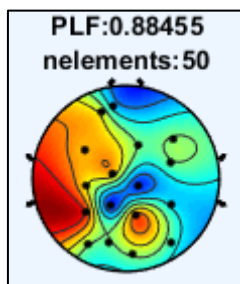


Figura 50 - Mapa referente à janela 72 do caso RPA\_01 do Voluntário\_02, onde é possível ver a importância da zona proximal do antebraço para o estudo do ajuste em fase entre sinais.

A imagem 51 a) e b) dizem respeito aos mapas das soluções encontradas e agrupadas nas janelas 46 e 85 respetivamente. Estas janelas estão assinaladas no gráfico da imagem 48 com os algarismos 4 e 6. Por análise dos mapas, fica clara a importância da zona posterior distal do antebraço para o estudo do ajuste em fase entre sinais.

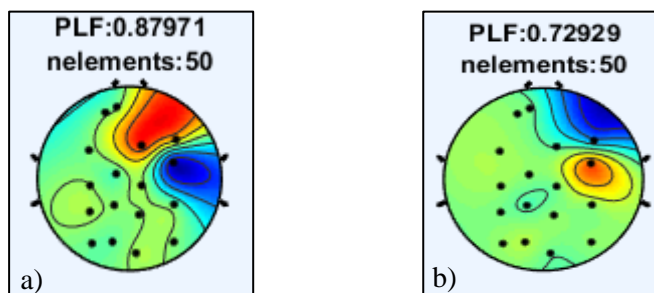


Figura 51 - Mapas correspondentes às soluções agrupadas nas janelas 46, a), e 85, b), do caso RPA\_01 do Voluntário\_02. Neles está representada a relevância da zona posterior distal do antebraço para o estudo do ajuste em fase.



## Discussão de Resultados

Este capítulo é dedicado à análise e discussão dos resultados apresentados no capítulo anterior da dissertação. Subdivide-se em dois subcapítulos. No primeiro faz-se a análise dos resultados obtidos utilizando o algoritmo de coerência e no segundo, analisam-se os obtidos pelo algoritmo de ajuste em fase.

### 5.1. Coerência e TDSEP

Um dos objetivos iniciais do algoritmo de coerência era precisamente o de se conseguir encontrar a melhor combinação linear entre os sinais de EEG, de forma a maximizar a coerência com os sinais de EMG. A evolução dos gráficos de coerência, como representado na figura 35, mostra que esse objetivo foi claramente cumprido pois é claro que do primeiro para o quarto gráfico acontece uma melhoria significativa da coerência entre sinais para a gama de frequências de interesse.

Outro objetivo do algoritmo de coerência era poder visualizar a evolução da coerência ao longo do tempo, para várias frequências, de forma a selecionarem-se determinadas zonas de alta coerência, e também algumas de baixa coerência. Em ambas foi estudado: o ajuste em fase entre sinais, com o segundo algoritmo. Também este objetivo foi cumprido, uma vez que a existência de zonas de alta coerência e zonas de baixa coerência ao longo do tempo é clara, como se pode observar na figura 37.

### 5.2. Ajuste em Fase e PLF

Os principais objetivos desta dissertação, no que ao estudo do ajuste em fase diz respeito, prendiam-se com, primeiro perceber quais as zonas do antebraço que se destacam, ou seja, quais as zonas musculares cujos sinais eletromiográficos mais facilmente apresentam relação de fase com uma atividade cerebral de referência e, segundo, perceber se existe algum tipo de relação entre o ajuste em frequência e o ajuste em fase, isto é, se o facto de existir uma alta coerência entre sinais propicia a que ocorra também um alto ajuste em fase.

Quanto ao primeiro ponto, os mapas finais encontrados por RPA apresentam, consistentemente, pelo menos um dos seguintes aspetos: três zonas no antebraço que se destacam das demais, estão presentes em todos os voluntários; estão presentes um elevado número de vezes por cada voluntário, isto é, por corresponderem a soluções que se repetem muitas vezes em cada estudo de um só voluntário; estão associados aos valores mais elevados de PLF.

A primeira dessas zonas é a zona da mão, mais concretamente, a zona onde se colocaram os dois eléctrodos planares eletromiográficos. Esta zona assinala-se, na figura 52, com o número 1. Que estas fontes se manifestassem como relevantes para o estudo do ajuste em fase não é de todo inesperado, uma vez que estudos anteriores já apontavam nesse sentido, e por se terem utilizado estes sinais como sinal de referência na ordenação por coerência, das fontes separadas dos canais de EEG.

A segunda zona relevante é a parte proximal do antebraço, assinalada na figura 52, com o número 2. É notório que existem muitas soluções correspondentes ao ajuste em fase nesta zona do antebraço, para todos os voluntários. Em alguns casos, as fontes de interesse aparentam situar-se entre músculos adjacentes. Noutros casos, elas encontram-se ao longo do músculo.

