



Pedro L. Chaves

**CONTRIBUTOS DA ELECTROENCEFALOGRAFIA NA INTERFACE
ENTRE AS NEUROCIÊNCIAS E A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL .**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO
MESTRADO INTEGRADO EM PSICOLOGIA

2012

Universidade do Porto

Faculdade de Psicologia e de Ciências da Educação

**CONTRIBUTOS DA ELECTROENCEFALOGRAFIA NA INTERFACE ENTRE
AS NEUROCIÊNCIAS E A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Pedro Manuel Lencastre Novais Souza Chaves

Setembro 2012

Dissertação apresentada no Mestrado Integrado de Psicologia,
Faculdade de Psicologia e de Ciências da Educação da Universidade
do Porto, orientada pelo Professor Doutor *João Eduardo Marques-
Teixeira* (F.P.C.E.U.P.).

Resumo

A presente dissertação pretendeu, acima de tudo, contribuir para um aumento na comunicação entre as áreas das Neurociências Cognitivas, através da Electroencefalografia, e a Inteligência Artificial.

Em resposta a um pedido do Knowledge Engineering and Machine Learning group da Universidade Politécnica da Catalunha, tentou-se encontrar uma forma de contribuir com uma métrica objectiva para a categorização de conceitos. Esta organização e interpretação da linguagem é tipicamente conseguida no campo da Inteligência Artificial através duma análise de alto nível, afastada das raízes biológicas e implementação neuronal.

Tentou-se assim obter, através da classificação estatística de sinal electrofisiológico, uma medida de semelhança entre categorias de palavras, de forma a ser utilizada como forma de correcção das ontologias clássicas.

Apesar dos resultados serem limitados, são promissores, sugerindo que este seja um campo e metodologia a explorar.

Resume

Esta disertación pretendió, principalmente, contribuir para un aumento de la comunicación entre los áreas de las Neurociencias Cognitivas, a partir de la Electroencefalografía, y la Inteligencia Artificial.

Como respuesta a un pedido del Knowledge Engineering and Machine Learning Group de la Universitat Politècnica de Catalunya, se intentó encontrar una contribución en el análisis de alto nivel, alejada de las raíces biológicas y de la implementación neuronal.

Asimismo, se buscó obtener, a partir de la clasificación estadística del señal electrofisiológico, una medida de similitud entre categorías de palabras, para así poder ser utilizada como un enlace de correlación de las ontologías clásicas.

Aún que los resultados son limitados las perspectivas son promisoras, sugiriendo la importancia de la exploración de este dominio y de estas metodologías.

Summary

The presente thesis tried, above all, to contribute to na increased talk between the Cognitive Neurosciences, through the use of eletroencephalography, and the Artificial Intelligence fields.

Answering a suggestion made by the Knowledge Engineering and Machine Learning group from Catalunha's Technical School, we've tried to find a way to contribute to AI language research through a new metric of concept categorization. This organization has been tipically achieved through high-level analysis, disconnected from their biological, neuronal implementation.

As such we tried to obtain, the through statistical classification of the eletroencephalographic signal, a way to measure the similarity between words, so that metric can be used to bias the classical ontologies.

Despite limited, the results are promising, suggesting this can be an interesting and rich area to explore through improved methodology.

Dedicatória

Aos meus Pais e ao meu Padrinho: a próxima é que vai for!

Agradecimentos

Ao meu orientador Professor Doutor João Eduardo Marques-Teixeira, pela confiança, disponibilidade e liberdade depositada.

Ao Laboratório de Neuropsicofisiologia da Faculdade de Psicologia e Ciências da Educação da Universidade do Porto pelo apoio.

Ao Knowledge Engineering and Machine Learning group da Universidade Politécnica da Catalunha e Dr. João Lopes pela(s) oportunidade(s).

Índice

| | |
|--|----|
| 1 - Introdução..... | 1 |
| 1.1 - <i>A curiosidade Histórica e o mapeamento espacial, temporal e funcional da actividade cerebral</i> | 1 |
| 1.2 - <i>O papel do electroencefalograma (EEG)</i> | 2 |
| 1.2.1 - <i>Análise no domínio temporal</i> | 3 |
| 1.2.2 - <i>Análises de frequência</i> | 4 |
| 1.2.3 - <i>Coerência e relações de fase</i> | 5 |
| 1.3 - <i>Modelos computacionais e IA</i> | 6 |
| 1.4 - <i>Cruzamento entre EEG e IA</i> | 7 |
| 1.5 - <i>Aplicação à discriminação de estados mentais</i> | 8 |
| 1.6 - <i>Aplicação exploratória e potencial entrada no domínio fenomenológico</i> | 10 |
| 2 - Desenvolvimento..... | 12 |
| 2.1 – <i>Da UPC e do KEMLg: a expansão da caracterização semântica e mental no cruzamento da linguística clássica, neurociências e inteligência artificial</i> | 12 |
| 2.3 - <i>Os modelos conexionistas e a distribuição neuronal</i> | 15 |
| 2.4 – <i>O presente estudo: o problema do contexto e da robustez da classificação</i> | 17 |
| 3 – Metodologia..... | 20 |
| 3.1 – <i>Características técnicas</i> | 20 |
| 3.2 – <i>Estímulos</i> | 20 |
| 3.3 – <i>Procedimento</i> | 21 |

| | |
|--|----|
| 3.4 – <i>Pré-processamento do sinal</i> | 21 |
| 3.5 – <i>Classificação estatística</i> | 23 |
| 4.1 – <i>Classificação e distinção dos participantes</i> | 24 |
| 4.2 – <i>Classificação e distinção das categorias semânticas</i> | 26 |
| 4.2.1 – <i>Amostra total (todos os participantes)</i> | 26 |
| 4.2.2 – <i>Amostra segregada (por sujeito)</i> | 26 |
| 4.3 – <i>Extracção dos efeitos de contexto</i> | 27 |
| 4.4 – <i>Extracção dos atributos com melhor poder preditivo</i> | 28 |
| 5 – <i>Discussão</i> | 28 |
| 6 – <i>Bibliografia</i> | 32 |

Índice de Figuras

| | |
|---|----|
| Ilustração 1 - Resultados de classificação para a amostral total..... | 21 |
| Ilustração 2 – Resultados para a abordagem sujeito a sujeito | 26 |
| | |
| Tabela 1 - Resultados de classificação para a amostral total..... | 26 |
| Tabela 2 – Resultados para a abordagem sujeito a sujeito | 27 |

1 - Introdução

1.1 - A curiosidade Histórica e o mapeamento espacial, temporal e funcional da actividade cerebral

A primeira sugestão do cérebro como centro da vivência humana, através das suas manifestações sob a forma da razão e sensação, surge-nos na Grécia Antiga pela obra de Alcmaeon de Crotona (500 A.C.). O seu estudo, através da dissecação cuidada e análise dos nervos ópticos tornou-se assim a primeira investigação exploratória anatómica científica do mais complexo órgão dos sistemas naturais conhecidos (Gross, 1995).

Foi esta curiosidade inerente às raízes mecânicas ou biológicas responsáveis pela vivência mental que veio influenciar as primeiras escolas de pensamento médico-filosófico, espalhadas temporal e geograficamente, de Hipócrates a Platão, dando origem a mais de dois milénios de investigação e especulação sobre a origem do fenómeno da mente humana nas suas diferentes formas, culminando num dos mais fascinantes ramos da Ciência moderna – as neurociências.

