

## 4

### Pré-Processamento e Extração de Características

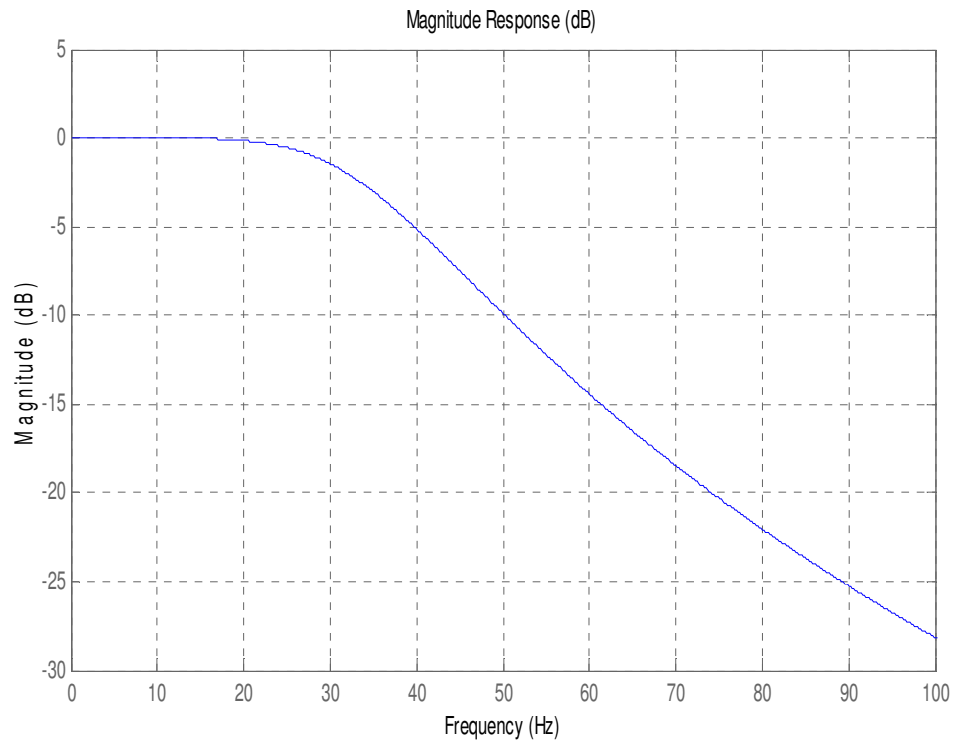
Uma vez digitalizados, os sinais EEG precisam ser pré-processados, o que é feito basicamente em quatro etapas: eliminação de ruídos remanescentes, filtragem espacial para aumento da resolução sobre o escalpe, extração de características, e a detecção e remoção de artefatos oculares (piscar dos olhos).