A terceira área de aparente importância é a parte distal posterior do antebraço. Esta zona está assinalada na figura 52, com o número 3. Apesar de não serem encontradas soluções nesta área com tanta frequência como as duas anteriores, ainda assim, o seu aparecimento é bastante reiterado em diversos voluntários.

Tanto a segunda como a terceira áreas são zonas às quais não se atribuíam maior relevância sobre as restantes até então. Com os resultados obtidos no decorrer desta dissertação, é possível agora afirmar quais as zonas de maior importância para o estudo do ajuste em fase, para o controlo corticomotor ou, mais concretamente, para a experiência de controlo corticomotor utilizada nesta dissertação.

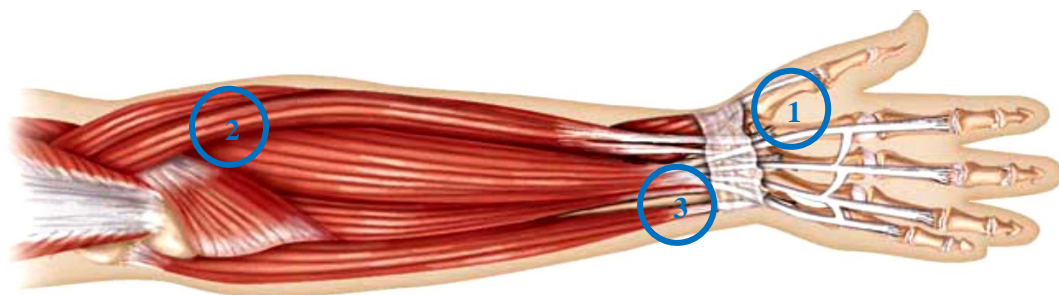


Figura 52 – Vista posterior dos músculos do antebraço. Assinalam-se, a azul, as três principais zonas de interesse [adaptado de 13].

Relativamente ao segundo ponto, comprovou-se que o facto de existir alta coerência entre os sinais no troço estudado com o algoritmo de RPA, não implica diretamente que ocorra também um alto ajuste em fase. É possível fazer tal conclusão pois, tendo em conta os valores de PLF

obtidos, quer em zonas de alta, quer em zonas de baixa coerência, se verifica que tanto em zonas onde existe ajuste em frequência como em zonas onde não existe ajuste em frequência, ocorrem momentos onde o PLF é elevado e momentos onde o PLF é reduzido. Numa só zona de, por exemplo, alta coerência entre sinais, vão existir simultaneamente valores de PLF altos, o que indica que há ajuste em fase, e valores de PLF baixos, que indicam a ausência, ou um menor ajuste em fase. Utilizando a figura 47, correspondente aos mapas do décimo voluntário, como exemplo, verifica-se que em 47 a), uma zona de alta coerência, coexistem valores de PLF altos e baixos. Observa-se, ainda, o mesmo comportamento em 47 c), correspondendo a uma zona sem coerência alguma.

Em suma, é possível afirmar que não parece existir relação entre o facto de os sinais se ajustarem em frequência e o facto de eles se ajustarem em fase. É devido a ter-se comprovado esta afirmação que surgiu uma outra questão. Questão essa que, ultrapassando os objetivos iniciais da dissertação, tentou ser respondida de forma a levar as conclusões ainda mais longe. Basicamente, tentou perceber-se qual o comportamento do PLF ao longo das várias janelas e, portanto, ao longo do sinal. Um estudo desse tipo seria semelhante ao apresentado no algoritmo da coerência, no qual era possível ver o comportamento das várias componentes de coerência ao longo do tempo.



## Conclusões

Esta dissertação pretende dar um contributo positivo no que à investigação sobre o cérebro e a comunicação nervosa diz respeito. Para isso, definiu-se como objetivo principal, o estudo da configuração ideal de EMG, para o estudo do controlo corticomotor. Para tal, realizou-se recolha e análise de dados eletroencefalográficos e eletromiográficos, estes últimos utilizando uma manga de eletromiografia multicanal modelada e construída de raiz no decorrer da dissertação. Com isto, foi possível estudar e perceber de que forma os sinais podem ajustar-se entre si tanto em frequência como em fase e perceber, ainda, quais as melhores áreas do antebraço para se realizar esse estudo.

Desta forma, modelou-se e construiu-se uma manga eletromiográfica, com a qual se recolheram 18 sinais de EMG ao longo do antebraço de dez voluntários. Recolheram-se também 16 canais eletroencefalográficos utilizando um *cap* de EEG. De seguida os sinais foram pré-processados com um algoritmo de separação de fontes por decorrelação temporal (TDSEP). As fontes encontradas foram ordenadas por ordem decrescente de coerência com o sinal de referência. Nesta fase foi possível encontrar uma boa correlação entre os sinais de EEG que, ao ser utilizada como referência para estudar os sinais eletromiográficos, permitiu encontrar bons ajustes em frequência entre os sinais. Foi, ainda possível, ver o comportamento das várias componentes de coerência ao longo do tempo de forma a se selecionarem os intervalos nos quais se estudou posteriormente o ajuste em fase.