A multiplicidade de áreas de saber envolvidas no estudo do cérebro, da biologia à psicologia, passando por modelos físicos sobre a distribuição e processamento de informação levaram, no início da década de 70, à criação daquilo que hoje é o conceito de Neurociências Cognitivas – uma área multidisciplinar preocupada com a descrição e compreensão dos processos mentais e seu fundamento anatómico-funcional (Gazzaniga, 1998).

Uma eventual compreensão detalhada do funcionamento cerebral terá de ter em conta os diversos níveis explicativos abordados, da morfologia e estrutura cerebral, à distribuição e constituição das diferentes camadas corticais, passando pela dimensão funcional. A adopção duma visão naturalista, com a redução (não redutora) do fenómeno mental ao funcionamento dum sistema biológico, tal como defendido por Churchland (1993) torna-se assim imprescindível para o desenho e condução de investigação fundamentada e conseqüente desmistificação do ser humano, trazendo contigo um método robusto e de elevado poder explicativo.

Esta necessidade de compreensão detalhada constituiu a principal força motriz por detrás do desenvolvimento metodológico inerente às Neurociências – se conseguirmos descrever exaustivamente *onde, quando e como* se distribui teremos uma janela objectiva para a compreensão da mente humana.

1.2 - O papel do electroencefalograma (EEG)

Apesar dos primeiros desenvolvimentos e tentativas de estudar a actividade eléctrica cerebral terem surgido com Richard Caton e os seus estudos animais no final do século XIX, atribui-se a Hans Berger a descoberta e primeiro envolvimento com o electroencefalograma humano. Com a descrição, em 1929, do ritmo Alpha (oscilações registadas entre os 8 e os 12Hz) – e a sua contraparte Beta (12Hz – 20Hz) – surge a primeira descrição sistemática do comportamento electrofisiológico do cérebro (Niedermeyer & Lopes da Silva, 1993).

A origem deste sinal provém da polarização eléctrica que caracteriza os neurónios – através da proteínas de transporte membranar que fazem mover iões entre o meio intra e extra-celular. Este movimento iónico é facilmente captado por eléctrodos metálicos colocados no escalpe, permitindo obter um registo da variação de voltagem ao longo do tempo e constitui o EEG (Niedermeyer & Lopes da Silva, 2004). Desde estes primórdios até aos dias de hoje, a técnica tornou-se um dos ex-libris da investigação neurocientífica, sendo o equipamento electroencefalográfico lugar-comum em maior parte dos laboratórios actuais.

Em termos práticos, e por comparação com todos os outros métodos de imagiologia cerebral, o EEG oferece-nos o equilíbrio mais apetecível entre a capacidade de discriminar eventos temporalmente e a sua (fraca) capacidade de inferir a origem cortical desse mesmo sinal – essencialmente, torna-se impossível determinar com exactidão a origem do sinal EEG devido à existência de infinitas combinações de uma ou mais fontes que podem produzir o potencial registado à superfície (Niedermeyer, 2004). A estas dificuldades acrescem ainda as diferenças morfológicas individuais. Por outro lado, a necessidade de existência de um conjunto muito grande de neurónios com a mesma orientação espacial e a diminuição dos campos de voltagem na razão do quadrado da distância, leva a que a actividade captada seja essencialmente de camadas

não profundas do córtex e formadas maioritariamente apenas por neurónios piramidais (Klein, S., 2006).

Sendo claramente uma técnica orientada para a descrição funcional e temporal, estes limites acabam por ser secundários e irrelevantes, devendo o seu uso ser focado nos seus pontos fortes e na informação que podem conter.

1.2.1 - Análise no domínio temporal

As primeiras análises EEG baseavam-se essencialmente numa medição visual do traçado registado mecanicamente em cada um dos canais, com objectivos clínicos, sendo apenas detectáveis grandes alterações como mudança de ritmos prevalentes ou focos epilépticos. Não foi antes dos anos 30 que se concluiu a existência de actividade induzida por determinados eventos (como apresentação de estímulos auditivos ou visuais) que se encontra disfarçada pela actividade de “fundo” do EEG. Estas variações de amplitude reduzida necessitam de ser extraídas ao restante sinal através do cálculo da média de um largo número de eventos de relevo, de forma sincronizada (apesar de, em casos de registos estáveis, ser possível visualizar o potencial em eventos únicos). Não admira assim que a maior proliferação neste campo se tenha dado apenas a partir de 1960, com a introdução de métodos computadorizados para estes cálculos relativamente simples (Luck, 2005). O processamento de sinal a este nível tem sofrido um grande avanço, desde a utilização de análises de componentes independentes e outros métodos estatísticos até ao desenvolvimento de amplificadores capazes de lidar com altas impedâncias ao nível do eléctrodo (Makeig, 2000).

Dentro destes chamados “potenciais evocados”, houve alguns casos de notório relevo: o *contingent negative variation* (CNV) (Walter et al., 1964), primeiro a ser documentado, por exemplo, configura-se numa variação negativa de voltagem ocorrendo como índice de preparação para a percepção dum estímulo detectada a nível frontal; o P300, provavelmente o mais investigado de todos os componentes, descoberto em 1965 como uma onda positiva surgindo cerca de 300ms após a apresentação dum estímulo raro ou de relevo, é considerado hoje em dia um importante índice de alocação de recursos atencionais, amplamente utilizado e explorado num grande conjunto de áreas, desde a investigação fundamental na esquizofrenia, processos atencionais ou às

áreas aplicadas como neuroergonomia (Almeida et al., 2011; Kutas et al., 1977; McCarthy & Donchin, 1981; Johnson, 1986; Schultheis & Jameson, 2004). Os N170, P50 ou P200 – conforme referido, a letra do nome dos componentes reflecte a sua polaridade e o número a sua latência - são apenas outros exemplos de ondas amplamente estudadas na literatura, distinguindo-se dos anteriores pela sua origem somatosensorial, por oposição à origem cognitiva dos componentes referidos anteriormente, reflectindo cada um diferentes modalidades e características de estimulação ou processos mentais.

1.2.2 - Análises de frequência

A natureza rítmica do EEG presta-se a uma análise detalhada das frequências que compõem o sinal captado. Na verdade, este sinal não é composto por uma amálgama desordenada de harmónicas, mas antes por um conjunto de sub-sinais com diferentes ritmos (oscilações por minuto - Hz), havendo uma relação cada vez mais robusta entre determinadas frequências e processos cognitivos e sensoriais subjacentes.

A actividade típica cerebral encontra-se dentro dos limites – difusos – de 0,3Hz e 70Hz. Dentro destes limites, foram seleccionadas por um processo histórico de investigação, cinco grandes bandas: Delta (δ) (0,3Hz-3,5Hz), Theta (θ) (4Hz-7,5Hz), Alpha (α) (8Hz-13Hz), Beta (β) (14Hz-30Hz) e Gamma (γ) (> 30 Hz) (Blanco et al., 1995).