#### 4.1. Eliminação do Ruído Remanescente

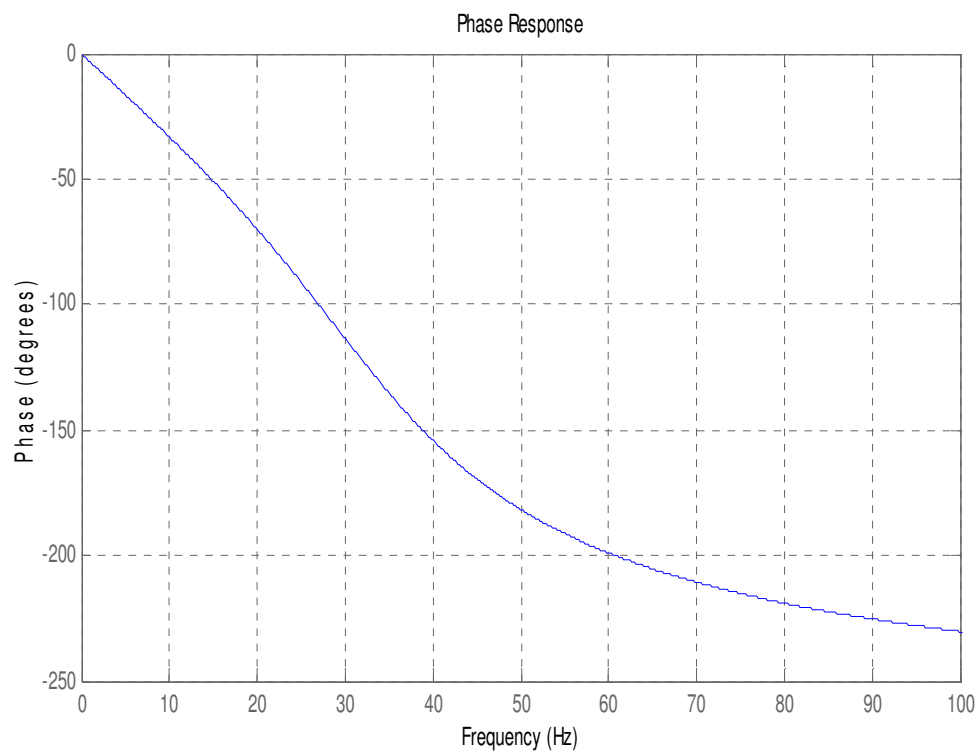
A maioria dos ruídos externos pode ser evitada controlando o ambiente em que é realizada a medição. Mas nem todas as interferências podem ser eliminadas dessa forma. Mesmo que o *hardware* eletrônico possua circuitos de filtragem e esteja encapsulado em uma caixa de metal devidamente aterrada, os sinais eletroencefalográficos não estão totalmente imunes a ruídos da rede elétrica, entre outros.

Para eliminar o ruído remanescente é utilizado então um filtro digital. O filtro projetado foi um filtro Butterworth passa baixas com frequência de corte em 35Hz. A escolha do filtro foi feita visando uma resposta da magnitude o mais plana possível da banda passante, bem como uma resposta em fase mais linear do que a oferecida por outros tipos de filtro. A resposta em frequência da magnitude e da fase do filtro projetado pode ser vista na Figura 29. A frequência de corte foi escolhida para deixar apenas as frequências de interesse (bandas de frequência dos sinais eletroencefalográficos) na banda passante.

A maior fonte externa de ruídos é a rede elétrica instalada no local da aquisição. Apesar de ser grande em amplitude, esse ruído se concentra na frequência de oscilação da rede (60Hz para o Brasil). Dessa forma, sua eliminação torna-se relativamente fácil. Para isso, então, foi projetado um filtro *Notch* centrado em 60Hz, cuja resposta em frequência encontra-se na Figura 30.