No passo seguinte, os sinais recolhidos foram analisados com um algoritmo de separação de fontes síncronas através de análise com referência de fase (RPA), o que permitiu, não só estudar a relação entre o ajuste em frequência e o ajuste em fase, como também, perceber quais as áreas do antebraço que apresentam maior relevância para o estudo da sincronia. Concluiu-se, então, que o ajuste em fase entre sinais não implica o ajuste em frequência entre os mesmos. Pode afirmar-se que por os sinais sincronizarem em frequência, não quer dizer que sincronizem também em fase e vice-versa.

Numa segunda fase, concluiu-se que os músculos mais relevantes para o estudo do ajuste em fase entre sinais encontram-se entre os dedos indicador e polegar da mão, bem como, os situados nas zonas proximal e posterior distal do antebraço. Os mapas obtidos através da

utilização do algoritmo de RPA mostram que estas três zonas são prevalentes em todos os estudos feitos para cada um dos voluntários.

Finalmente, foi possível estudar qual o comportamento do PLF ao longo do tempo para cada um desses estudos o que permitiu concluir, mais uma vez, que este não depende da coerência entre sinais e que existem determinadas zonas físicas onde o ajuste em fase é favorecido. Este último passo vem demonstrar que seria muito importante existir um algoritmo que permita estudar automaticamente o comportamento do PLF ao longo do tempo e também ao longo de todas as frequências. Tal estudo permitiria aprofundar ainda mais as conclusões tiradas e, conseqüentemente, o conhecimento sobre a comunicação entre o cérebro e os músculos durante o controle corticomotor.

## 6.1. Contributo da dissertação

Esta dissertação dá um pequeno, mas importante contributo para a investigação da comunicação entre sistema nervoso e músculos, principalmente, durante a realização de atividades motoras. A utilização de sucessivas combinações lineares, entre sinais do mesmo tipo, para serem utilizadas como referência no estudo da coerência permite perceber quais os melhores intervalos temporais e frequenciais, para o estudo do ajuste em fase. Desta forma, novos trabalhos poderão também aplicar esta técnica a fim de prosseguirem o estudo do ajuste em frequência e em fase entre sinais.

O estudo de todas as áreas do antebraço permite, a partir de agora, realizar investigações mais pormenorizadas nas áreas do antebraço já referidas, por estas serem áreas predominantes relativamente ao ajuste em fase entre sinais elétricos. A conclusão de que o ajuste em fase e o ajuste em frequência em nada são interdependentes permite, em trabalhos futuros, realizar investigações mais pormenorizadas e independentes para cada um dos dois tipos de ajuste.

## 6.2. Trabalho futuro

Este é um tema que tem muito caminho para ser percorrido. Várias dissertações de mestrado ou mesmo de doutoramento podem ser realizadas dando continuidade aos vários tópicos aqui tratados.

Um passo interessante seria o de aumentar ainda mais o número de voluntários utilizados e, se possível, incluir neles alguma heterogeneidade, isto é, ter alguns voluntários com algum tipo de patologia neurológica, muscular ou ambas, em adição a voluntários sem patologias associadas, de forma a ser possível comparar os diferentes resultados.

Relativamente ao estudo do ajuste em frequência, um dos principais passos a dar seria o que incrementar o número de vezes que se obtém uma nova combinação linear entre sinais, ora

de EEG, ora de EMG, de forma a melhorar ainda mais os resultados de coerência obtidos, isto é, se se repetir mais vezes o processo de encontrar uma combinação linear entre sinais de EEG que em seguida é usada para encontrar uma relação entre os sinais de EMG, os resultados finais de coerência obtidos poderão ser ainda mais informativos e as zonas de alta e baixa coerência tornarem-se ainda mais definidas.

Quanto ao estudo do ajuste em fase, um dos próximos passos a dar seria o de fazer estudos mais pormenorizados às zonas do antebraço que se destacaram no decorrer desta dissertação e implementar um algoritmo que permita estudar o comportamento do PLF e, conseqüentemente, do ajuste em fase, ao longo do tempo e ao longo das diferentes frequências, tal como já existe no algoritmo de estudo da coerência.