Além destas distinções e classificações clássicas, a análise espectral do sinal electroencefalográfico configura hoje em dia uma das maiores linhas de investigação na electrofisiologia. A decomposição no domínio das frequências permite perceber de que forma evoluem as dinâmicas cerebrais ao longo do tempo (com maior ou menor resolução, conforme os métodos usados), dando pistas sobre o tipo de processos cognitivos a decorrer ou estados mentais gerais do indivíduo, dividindo-se esta análise em duas grandes formas: alterações associadas a determinados eventos ou de forma continuada (Makeig et al., 1999).

Os métodos utilizados para esta decomposição têm vindo a diversificar-se e a ganhar robustez nas últimas décadas, com a evolução das técnicas provenientes da

engenharia eléctrica, processamento de informação e física. Com início nas Transformadas de Fourier efectuadas manualmente nos registos efectuados em papel de grande tamanho (Dietsche, 1932), podemos hoje efectuar análises computadorizadas de forma rápida e simplificada.

1.2.3 - Coerência e relações de fase

Intimamente ligadas às análises no domínio das frequências, vemos muito exploradas as dimensões de coerência e relações entre fase de sinais. Na lógica de mapeamento cerebral, têm sido duas das variáveis em maior estudo nos últimos anos.

De forma simples, a coerência registada entre dois eléctrodos corresponde à dependência linear entre os sinais captados por cada um deles – em termos funcionais podemos considerar uma coerência elevada como sinónimo da sincronização entre grupos neuronais independentes (Walter, 1968). Enquanto índice de processamento cognitivo e como pista para o problema da integração/distribuição sensorial e processamento de informação a nível cerebral – *binding* – o estudo da coerência tem assim vindo a desenvolver-se e a sustentar os modelos propostos para o processamento cognitivo complexo e oscilação\sincronização neuronal (Bressler & Kelso, 2001; Varela, Lachaux, Rodriguez, & Martinierie, 2001).

De modo semelhante, as dinâmicas adjacentes à sincronização neuronal podem ser ainda mais profundamente exploradas recorrendo à caracterização da velocidade de processamento e direcção do fluxo de informação através das relações de fase entre sinais. De forma simplificada, e sendo explorada mais à frente, o atraso na fase, medido através da diferença angular da mesma entre dois eléctrodos permite perceber quais dos sinais captados antecedeu o outro (Weiss & Mueller, 2003). Sendo matemática e espectralmente ligadas, a coerência e fase são parâmetros intimamente dependentes, não fazendo sentido analisar as diferenças na segunda, se o valor da primeira não for suficientemente elevada (isto é, se não existe partilha significativa de informação entre grupos neuronais, não faz sentido analisar a velocidade e direcção do seu processamento).

Por comparação com os métodos tradicionais de análise no domínio temporal, com recurso à promediação do sinal obtido com a estimulação, a observação e a interpretação das dinâmicas no domínio das frequências permite obter informação muito mais detalhada. Em vez do índice limitado de processamento global dado pelos ERP's, por exemplo (Basar, 1998), a análise das várias bandas de frequência e o seu funcionamento adjacente permite analisar a natureza eléctrica real do sinal EEG, fornecendo um maior e mais profundo número de pistas sobre o processamento cognitivo e sensorial, possivelmente paralelo e sobreposto, de que é reflexo.

1.3 - Modelos computacionais e IA

O surgimento da ciência cognitiva representou um dos maiores marcos na história do estudo do comportamento humano e moldou a metodologia que mais resultados trouxe na sua compreensão. Com a adopção dum modelo que configura um organismo inteligente como dotado de representações internas do meio externo e das suas próprias acções e consequências (Craik, 1943), abriu-se a porta à comparação das teorias daí emergentes com programas de computador (Anderson, 1980).

Este desenvolvimento acabou por levar a Psicologia ao encontro dos desenvolvimentos no campo da informática, desde cedo preocupada com o desenvolvimento de sistemas capazes de tomar decisões inteligentes, iniciada com as especulações de Alan Turing sobre a racionalidade artificial (Turing, 1936).

A partir do primeiro modelo de rede neuronal artificial apresentado em 1943 por McCulloch e Pitts (que se baseava na fisiologia real do neurónio, na lógica proposicional de Russell e Whitehead e na teoria da computação de Turing), abriu-se a exploração destes pressupostos.

Esta procura teve a sua concretização e reconhecimento enquanto campo científico misto, informalmente, através dos trabalhos de Allen Newell e Herbert Simon, que apresentaram em 1956 um programa capaz de provar teoremas matemáticos. Surge assim a Inteligência Artificial, campo multidisciplinar preocupado com, por um lado, desenvolver sistemas autónomos e complexos, capazes de tomar

decisões inteligentes¹ e, por outro, modelar e testar hipóteses sobre a estrutura e funcionamento do funcionamento mental humano (Russell, 2003).

Destes modelos, surgem duas correntes fundamentais com objectivos diferentes: por um lado, conforme referido, a exploração e modelação cognitiva com recurso a estes métodos, procurando descrever formalmente o tipo de processos que ocorrem cerebralmente, regra geral denominadas de teorias neurocomputacionais. Por outro, surge como consequência desta investigação um conjunto largo de metodologias de análise e interpretação de dados, de aprendizagem automatizada e extracção de conhecimento, que começaram a ser adoptados por diferentes campos da ciência como forma de obter novos *insights* sobre dados antigos.

1.4 - Cruzamento entre EEG e IA

“Because there is an element of science and an element of art in a good EEG interpretation; it is the latter that defies standardization.” (Niedermeyer, 1993).

O desenvolvimento exponencial do poder computacional e dos algoritmos e interpretação físico-matemática do sinal EEG permite hoje em dia uma aproximação muito diferente da feita classicamente, abrindo terreno a um vastíssimo conjunto de novos dados e formas de olhar para eles e à potencialidade de refutar a posição conservadora de Niedermeyer.

Da Inteligência Artificial, tal como descrito acima, além dos modelos de simulação de processamento de informação e comportamento, surge também um vasto conjunto de novas formas de analisar dados. Destes destacam-se a aprendizagem estatística e a detecção de padrões em conjuntos de dados multidimensionais e aparentemente caóticos, construindo-se modelos baseados na experiência – área normalmente referida como *machine learning* (Ghahramani, 2004).

De forma simplificada, e pensando no sinal EEG como uma matriz de dados recebidos ao longo do tempo, conceptualiza-se um sistema que o receba e seja capaz de

¹O conceito de inteligência pode aqui é definido de duas formas distintas: na mimetização dos processos mentais humanos, de forma a que as acções resultantes sejam interpretáveis como intencionais ou como uma capacidade para aprendizagem e selecção de respostas adaptadas ao problema, isto é, dependente do contexto.

classificar categorias distintas dentro dessa mesma matriz com base num modelo probabilístico baseado em diferentes características. Sendo o EEG um correlato robusto do funcionamento mental, abrimos precedentes à detecção automatizada de estados cerebrais distintos e uma nova janela para as dinâmicas subjacentes ao seu funcionamento.