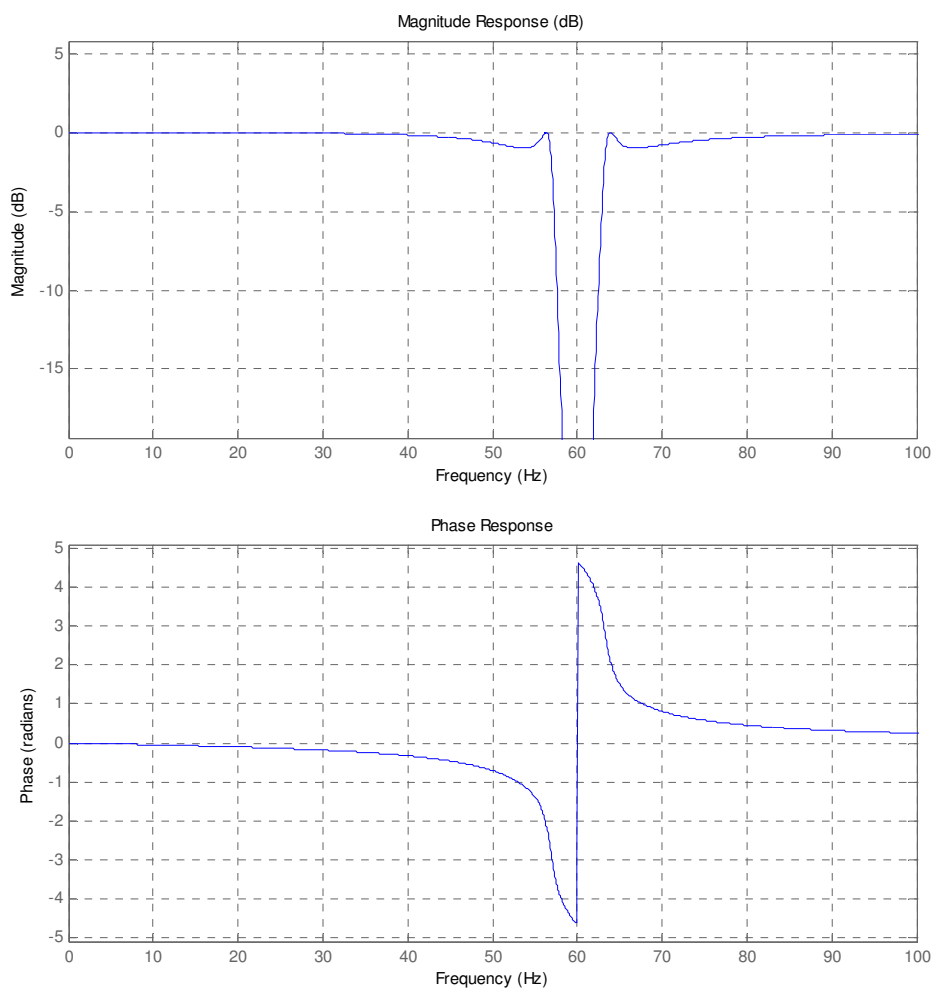


(a)



(b)

**Figura 29 - Resposta em frequência do filtro Butterworth.**



**Figura 30 - Resposta em frequência do filtro *Notch*.**

## 4.2. Filtragem Espacial

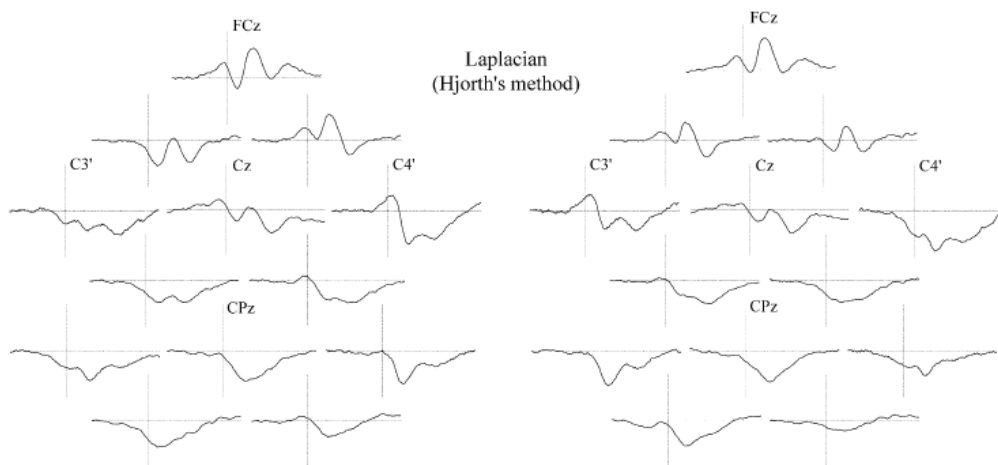
Leituras convencionais de sinais eletroencefalográficos possuem pouca resolução espacial, devido à superposição das atividades elétricas originadas nas diferentes áreas do cérebro. A distribuição dos potenciais sobre o escalpe pode ser vista como uma cópia “borrada” da distribuição dos potenciais corticais [57]. A resolução espacial sem tratamento está na faixa de 6 a 10 cm, podendo ser melhorada para 2 a 3 cm com métodos de aumento de resolução [58].