## Bibliografia

- [1] G. J. Betts, P. Desaix, E. Johnson, J. E. Johnson, O. Korol, D. Kruse, B. Poe, J. A. Wise, M. Womble e K. A. Young, *Anatomy and Physiology*. Rice University, Houston, Texas, 2017.
- [2] M. Almeida, J. Bioucas-Dias, e R. Vigário, “Separation of phase-locked sources in pseudo-real MEG data”, *Eurasip Journal on advances in signal Processing*, 2013.
- [3] Página online - “Significado / definição de sincronia no Dicionário Priberam da Língua Portuguesa.”. Disponível: <https://www.priberam.pt/dlpo/sincronia>. [Acedido: 11-Mar-2019].
- [4] A. Pikovsky, M. Rosenblum, e J. Kurths, “Synchronization: A Universal Concept in Nonlinear Sciences”, *Cambridge Nonlinear Science Series 12*. University of Potsdam, Germany, 2003.
- [5] J. Schleimer e R. Vigário, “Reference-Based Extraction of Phase Synchronous Components”, *Artificial Neural Networks - ICANN 2006*, vol. 1, n.º1, pp. 230-239, 2006.
- [6] R. Vigário and O. Jensen, “Identifying cortical sources of corticomuscle coherence during bimanual muscle contraction by temporal decorrelation”, *Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, vol. 2, pp 109-112, 2003.
- [7] M. Almeida, J. H. Schleimer, J. M. Bioucas-Dias, e R. Vigário, “Source separation and clustering of phase-locked subspaces”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 22, n.º 9, pp. 1419-1434, 2011.
- [8] J. Martins, “Estudo do Controlo Motor Via Sincronias entre Sinais de EEG e de EMG / Motor Control Study through Sincrony between EEG and EMG Signals”, Dissertação de mestrado, Departamento de Física, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, 2015.
- [9] S. A. Matos, “Deteção de sincronia no controlo corticomotor”, Dissertação de mestrado, Departamento de Física, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, 2015.
- [10] D. Braga, “Testes de optimização no estudo da relação entre sinais de EEG e EMG em tarefas motoras”, Dissertação de mestrado, Departamento de Física, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, 2016.

- [11] M. Rodrigues, “Desenvolvimento de um mecanismo de biofeedback para controlo motor”, Dissertação de mestrado, Departamento de Física, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, 2016.
- [12] S. Duarte, “Influência da Força e do Controlo Motor na Relação Entre a Atividade Elétrica Cerebral e Muscular”, Dissertação de mestrado, Departamento de Física, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, 2017.
- [13] A. Russo, J. L. Regan, e C. L. VanPutte, *Seeley's Anatomy & Physiology*, 11ª Edição. McGraw-Hill Education, New York, 2017.
- [14] Dangelo e Fattini, *Anatomia Humana Básica*, 3ª Edição. Atheneu, São Paulo, 2007.
- [15] C. Quintão, “Processamento de Dados Eletrofisiológicos- Aplicações à Epilepsia”, Dissertação de doutoramento, Faculdade de Ciências, Universidade de Lisboa, 1998.
- [16] E. Kandel, J. Schwartz, T. Jessell, S. Siegelbaum, and A. J. Hudspeth, *Principles of Neural Science*, 5ª Edição. McGraw-Hill Medical, 2013.
- [17] J. A. Esperança Pina, *Anatomia Humana da Locomoção*, 5ª Edição. Lidel, Lisboa, 2014.
- [18] A. Completo and F. Fonseca, *Fundamentos de Biomecânica Músculo-esquelética e ortopédica*. Publindústria, Lisboa, 2011.
- [19] P. H. Marchetti and M. Duarte, “Instrumentação em Eletromiografia”, Laboratório de Biofísica, Universidade de São Paulo, 2006.
- [20] D. R. Tobergte and S. Curtis, “Tratado de fisiologia médica”, 11ª Edição. Elsevier Editora, Rio de Janeiro, 2013.
- [21] Página Online - “Neuroanatomia.”  
Disponível: <https://brainciencia.wordpress.com/2018/12/18/neuroanatomia-1-conceitos-basicos/>. [Acedido: 06-Mar-2019].
- [22] Página Online - “Contração muscular - Só Biologia.”  
Disponível: <https://www.sobiologia.com.br/conteudos/FisiologiaAnimal/sustentacao7.php>. [Acedido: 27-May-2018].
- [23] T. W. Picton and A. Mazaheri, “Electroencephalography (EEG)”, Warsaw University, Poland, 2005.
- [24] Trans Cranial Technologies, “10 / 20 System Positioning”, *Trans Cranial Technologies*, Hong Kong, 2012.
- [25] F. Forti, “Análise do sinal eletromiográfico em diferentes posicionamentos, tipos de elétrodos, ângulos articulares e intensidades de contração”, Pós-Graduação, Universidade Metodista de Piracicaba, Brasil, 2005.
- [26] Página Online - “Electromiografia (EMG) e estudos da condução nervosa | Programa Harvard Medical School Portugal.”  
Disponível: <https://hmsportugal.wordpress.com/2011/08/31/electromiografia-emg-e-estudos-da-conducao-nervosa/>. [Acedido: 06-Mar-2019].