1.5 - Aplicação à discriminação de estados mentais

Surgindo no final da década de 60 na investigação militar – através do programa DARPA -, a detecção automática de determinadas características ou diferenças no sinal EEG tem vindo a sofrer um contínuo desenvolvimento, acompanhando a evolução dos referidos métodos computacionais de análise de sinal e previsão\caracterização estatística. Inicialmente utilizado para a detecção de ERP's em regime de estimulação única (Vidal, 1977) com o objectivo de desenvolver um sistema de comunicação não-verbal, esta detecção, com base no sinal não processado (*raw*), não processado, ou num conjunto restrito das suas características (*features*), tem vindo a tornar-se lugar-comum e a servir como ponte actual e de grande futuro académico e comercial entre a psicologia, neurociências e engenharia.

A estes sistemas integrados capazes de interpretar sinais EEG e produzir respostas com base nas diferenças robustas encontradas, dá-se o nome genérico de BCI's (Brain Computer Interfaces) – ainda que esta denominação seja orientada principalmente para a componente de prótese da investigação.

De forma paralela, fundamentando-se nos mesmos princípios de aprendizagem automatizada e classificação computadorizada do electroencefalograma, começam a surgir as primeiras aplicações clínicas, dedicadas em primeiro lugar à detecção e previsão de crises epilépticas, comparação com dados normativos ou desenvolvimento de sistemas de comunicação para pacientes *locked-in* (Wolpaw et al., 2002). Também a classificação emocional, de carga cognitiva – dando origem à chamada Neuroergonomia -, atenção e ciclos de sono tem sido amplamente investigada, principalmente na sua vertente aplicada à melhoria das condições de trabalho e optimização de performance em contexto de trabalho (Kohlmorgen et al., 2007; Haynes & Rees, 2006; Muller et al.,

1995). É neste cruzar dos vários campos, militar, clínico e comercial, que se desenvolve a maior investigação aplicada no campo da análise do sinal electrofisiológico.

Conforme descrito acima, a detecção de diferentes características dentro do sinal captado baseia-se essencialmente em algoritmos de classificação – apesar das tentativas de utilização de métodos de regressão -, configurando-se estes sistemas como detectores de padrões (Lotte et al., 2006). Estes sistemas podem ser conceptualizados grosso modo como detendo dois modos sequenciais: a extracção de características (*features*) e a posterior classificação.

No que toca ao primeiro grupo, um largo número tem sido explorado e avaliado na sua capacidade de melhor discriminar diferentes estados mentais, destacando-se destes: amplitude simples do sinal EEG, poder de diferentes bandas de frequência, valores de densidade espectral, parâmetros regressivos e auto-regressivos e outras características da análise tempo-frequência, como valores de coerência (Kaper et al., 2003; Pfurtscheller et al., 1997; Chiappa & Bengio, 2004; Qin et al., 2004; Wang, Deng, & He, 2004)

Dentro dos algoritmos mais utilizados, podemos criar uma divisão taxonómica de pares baseada nas suas características. Nos algoritmos generativos (como quadrático de Bayes) encontramos a criação de modelos contra os quais são computadas as probabilidades de pertença dos novos dados, por oposição aos modelos discriminativos (como máquinas de vector de suporte, *SVM*), capazes apenas de aprender como distinguir entre uma ou mais classes (Jordan, 2002; Rubinstein & Hastie, 1997). Estes algoritmos podem ser estáticos, como os clássicos *perceptrons* (redes neuronais de uma ou mais camadas) – não sendo capazes de ter em conta variações ao longo do tempo -, ou dinâmicos – capazes de classificar sequências tendo em conta as dinâmicas temporais, como as cadeias de Markov (Rabiner, 1989; Vapnik, 1999). Por último, no que toca à sua estabilidade, podemos classifica-los como estáveis, como análises discriminantes lineares ou instáveis, como redes neuronais de várias camadas, conforme a sua sensibilidade à variância encontrada nos dados utilizados para o treino e aprendizagem. Esta sensibilidade pode ser uma importante característica a explorar, como forma de melhor moldar a aprendizagem aos dados recebidos, ao invés de ser interpretada como um ponto fraco (Breiman, 1998).

Apesar dos resultados promissores da análise automatizada do sinal EEG, esta encontra continuamente um conjunto de problemas típicos que se prendem com a característica do tipo de sinal em causa. Em primeiro lugar, dado o ruído natural presente no registo, todos estes sistemas têm de lidar com baixos rácios de sinal para ruído. Em segundo, o vector de características descritivas é tipicamente de alta dimensionalidade, exigindo elevado poder computacional – a isto acresce a necessidade de ter em conta a variabilidade temporal do sinal, devido ao facto deste ser não estacionário e conter rápidas variações ao longo do tempo e das sessões de treino. Por último, o conjunto de dados a analisar é sempre mais reduzido do que o ideal, devido ao tempo de preparação e esforço exigido aos participantes (Lotte et al., 2006).

Hoje em dia a utilização deste tipo de métodos acabou por afunilar num conjunto relativamente restrito de algoritmos, seleccionados naturalmente conforme a sua performance ao longo da investigação. Destes podemos destacar cinco grandes tipos: classificadores lineares, redes neurais, classificadores Bayesianos não lineares, vizinhos próximos (*k-neighbours*) e combinações destes.

Sendo cada um deles particularmente adaptado a um determinado contexto ou experiência (dependendo se a análise é sincronizada à estimulação, se o conjunto de características a analisar é de elevada dimensionalidade, ou se interessa ao investigador explorar ou discriminar classes), as suas performances são actualmente similares, recaindo a escolha nas características da plataforma experimental a utilizar.

1.6 - Aplicação exploratória e potencial entrada no domínio fenomenológico

Apesar dos desenvolvimentos e grande quantidade de dados obtidos ao longo de anos de experimentação, estes focaram-se essencialmente no domínio biológico: a descrição do sistema cerebral enquanto elemento natural capaz de processar informação.

Pouco foi o investimento no domínio da investigação de correlatos fisiológicos da dimensão fenomenológica que fosse além da detecção de traços cognitivos gerais, possivelmente pela interacção de dois importantes factores: por um lado as limitações percebidas dos métodos utilizados, capazes apenas de revelar índices e *insights* sobre detalhes muito particulares e objectivos sobre o processamento cerebral (até pelas características próprias do EEG), por outro, parece haver uma contaminação das

correntes humanistas neste domínio prático de visão mecanicista e cognitivista, isto é, surge ainda um receio generalizado de tentar perceber de que forma a vivência mental consciente e de alto nível está enraizada em termos funcionais e anatómicos.

Com a capacidade de analisar e classificar uma grande quantidade de dados de forma eficiente, lembrando aqui o problema da dimensionalidade do sinal electrofisiológico, surge a possibilidade de encará-los numa forma puramente estocástica, *data driven*, sem hipóteses definidas *a priori*, evitando os (extremamente importantes de definir na investigação clássica com sinal electrofisiológico) limites impostos pela manipulação experimental.

Optando-se pela análise de um grande conjunto de dados, através de determinadas características ou “olhando” para os dados em bruto, e classificando-os de forma objectiva e flexível, com recurso a aprendizagem estatística, respeitando as mais finas variações robustas de actividade e tornando-as relevantes, percebemos a potencialidade para abrir uma pequena janela para a vivência mental.