Uma técnica conhecida para aumento da resolução espacial consiste na estimativa da Superfície Laplaciana (*Surface Laplacian* – SL). Assumindo o escalpe como sendo isotrópico, pode-se demonstrar que a SL é proporcional à componente radial do gradiente da densidade de corrente do escalpe (*Scalp Current Density* - SCD). A SL independe do eletrodo de referência e, atuando como um filtro espacial, elimina o efeito da difusão dos potenciais pelo escalpe, que é altamente resistivo [59].

Um método para se estimar a SL diretamente em locais selecionados (caracterizando o método como local) é o de Hjorth [60]. O método assume que cada eletrodo é cercado por outros três que formam um triângulo equilátero de forma que tal eletrodo esteja no centro desse triângulo [61]. Assim sendo, o método de Hjorth pode ser representado pela equação 5:

$$V_{sl} = \left\{ \frac{4}{3} [3V_n - (V_a + V_b + V_c)] \right\} * \frac{1}{d^2} \quad (5)$$

onde  $V_{sl}$  é o potencial estimado da superfície laplaciana,  $V_n$  é o potencial obtido no eletrodo central,  $V_a$ ,  $V_b$  e  $V_c$  são os potenciais dos eletrodos vizinhos (vértices do triângulo equilátero), e “d” é a distância do eletrodo central para os seus vizinhos. A Figura 31 apresenta os sinais eletroencefalográficos obtidos pelo método de Hjorth.



**Figura 31 - Sinais estimados pelo método de Hjorth (à direita).**

### 4.3.Extração de Características

Como visto no capítulo 2, existe uma estreita relação entre o tamanho da rede neural com sua convergência e generalização. A chave para um bom desempenho está então na seleção de variáveis, que formarão as entradas da rede neural e, através de algumas métricas, determinarão o tamanho da mesma.

Em um problema de classificação (como no caso de uma interface cérebro máquina), as variáveis escolhidas devem representar os padrões a serem classificados, além de serem relevantes na distinção entre os mesmos. Neste trabalho, um padrão cerebral corresponde ao período de 1 segundo de leitura de sinais eletroencefalográficos. Assim sendo, um método de extração de características deve ser aplicado aos sinais eletroencefalográficos provenientes

dos eletrodos posicionados sobre o escalpe. Esta seção apresenta então algumas métricas analisadas na caracterização dos padrões cerebrais.

O primeiro passo na extração de características de um sinal eletroencefalográfico é sua decomposição em bandas de frequência. Conforme dito anteriormente, um sinal EEG possui relações entre determinadas faixas de frequência e as atividades desempenhadas pelo paciente/usuário. Essas bandas de frequência estão compreendidas entre 0 e 32Hz. Para uma análise em frequência desses sinais, foi utilizada a Transformada *Wavelet* Discreta (*Discrete Wavelet Transform* – DWT).

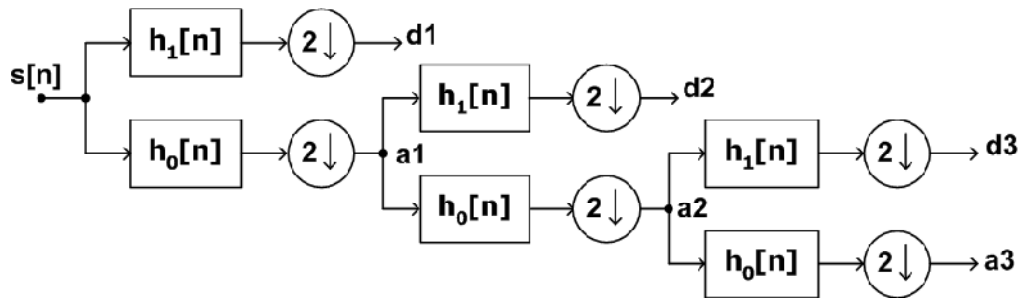
Transformadas *Wavelet* são utilizadas em diversas áreas, como em telecomunicações e biologia. Devido à sua eficácia na análise de sinais não estacionários (que mudam suas propriedades estatísticas ao longo do tempo), se tornaram uma poderosa alternativa aos métodos de Fourier em aplicações médicas, onde esse tipo de sinal é mais frequente.