- [27] M. Almeida, R. Vigário, e J. Bioucas-Dias, “The role of whitening for separation of synchronous sources”, *Latent Variable Analysis and Signal Separation*, pp. 139-146, 2012.
- [28] S. Bohlhalter, L. A. Wheaton, E. Fridman, M. Hallett, e G. Nolte, “Synchronization of parietal and premotor areas during preparation and execution of praxis hand movements”, *Journal of Neurophysiology*, vol. 93, pp. 1382-1390, 2005.
- [29] F. Varela, J. Lachaux, E. Rodriguez, e J. Martinerie, “The Brainweb: phase synchronization and large-scale integration”, *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 2, pp. 229-239, 2001.
- [30] A. Ziehe and K.-R. Müller, “TDSEP — an efficient algorithm for blind separation using time structure.”. International Conference on Artificial Neural Networks, 1998.
- [31] M. Almeida, “Separation of Synchronous Sources,”, Dissertação de doutoramento, Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa, 2016.
- [32] Página Online - “Faraday Cage.”. Disponível: <http://www.faradaycage.org/>. [Acedido: 06-Mar-2019].
- [33] Página Online - “Biosemi.”. Disponível: <https://www.biosemi.com/index.htm>. [Acedido: 06-Mar-2019].
- [34] Página Online - “Tinkercad | Create 3D digital designs with online CAD.”. Disponível: <https://www.tinkercad.com/#/dashboard>. [Acedido: 06-Mar-2019].
- [35] Página Online - “FCT FabLab |.”. Disponível: <https://www.fctfablab.fct.unl.pt/>. [Acedido: 06-Mar-2019].



## Consentimento Informado



### Consentimento Informado



Caro/a Participante,

Este documento tem como objetivo dar-lhe a conhecer os detalhes do estudo no qual se voluntaria a participar.

Este estudo insere-se nos objetivos da dissertação de mestrado do aluno Pedro Moura, orientado pelo Professor Ricardo Vigário e pela Professora Carla Quintão. A dissertação será realizada na Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa. Todos os dados recolhidos serão totalmente tratados de forma confidencial e nenhuma informação pessoal que permita a identificação do voluntário será publicada ou divulgada no decorrer na dissertação.

Com a sua colaboração estará não só a contribuir para a realização da presente dissertação de mestrado, mas também para um maior conhecimento na área científica, promovendo o estudo da atividade síncrona associada ao controlo córtico-motor. Para isso, realizar-se-ão recolhas de vários canais eletromiográficos e também de canais eletroencefalográficos que serão posteriormente analisados consoante os objetivos da dissertação.

O estudo terá a duração aproximada de dois minutos e utilizar-se-á uma manga eletromiográfica para recolha dos sinais de EMG, uma touca com elétrodos de EEG e um jogo que terá de ser jogado pelo voluntário durante a recolha dos diversos sinais.

A manga eletromiográfica será colocada no seu antebraço direito. Os elétrodos eletroencefalográficos serão colocados na touca de EEG que, por sua vez, será colocada na sua cabeça. Será utilizado gel condutor para garantir uma melhor recolha dos sinais.

O jogo consiste em utilizar um atuador com os dedos polegar e indicador da mão direita de forma a controlar um cursor. Maior ou menor força exercida no atuador permite que este suba ou desça no ecrã de jogo, permitindo que o voluntário cumpra o percurso estabelecido pelo jogo. Caso perca alguma vez durante a recolha nos sinais, o jogo recomeçará sem que o estudo tenha de ser interrompido.

Durante o estudo deve manter-se o mais estável possível e proceder apenas aos movimentos necessários para controlar o cursor do jogo. Eventuais dúvidas devem ser colocadas antes do início da recolha dos sinais.

Procedimento:

- Colocação de uma manga elástica para recolha dos sinais eletromiográficos no antebraço direito do voluntário
- Colocação da touca de eletroencefalografia e dos respetivos elétrodos.
- Colocação de gel condutor em todos os holders de elétrodos para uma melhor medida dos sinais
- Início do jogo
- Início da recolha
- Duração de aproximadamente dois minutos
- Fim da recolha

A preencher pela pessoa responsável pelo estudo:

Eu, Pedro Moura, confirmo que expliquei de forma adequada os procedimentos do presente estudo ao voluntário abaixo indicado. Declaro que respondi de forma inteligível a todas as questões colocadas pelo voluntário. Reitero que todos os dados serão tratados de forma confidencial e em momento algum serão divulgados.

Data: \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

Código do voluntário:

---

(Assinatura da pessoa responsável pelo estudo)

A preencher pelo voluntário:

1. Nome:

2. Idade: \_\_\_\_\_ anos

3. Género:

M

F

4. Nacionalidade:

5. Profissão:

6. Mão dominante:

7. Tem ou teve algum problema de saúde que ache relevante mencionar para este estudo?

N

S

8. Se respondeu  S, qual:

Declaro ter compreendido os objetivos que me foram propostos e explicados e que me foi concedida a oportunidade de esclarecer todas as dúvidas sobre o assunto. Autorizo que os meus dados sejam utilizados no âmbito da dissertação em questão.