Varela (1996) surge provavelmente com o primeiro modelo integrado de estudo da consciência e processos mentais com recurso a tecnologia afectada às neurociências cognitivas. Partindo do uso extensivo do auto-relato e da descrição pessoal de sujeitos treinados, ganha-se uma nova forma de qualificar os dados obtidos experimentalmente através da imagiologia cerebral. O autor defende assim que esta abordagem complementar permite tentar ultrapassar o principal obstáculo existente no estudo dos processos mentais: a irreduzibilidade da experiência em primeira mão – o chamado “hard problem” – e a dificuldade de ancorar o fenómeno aos processos biofísicos cerebrais (Chalmers, 1996). Nasce a “neurofenomenologia”. Assim, ao aceitarmos que é possível enriquecer os dados obtidos objectivamente com uma qualificação subjectiva vinda do próximo sujeito, torna-se possível aceitar abordagens que partam do princípio que os dados obtidos já contêm em si, por definição, elementos da experiência individual.

O estudo da linguagem tem, neste sentido, vindo a ser um dos campos de maior investimento no que toca a investigação com recurso a este tipo de metodologia ou ramificações da mesma. Às perguntas clássicas sobre a forma como reflecte o nosso cérebro a estrutura da linguagem natural, como se traduzem as ligações semânticas, a

atribuição de significado e as relações entre elas em termos neuronais junta-se uma procura pela maneira como contribui para a vida mental única e individual, de base comum e ao mesmo tempo altamente sensível à experiência e aprendizagem.

2 - Desenvolvimento

2.1 – Da UPC e do KEMLg: a expansão da caracterização semântica e mental no cruzamento da linguística clássica, neurociências e inteligência artificial

Tipicamente, o estudo da organização sobre o(s) significado(s) individual de palavras baseou-se na exploração do resultados observável desta estrutura. Isto é, estes modelos e descrições, sob a forma de dicionários, compilados ao longo de séculos com base na anotação da linguagem oral, continuamente em expansão, têm por definição uma estrutura não interpretável relacionalmente do ponto de vista computacional, com a organização das palavras a ser feita em ordem alfabética. Esta distribuição é, do ponto de vista da compreensão estrutural e funcional da linguagem, insuficiente.

Assim, o campo da psicolinguística, ou de análise de linguagem natural, propôs-se a tentar corrigir este défice através da reorganização conhecimento com base no significado individual das palavras, na sua relação e com uma estrutura de fácil navegação, quer humana quer computadorizada (Miller, 1993).

Deste ponto de vista puramente lógico, o primeiro conceito de “rede semântica” surge no início do século XX pelas mãos de Peirce, como um método de notação lógica e de representação de relações entre diferentes conceitos. Explorada em 1956 por Richens como uma adaptação computacional da linguagem natural, só no início dos anos 60 é que começam a ser adaptadas ao estudo da cognição e linguagem humana (Collins, 1975).

Na Universidade Politécnica da Catalunha, através do Knowledge Engineering and Machine Learning group, encontra-se a ser desenvolvido um projecto incidindo sobre a criação de modelos computacionais que permitam identificar a importância relativa de determinadas palavras para a criação de um contexto interpretativo individual. Isto é, tal como referido, importante parte da Inteligência Artificial incide na

capacidade de criar sistemas informáticos capazes de interagir com uma realidade mutável e sistémica onde também intervêm agentes humanos.

Numa perspectiva computacional o já referido conceito de rede semântica foi evoluindo graças aos trabalhos em gestão de conhecimento, juntamente com o desenvolvimento sistemas ontológicos e definições axiomáticas para a sua navegação.

Destes conjuntos ontológicos que estão na origem desta linha de investigação, do cruzamento entre o desenvolvimento informático de algoritmos de pesquisa, da psicolinguística, acumular de dados sobre a cognição humana e da necessidade de organização conceptual do léxico humano surgem um conjunto alargados de bases de dados. Destes, talvez a de maior destaque devido ao investimento e conhecimento englobado nela, dá pelo nome de WordNet (Miller, 1995). Esta base de dados, disponível para consulta *online* e disponível para uso informatizado contém uma lista de nomes, verbos, adjectivos e advérbios, organizados em conjuntos de sinónimos conceptualizando um conceito único, interligados através de relações semânticas (Miller, 1995).

Estas formalizações contribuíram para uma análise e razoável compreensão da informação contida num texto escrito, o que levou à criação duma área dentro da Inteligência Artificial dedicada ao processamento da linguagem natural automatizada.

Embora o trabalho conduzido sobre esta problemática tenha conduzido a uma maior sofisticação na capacidade de identificar um particular significado de uma palavra, dado um conjunto de outras palavras, o conhecimento induzido tem carácter universal, formal e estritamente representado no domínio semântico linguístico.

Assim, o projecto referido centra-se, por outro lado, no estudo das diferenças individuais que se apresentam como desvios aos modelos universalistas e preditivos expressos, por exemplo, na referida WordNet e em algoritmos desambiguadores complementares (Lesk, 1986).

Espera-se que, a partir da identificação de distintos e diferenciáveis estados cognitivos em sujeitos a que se apresenta um conjunto de palavras, em contraste com o comportamento interpretativo “esperado” pelos desambiguadores linguísticos automáticos, se consiga agrupar e relacionar os indivíduos em função das suas

manifestações mentais. Isto permitiria a caracterização de redes de significado pessoais, com todas as implicações fundamentais e aplicadas que daí advêm.

Ainda que os modelos semânticos clássicos sejam tipicamente formalizados por especialistas num determinado domínio, já estes modelos preocupados com a criação de redes individuais que retratam a vivência mental não podem ser conscientemente expressos.

É aqui que se insere a presente dissertação, como ponte entre os ramos da inteligência artificial teórica e o fundamento neurocientífico que pode, ou não, justificar o seu investimento neste tipo de caracterização da vivência mental humana. Explora-se assim a possibilidade de utilizar o electroencefalograma como janela para essa mesma caracterização.

2.2 – A investigação clássica

Grandemente seduzida pela elevada resolução temporal oferecida pelo EEG, a investigação em linguagem, tanto no seu desenvolvimento como no seu funcionamento e distribuição cerebral, tem acumulado um grande conjunto de dados variando da simples análise temporal com ERP's à caracterização no domínio das frequências.

O primeiro dos componentes associados ao estudo da linguagem tem o nome de N400, tendo sido descrito inicialmente como uma onda negativa surgindo 400ms após a apresentação dum estímulo verbal incongruente com os estímulos anteriores, distribuída centralmente no escalpe (Kutas & Hillyard, 1980, 1984). Obtido através da metodologia clássica de extracção de eventos múltiplos sincronizados, trouxe a primeira pista de que a representação semântica tem algum reflexo registável electricamente. A par deste componente – que nos últimos anos foi reformulado, não se considerando como índice de violação semântica, mas antes de interpretação contextual, frequência e *priming* com diferentes estímulos, permitindo maior estudo do simbolismo e significado das palavras (Federmeier & Kutas, 1999; Fischler, Bloom, Childers, Roucos, & Perry, 1983; van Petten, Kutas, Kluender, Mitchiner, & McIsaac, 1991) – foram também estudadas outras ondas com potencial diferente significado funcional. Destas sobreviveram o P600, directamente relacionado com anomalias sintácticas, o N100, associado à

previsibilidade da palavra a ser apresentada e os LAN\ELAN (*early\left* anterior negativity), influenciados por anomalias sintáticas. (Neville et al., 1991; Friederici et al., 1993; Hahne & Friederici, 1999).