A Transformada de Fourier (TF) expande sinais no domínio do tempo em funções de bases ortogonais (ondas senoidais e co-senoidais), revelando assim as componentes de frequência dos sinais. Porém, esse método não é capaz de localizar no tempo as componentes de frequência. Por isso, esse método é melhor utilizado na análise de sinais estacionários.

Entretanto, a maioria dos sinais biomédicos tende a ser não-estacionária e, ao contrário dos sinais apropriados para a TF, tipicamente possuem componentes em alta frequência espaçadas em curtos períodos de tempo seguidas por componentes de baixa frequência com longo tempo de duração e próximas no domínio da frequência. A Transformada *Wavelet* apresenta tanto uma boa resolução no tempo para altas frequências como uma boa resolução em frequência para baixas frequências [62].

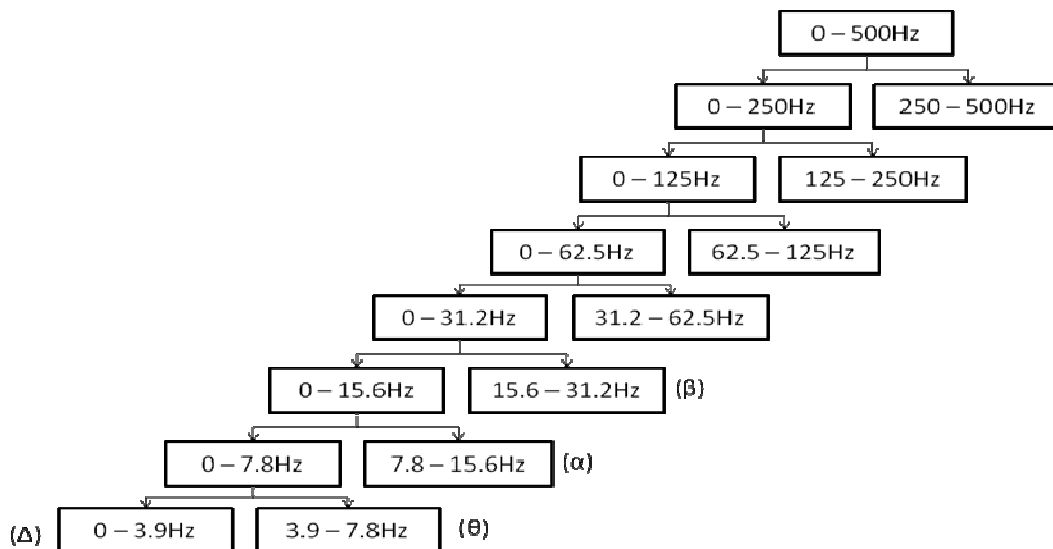
A DWT consiste em decompor o sinal  $s[n]$  inúmeras vezes em componentes de resolução inferior. Este algoritmo é implementado por meio de um banco de filtros digitais composto por um filtro passa-baixas  $h_0[n]$  e outro passa-altas  $h_1[n]$ . A Figura 32 mostra um exemplo da DWT com três níveis de decomposição. A saída de todos os filtros é sub-amostrada por um fator de 2. O resultado obtido pela filtragem passa-alta representa os coeficientes de detalhe, enquanto o resultado da filtragem passa-baixa representa os coeficientes de aproximação.