Data: \_\_\_\_/\_\_\_\_/\_\_\_\_

---

(Assinatura do voluntário)





## Método de Conversão de Escalas

Como referido no na secção em que se aborda o algoritmo de RPA, é necessário realizar alguns cálculos de conversão de escalas antes de se utilizar o algoritmo. Alguns dos valores requeridos pelo algoritmo vêm dados pelos resultados obtidos no algoritmo de coerência corrido em primeiro lugar e, portanto, esses valores têm de ser convertidos de forma a serem usados no algoritmo de RPA.

O fator de conversão,  $f$ , é calculado pela equação III.1 onde  $N_1$  representa o número de pontos existentes no sinal a analisar e  $N_2$  representa o número de pontos existentes no gráfico de coerência ao longo do tempo provenientes do algoritmo de coerência.

$$f = \frac{N_1}{N_2} \quad (\text{III.1})$$

O número de janelas a utilizar é calculado pela equação III.2. Os valores de *window\_length* e de *window\_overlap*, que representam o número de pontos por janela e a sobreposição entre janelas consecutivas, são fixos a 500 e 50 respetivamente. Os valores de  $A$  e de  $B$  representam o início e o fim do pico de coerência no qual se pretende estudar a relação em fase, como explicado anteriormente.

$$N_{\text{windows}} = 1 + \frac{(A - B)f - (\text{window\_length} - 1)}{\text{window\_overlap}} \quad (\text{III.2})$$

O *starting\_point* é dado pela equação III.3 e corresponde ao valor inicial do pico de coerência no qual se pretende estudar a relação em fase.

$$\text{starting\_point} = Af \quad (\text{III.3})$$

## Distribuição dos elétrodos de EMG

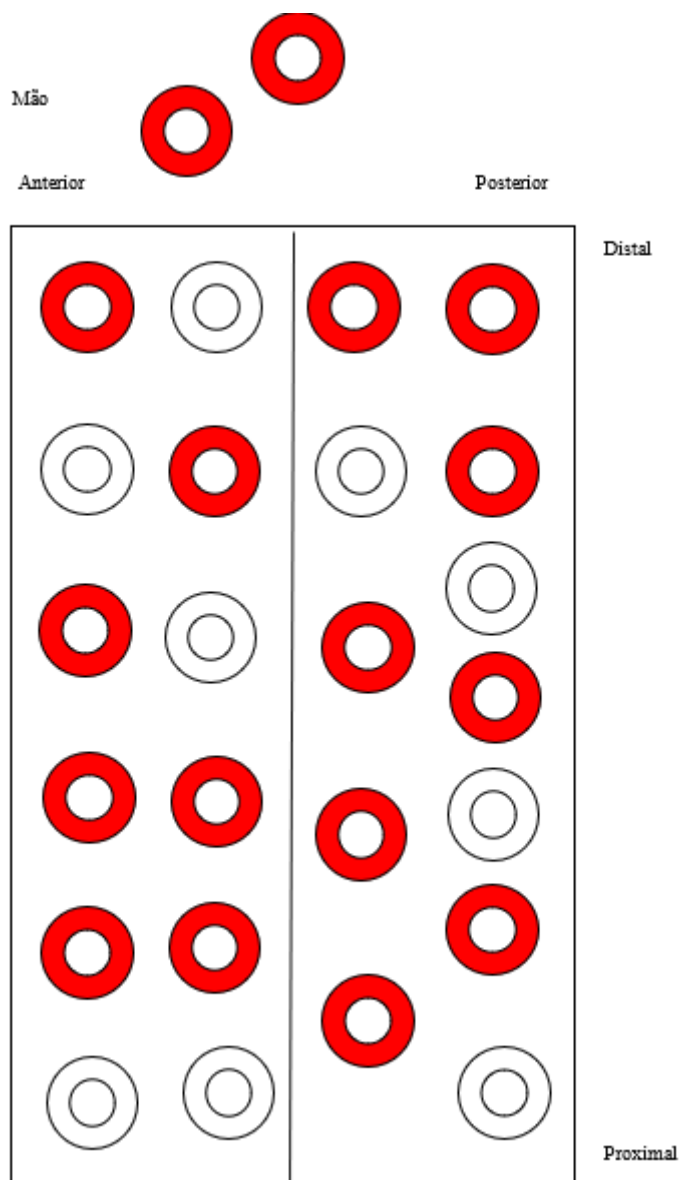


Figura 54 - Esboço da distribuição dos 16 elétrodos da manga eletromiográfica e dos 2 elétrodos de EMG da mão dos voluntários. A vermelho assinalam-se as posições utilizadas na recolha de entre todas as disponíveis na manga.