O avanço neste campo levou ao seguimento natural da exploração do processamento de linguagem com recurso à análise de frequências, resultando na identificação, por exemplo, γ como sendo associado à percepção de objectos coerentes, como palavras, ou de θ , influenciado pela estrutura causal (Tallon-Baudry & Bertrand, 1997; Bastiaansen & Hagoort, 2003). De igual forma, diferentes activações cerebrais estão robustamente descritas na literatura como sendo induzidas por verbos e nomes (Pulvermüller et al., 1996, 2001), nomes abstractos e concretos (Kiehl et al., 1999, por exemplo) e ainda nomes próprios e nomes comuns (Mueller & Kutas, 1996). Estas activações diferenciais são ainda sensíveis ao treino e experiência (Chao et al., 2002).

Se a estes dados electrofisiológicos que, por serem mais afectos à metodologia a que nos propomos, juntarmos um corpo muito robusto de dados que referem a perda selectiva de conceitos mediante a lesão cortical (Martin et al., 1996; Haxby et al., 2001), parece suficientemente demonstrado que diferentes tipos de palavras, conteúdos e construções semânticas têm uma representação física própria a nível cortical, registável e classificável com recurso a EEG, o que permite supor que a vivência mental está ao alcance duma análise e descrição neurocientífica.

2.3 - Os modelos conexionistas e a distribuição neuronal

Apesar das pistas sobre o comportamento global do cérebro mediante a apresentação de determinadas condições linguísticas, ou palavras, os modelos mais recentes, assentes em pressupostos conexionistas, prestam-se a um outro tipo de análises (Weiss & Muller, 2003).

O abandono dos modelos localizacionistas trouxe consigo uma reformulação do conhecimento existente e da forma como os processos cognitivos são implementados no cérebro, transitando-se da confiança na existência de módulos especializados para uma visualização dos mesmos como distribuídos em rede, ainda que baseados em nós essenciais.

Um dos melhores exemplos desta abordagem passa pela reformulação do modelo clássico de processamento de linguagem de Wernicke, conceptualizado por Geschwind nos anos 60 – convenientemente denominado de modelo de Wernicke-Geschwind e ainda considerado como a base dos estudos actuais (Damásio & Geschwind, 1984). Assim, ainda que se baseando em determinadas áreas essenciais, as diferentes funções associadas à linguagem necessitam e envolvem a troca de informação dinâmica entre diferentes áreas e localizações (Binder, 1997; Mesulam, 1998).

Da mesma forma, a conceptualização duma “memória semântica” parece exigir um sistema de troca de informação contínua, um espaço altamente distribuído, onde cada significado, experiência, acção ou pessoa se encontra relacionada e guardada (Kutas & Federmeier, 2011), acabando por se configurar mais como uma característica da organização mental do que uma estrutura rígida em si (Emilsson, 2011).

Um dos elementos mais importantes para a actual descrição deste funcionamento cerebral distribuído baseia-se no conceito de “assembleias neuronais” (*neural assemblies*) (Eichenbaum, 1993). Estas assembleias consistem em redes distribuídas temporalmente efémeras, formadas por ligações dinâmicas entre núcleos de neurónios ligados entre si, surgindo durante um determinado processo cognitivo, pensamento ou acção. Estes núcleos de neurónios mantêm essencialmente dois tipos de conexões: entre outros neurónios do mesmo núcleo ou com neurónios dum grupo distante, durante a sua interacção na assembleia, sendo que estas ligações, quer a nível local, quer a nível distante, são mantidas ou, pelo menos, estão altamente correlacionadas, com a manutenção da sincronia de fase (Varela et al., 2001). Este conceito de ligações temporárias, mantidas através dum mecanismo de sincronia, foi apelidado pelo autor de “brainweb” e validado através dum conjunto de estudos recorrendo à avaliação da coerência do sinal EEG captado a nível cortical.

A investigação da coerência enquanto fundamento ou índice da integração e sincronização tanto a pequena como larga escala (isto é, entre núcleos neuronais próximos ou distantes) começou recentemente a ser introduzida no estudo da linguagem e memória semântica. Partindo do pressuposto descrito de processamento e representação distribuída, um conjunto de estudos recentes permitiram revelar redes transientes envolvidas no processamento de diferentes tipos de palavras e categorias semânticas (Weiss & Mueller, 2003), revelando diferentes dinâmicas espaço-temporais

de sincronização em diferentes bandas de frequências captadas em diferentes locais do escalpe.

Partindo-se assim dos modelos apresentados torna-se possível concluir que, além duma representação global de diferentes conteúdos semânticos, estes se organizam e reflectem em diferentes redes transientes captáveis electrofisiologicamente.

2.4 – O presente estudo: o problema do contexto e da robustez da classificação

Com base na literatura e projecto apresentados, propõem-se assim que se possa encontrar de que forma as diferentes representações dos mesmos conceitos e\ou palavras variam em função da experiência individual e da sua representação *pessoal* e de que forma essas diferenças se reflectem nas distribuições neuronais e respectiva actividade electrofisiológica captada. Assume-se assim que, encontrando-se um método ou combinação fino o suficiente para discriminar entre a representação mental dum conceito num indivíduo e a representação de outro, abrindo as portas para uma caracterização individual fundamentada electrofisiologicamente.

Com esta caracterização, e fazendo uso duma abordagem tanto individual como grupal, cria-se a possibilidade de a usar como forma mais objectiva e baseada na realidade de descrição e organização da linguagem humana – por oposição aos referidos métodos linguistas clássicos de análise de linguagem natural sob a forma escrita ou falada, isto é, sobre as características físicas do discurso em si e não do seu reflexo e organização neuronal, real.

Espera-se assim que seja possível um ajuste à realidade cerebral dessas mesmas redes, redistribuindo as ligações e relações entre palavras e dando-lhes pesos baseados na proximidade electrofisiológica, influenciada pela experiência, entre elas – classificados de forma automatizada e com recurso à aprendizagem estatística.

Este objectivo necessita de um fluxo experimental, recursivo e modular que pode ser descrito de forma simples: uma base ontológica inicial com uma descrição linguística clássica; um sistema de recolha e processamento dos dados EEG; um módulo de classificação automatizada e exploração estatística profunda desses mesmos dados – formando dinamicamente uma nova rede de relações electrofisiológicas - e, finalmente,

um módulo capaz de navegar a rede semântica linguística com base em hipóteses formuladas instantaneamente por um mecanismo de abdução a partir dos dados electrofisiológicos, e recursivamente corrigidas, sobre a palavra a ser explorada em seguida. Uma esquematização abstracta técnica deste sistema é apresentada em baixo, fazendo uso da rede WordNet como ontologia linguística.