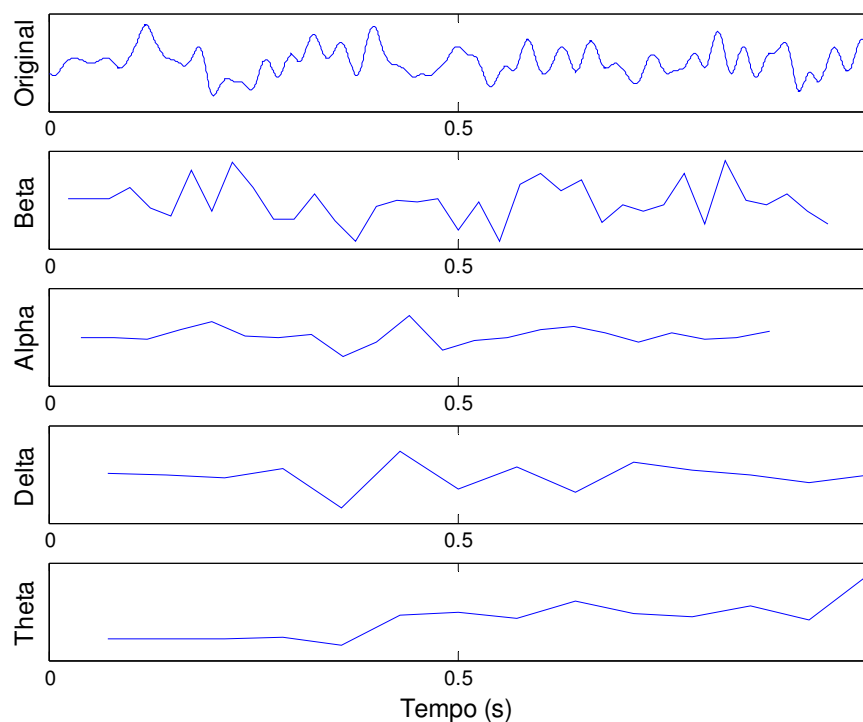
Na DWT os coeficientes resultantes da filtragem passa-baixa podem ser novamente processados como dados de entrada para um banco de filtros subsequente, gerando assim outro conjunto de coeficientes de aproximação e detalhe com um nível de resolução inferior [63].



**Figura 32 - Esquemático da transformada wavelet discreta (DWT).**

Os sinais eletroencefalográficos são adquiridos, nesse trabalho, com uma frequência de 1.000Hz. Dessa forma, a sua decomposição deve ser feita em 7 níveis (como mostra a Figura 33) para que se isolem as faixas de frequência que mais se aproximam das bandas de interesse.





**Figura 34 - Transformada wavelet discreta de um sinal EEG.**

Após a decomposição em frequência do sinal EEG, é preciso extrair algumas informações sobre os sinais resultantes para compor um vetor característico de entrada, que será apresentado à rede neural classificadora. Esse vetor deve incluir a escolha dos eletrodos a serem processados, de acordo com seu posicionamento, e de algumas características dos sinais decompostos (para cada banda de frequência), como energia, amplitude, média, *zero-crossing* e valor máximo.

Os eletrodos foram escolhidos de acordo com o seu posicionamento nas áreas do escalpe que estão sobre o córtex motor e pré-motor. São eles: F3, F4, Fz, C3, C4, Cz, P3 e P4, totalizando oito eletrodos, que cobrem o lobo frontal (abrangendo o córtex pré-motor), central (sobre o córtex motor) e parietal (Figura 4, pg 20). As bandas de frequência escolhidas foram a Alpha e Beta, por estarem associadas aos ritmos sensórios motores (RSM), além da banda de 0 a 32Hz, por compreender todo o espectro EEG. Dessa forma, assumindo um parâmetro extraído de cada uma das três bandas para cada um dos oito eletrodos, chegamos a um vetor característico de 24 elementos.