## Cotas do *Holder* – Peça Pequena

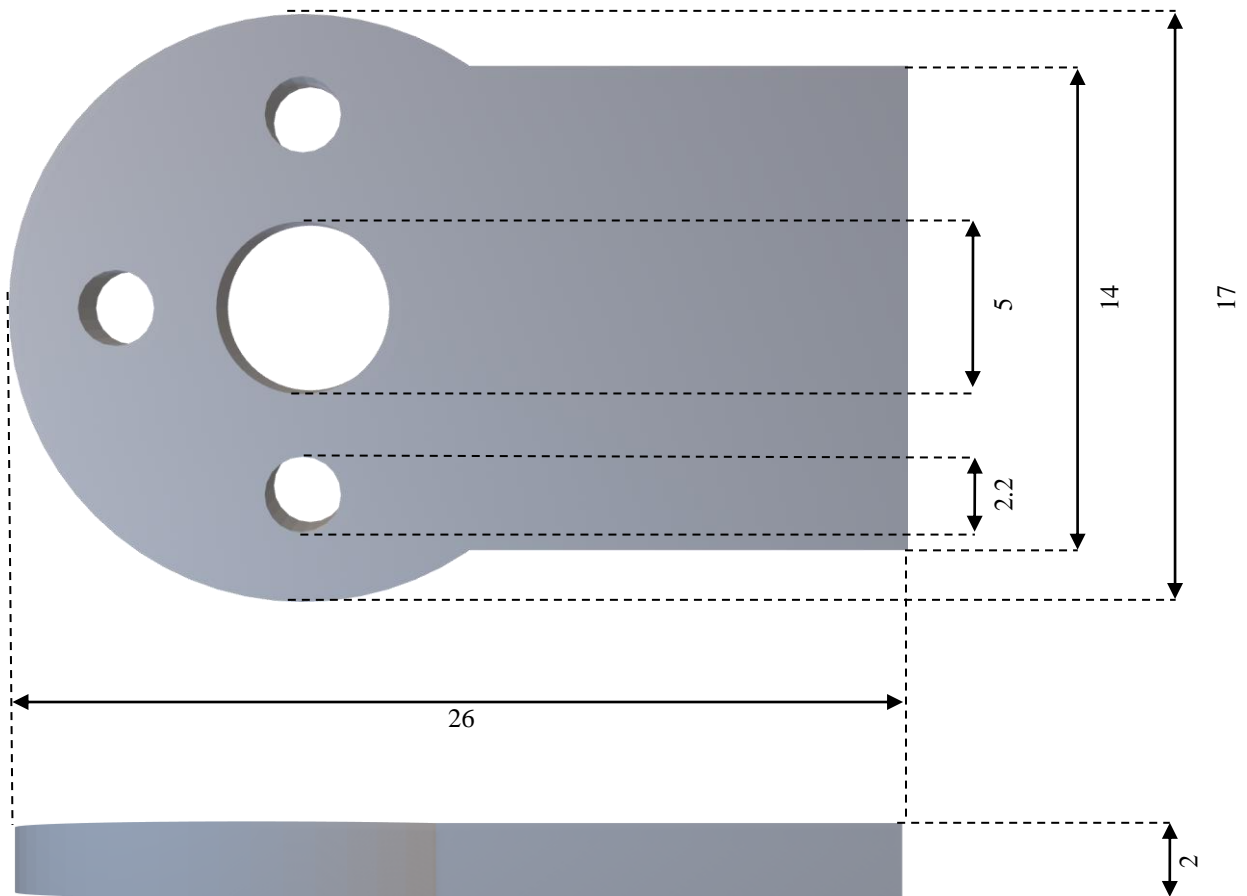


Figura 55 - Cotas da peça pequena do *holder*, modelada e impressa em 3D.