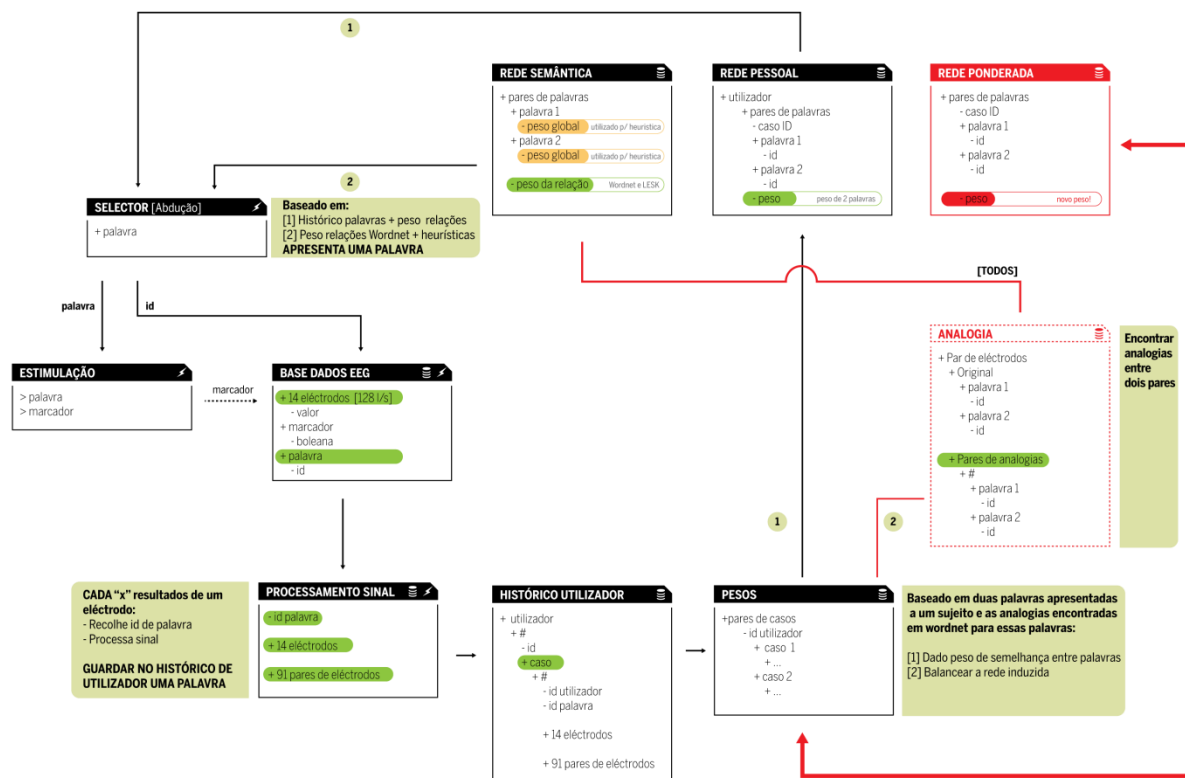


Ilustração 1 – Abstratização da arquitectura do projecto

Pela própria natureza do sinal a ser classificado, no entanto, há um conjunto de características a ter em conta, assim como alguns problemas levantados pelas necessidades de discriminação exigidas pelo modelo de exploração que propomos.

Além dos problemas clássicos descritos anteriormente, a navegação através duma ontologia linguística implica a apresentação ao participante de palavras com um reduzido grau de diferença como forma de explorar o detalhe da rede individual. Esta semelhança representa em si um problema de classificação, pois necessitamos de um método capaz de responder a pequenas variações de palavras conceptual e electrofisiologicamente próximas. Isto é, teoricamente, a apresentação de palavras

conceptualmente semelhantes para o participante induzirão actividade EEG com características semelhantes, o que as tornará difíceis de distinguir.

Por outro lado, e de contornos interessantes, apresenta-se o problema da influência do contexto. Mais concretamente, a apresentação sequencial dum conjunto de palavras implica ter em conta a influência do contexto criado pela apresentação da palavra anterior, dificultando a tarefa de classificar proximidades genéricas, nucleares, e livres do momento *actual*. Desde os efeitos de *priming* clássicos até a estudos sobre influência contextual na percepção semântica se percebe que a geração de conteúdo mental com raízes linguísticas segue uma estrutura dinâmica e que justifica o investimento na sua decomposição (Rugg, 1985; Bentin et al., 1984; Kramer, 1992, Summerfield, 2004).

Desta forma, torna-se necessário encontrar um método de manipulação experimental capaz de desentrelaçar os efeitos de contexto na representação mental duma determinada palavra, quantificar essa influência e, ainda, favorecer a emergência de um modelo estatístico destas relações que possa ser usado para a exploração posterior.

É assim o objectivo deste estudo validar a possibilidade de classificação de diferentes categorias de palavras, baseado em replicações de estudos anteriores, e avançar para uma testagem da capacidade de extrair ou subtrair informação semântica contextual através do EEG.

Em suma, esperamos com este estudo encontrar a capacidade de discriminar que categorias de palavras foram percebidas pelo participante e que uma abordagem estatística automatizada detecte correctamente o número de categorias; procuramos detectar e classificar palavras apresentadas em contextos próximos e diferenciais e será ainda explorada a capacidade de discriminar correctamente os diversos participantes.

3 – Metodologia

3.1 – Características técnicas

A recolha de sinal EEG foi efectuada com recurso a um equipamento eMotiv (Emotiv, Inc., 2011). Este consiste num capacete para recolha de sinal psicofisiológico com 14 canais com recurso a eléctrodos semi-secos e uma resolução de saída de 128Hz. A transmissão para o equipamento de registo do sinal é feita via sinal *wireless* o que, associado ao seu baixo custo de produção, permite uma maior flexibilidade de recolhas experimentais. A escolha deste equipamento seguiu ainda uma lógica da testagem da sua versatilidade para uso laboratorial.

O sinal foi gravado com uma montagem seguindo o sistema 10-20 e referenciada à média dos mastóides.

3.2 – Estímulos

Para efeitos de estimulação foram criadas 5 categorias de nomes baseadas nos trabalhos anteriores de detecção de categoria semântica descritos na literatura de forma mais robusta: elementos vivos (animais), elementos não-vivos (ferramentas), elementos de anatomia humana, apelidos e uma categoria de verbos. Esta escolha reflecte os resultados encontrados na discriminação entre elementos naturais e artificiais, assim como entre animais e ferramentas (Caballero, 2006; Murphy, 2011; Proverbio, 2007) e entre nomes\substantivos e verbos (Pulvermueller et al., 2003), respectivamente.

As duas categorias extra de anatomia humana e apelidos foram criadas para efeitos de estudo da desambiguação e reconstrução do conteúdo semântico face ao contexto, com recurso à organização linguística (via exploração da WordNet e reflexão falada).

As categorias criadas são constituídas por listas de 42 nomes distintos.

De forma a avaliar a capacidade discriminativa dos modelos de classificação a utilizar, quer para palavras de significado próximo quer distante, assim como os referidos efeitos de contexto, 2 palavras da categoria Ferramentas foram escolhidas para

serem repetidas 1) 5 vezes dentro da própria e 2) 5 vezes nas restantes quatro categorias, resultando em categorias finais de 50 palavras. Esta repetição permite, por um lado, avaliar a eficiência e/ou necessidade da análise mediante uma única ou múltiplas estimulações (*multi* vs *single-trial*) e, por outro, a já referida influência do contexto de apresentação (dentro da categoria de Animais, Verbos, Anatomia e Apelidos).²

3.3 – Procedimento

Os participantes foram recrutados informalmente na Faculdade de Psicologia e Ciências da Educação da Universidade do Porto.