Para avaliar e comparar a influência dos parâmetros escolhidos para o vetor característico, uma rede neural *Multi Layer Perceptron* (MLP) foi modelada para classificar entre 4 grupos, correspondentes a 4 atividades cerebrais tendo,

como entradas, diferentes combinações e parâmetros extraídos dos sinais cerebrais. Um banco de dados contendo 700 atividades mentais (cada uma correspondendo a 1 segundo de leitura de sinais EEG) foi utilizado, sendo 400 padrões usados para treinamento da rede, 200 para validação e 100 para testes, sempre divididos igualmente entre quatro padrões a serem classificados. O treinamento da rede é feito utilizando parada antecipada, permitindo-se que o erro do conjunto de validação aumente por até 80 épocas. A topologia utilizada possui 24 processadores de entrada, 32 na camada escondida (valor obtido experimentalmente avaliando o resultado obtido por diferentes configurações), e 4 na camada de saída.

Após a avaliação da influência dos parâmetros com a rede neural, chegou-se à conclusão de que a escolha da energia dos sinais decompostos nas bandas escolhidas resultou em uma maior separabilidade dos padrões, como mostra a Tabela 1.

**Tabela 1 - Comparação da influência de parâmetros escolhidos.**

Parâmetro	Classificações Corretas (%)
Média	55
<i>Zero-Crossing</i>	51
Energia	58
Amplitude	57

A definição de energia encontra-se na equação 6, onde  $n$  é o comprimento do vetor  $V_{DWT}$  obtido pela DWT, e  $V_{DWT,i}$  é o  $i$ -ésimo elemento deste vetor.

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n V_{DWT,i}^2}{n} \quad (6)$$

Através desse método de extração de características, chega-se ao objetivo de representar uma atividade mental (1 segundo de leitura de sinais EEG) com um vetor de 24 elementos, de forma a apresentar boa caracterização e separabilidade no processo de classificação.



#### 4.4.Detecção de Artefatos

Neste trabalho, não foram estudados métodos elaborados para remoção de artefatos. No entanto, algumas medidas foram tomadas para evitá-los, e um método foi utilizado para remoção de artefatos oculares relativos ao piscar dos olhos.

Artefatos podem ser considerados eventos singulares no domínio do tempo e da frequência, que podem aparecer aleatoriamente nos sinais EEG. O piscar de olhos, por exemplo, pode durar de 200 a 400ms e pode produzir amplitudes elétricas de até 10 vezes a amplitude de sinais corticais. No sinal eletroencefalográfico, são mais observados na banda Theta, e produzem maiores alterações nos eletrodos frontais. Sendo assim, uma abordagem estatística pode ser feita.

Como visto na seção anterior, o vetor característico que representa a atividade mental no período de um segundo é composto pelas energias das bandas Alpha e Beta, além da energia do espectro EEG (0-32Hz), que inclui também a banda Theta, para os oito eletrodos selecionados. Devido às características dos artefatos oculares provenientes do piscar dos olhos, já mencionadas, o elemento do vetor correspondente à energia do espectro EEG (o que inclui a banda Theta) sofrerá considerável aumento em seu valor na presença de tais artefatos.

O interesse da remoção de artefatos neste trabalho se dá no momento em que é feito o treinamento dos classificadores de atividades mentais, evitando assim que o classificador seja treinado com padrões que não representem as atividades mentais correspondentes. Assim sendo, as atividades mentais que estão contaminadas com artefatos oculares são localizadas no conjunto de padrões de treinamento como possuindo a energia da banda Theta maior que a média desse parâmetro (ao longo do conjunto de treinamento) acrescida de três vezes o desvio padrão do conjunto, para qualquer um dos três eletrodos frontais (F3, F4 e Fz). Uma vez detectados, os padrões contaminados são então removidos do conjunto de treinamento.

Em suma, este capítulo demonstrou as etapas necessárias para a obtenção de um vetor característico de 24 elementos que represente uma atividade mental do usuário durante um segundo, contendo informações que garantam sua boa caracterização e separabilidade. No próximo capítulo, as técnicas utilizadas na classificação de tais atividades mentais serão descritas.