## Cotas Do *Holder* – O-Ring

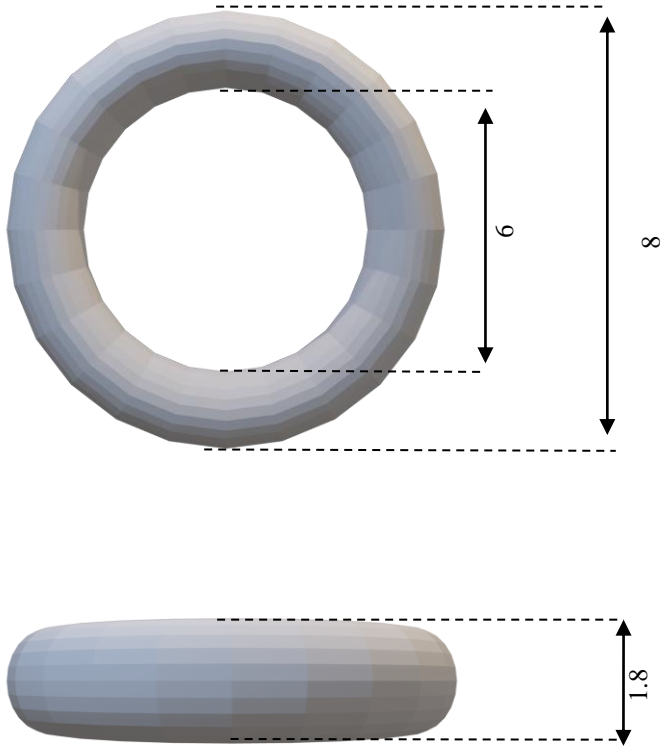


Figura 56 - Cotas do *o-ring* utilizado no interior do *holder* para isolar o gel condutor e segurar o elétrodo.

## Cotas do Holder – Peça Grande

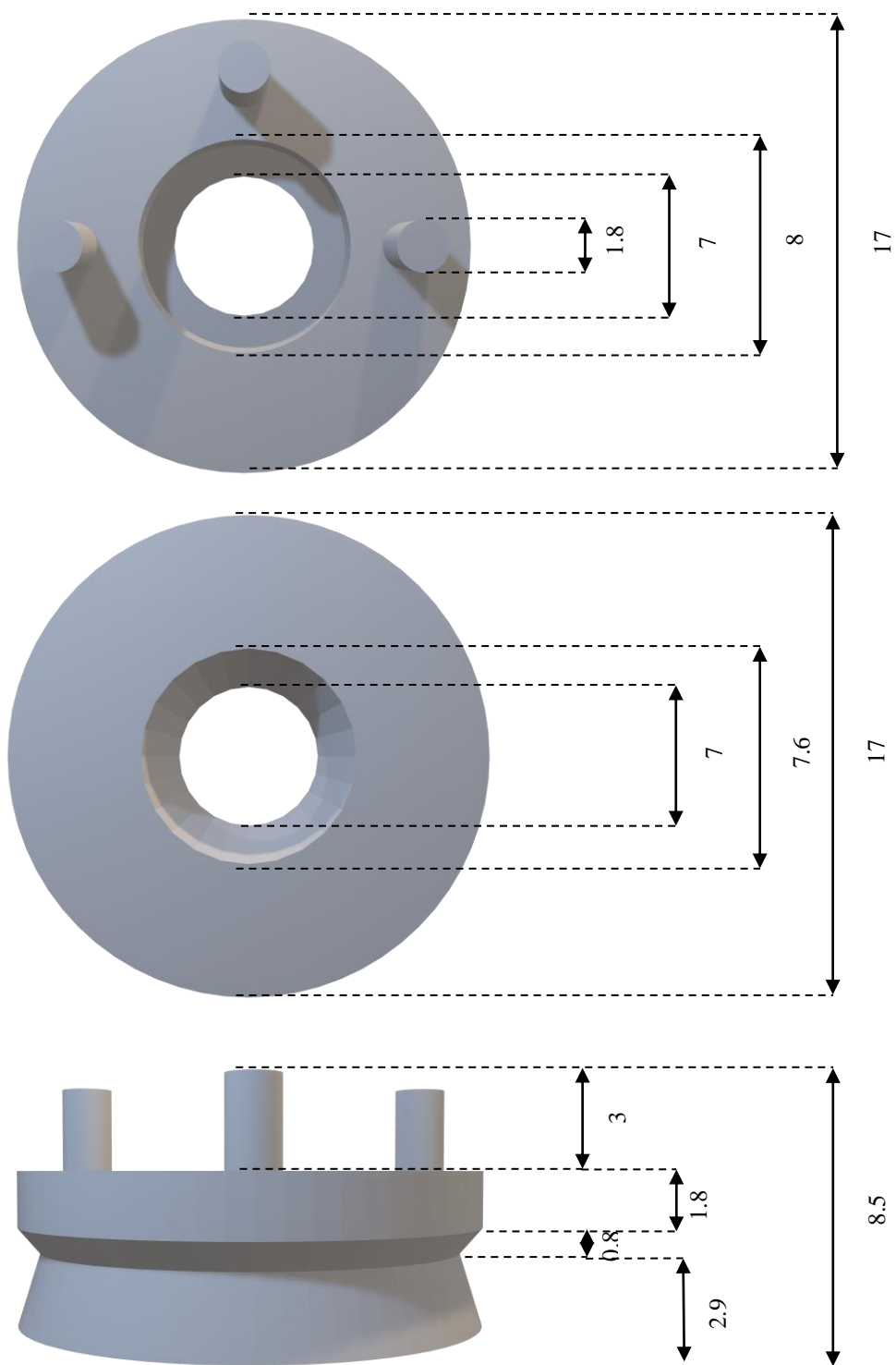


Figura 57 - Cotas da peça grande do holder, modelada e impressa em 3D.