Depois de introduzido genericamente o objectivo do estudo, foram conduzidos à câmara de recolha de dados do Laboratório de Neuropsicofisiologia para a colocação do EEG e dadas as instruções.

Cada palavra foi apresentada num ecrã durante 2s, com um intervalo inter-estímulos de 4 segundos. Foi pedido aos participantes que lessem sub-vocalmente as palavras apresentadas e produzissem imagética mental relacionada.

A apresentação das palavras dentro das categorias foi aleatorizada, assim como a ordem das categorias, entre participantes.

3.4 – Pré-processamento do sinal

O objectivo final onde o presente estudo se enquadra passa pela classificação em tempo real das palavras apresentadas e a sua respectiva alimentação a um mecanismo de abdução para escolha dos estímulos seguintes. No entanto, dada a natureza deste estudo de validação, a exploração dos métodos de classificação foi feita *a posteriori*. Não obstante, todo o pré-processamento de sinal foi realizado em tempo real durante a apresentação dos estímulos com recurso a uma plataforma programada para o efeito baseada em MATLAB (Mathworks, Inc., 2010), e os resultados guardados em base de dados. Descrevem-se nesta secção os passos detalhados.

² A tabela de palavras encontra-se anexada no fim do trabalho

De forma a aumentar o *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) e a precisão do classificador, o sinal será sujeito a uma filtragem passa-banda de forma a eliminar frequências não relevantes como ruído de linha ou drifts de baixa frequência (0.16Hz - 30Hz). Procedeu-se ainda a uma monitorização de artefactos, definidos como actividade cujo potencial ultrapasse um *threshold* de $150\mu\text{V}$ (+/-), e à respectiva remoção do curso temporal, em janelas de 250ms antes e após o pico máximo registado. De seguida, para cada momento de estimulação foi removida a média de actividade durante um período pré-estímulo de 1s ao período pós-estímulo de 5s, tanto para o domínio temporal como das frequências. Os dados foram guardados como épocas de 6 segundos, correspondendo à apresentação de uma única palavra.

De forma a decompor o sinal nas suas várias dimensões e características, denominadas de *features*, ao sinal filtrado e corrigido foi aplicado uma transformação para o domínio das frequências com base em FFT (Fast Fourier Transform) em cada uma das épocas de estimulação, para que possa ser caracterizado nas bandas de frequência de relevo em cada um dos 14 canais: α (8-12Hz), β (12-30Hz), δ (1-4Hz) e θ (5-7Hz). Além desta descrição do sinal em bandas, foram também guardados os valores para todas as frequências discretas. Esta transformada será feita com recurso a janelas de Hanning e sobreposição de 50%, de forma a se poderem caracterizar mais finamente as variações no sinal. Para a frequência dominante em cada uma das bandas para cada eléctrodo foi calculado o valor de coerência com todos os outros eléctrodos da rede, juntamente com os *delay* de fase entre esses mesmos pares de eléctrodos, como forma de caracterização da direcção (dada pelo sinal da fase) e velocidade do fluxo de informação.

O resultado final do pré-processamento de cada palavra corresponde aos 128 pontos temporais por segundo, caracterizado pelos dados provenientes de cada um dos passos, do sinal puro por eléctrodo aos valores de coerência para todos os pares.

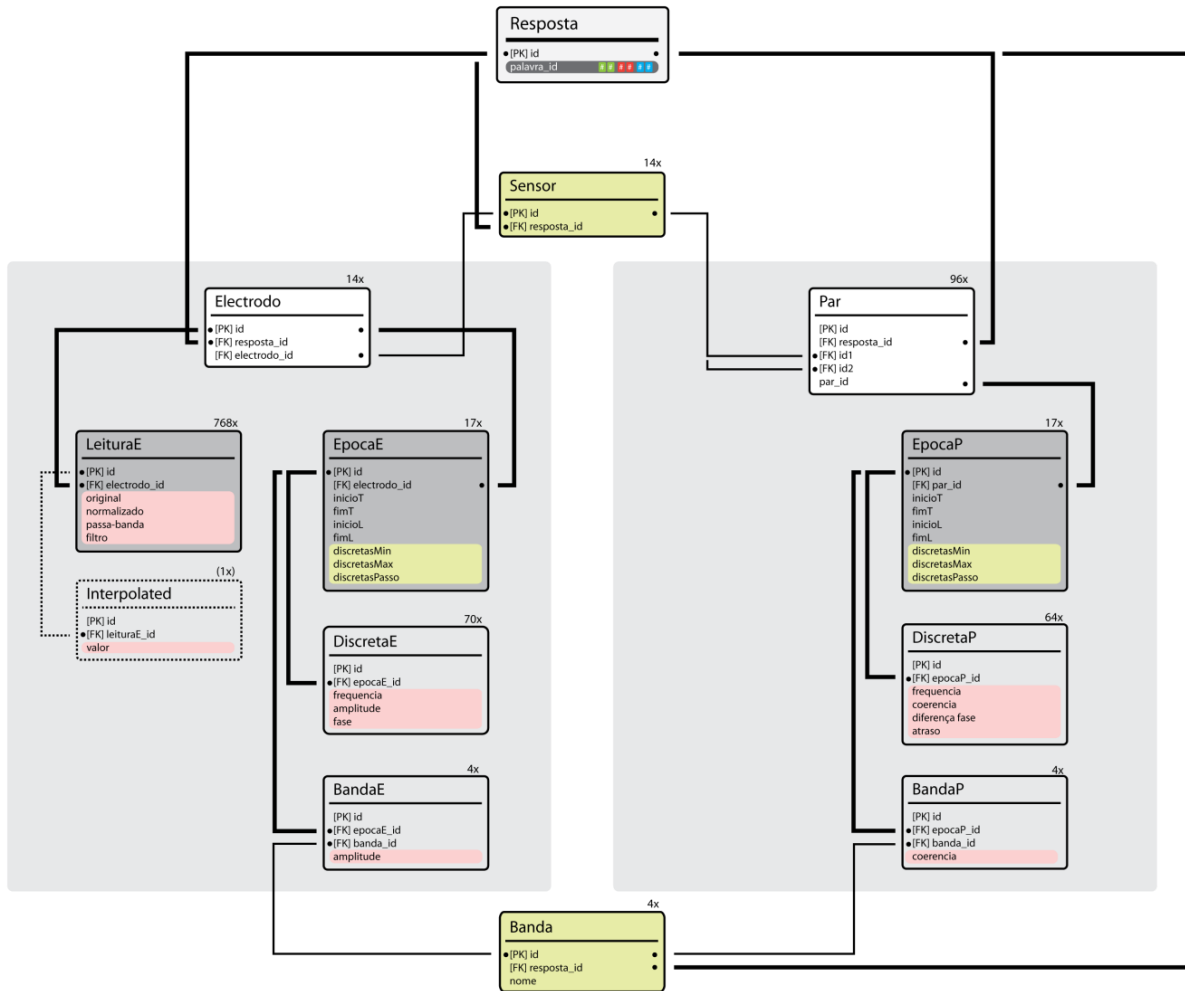


Ilustração 2 – Abstratização da geração da base de dados electrofisiológicos

3.5 – Classificação estatística

As bases de dados geradas para cada um dos indivíduos (constituídas por um conjunto de sub-matrizes relativas a cada uma das palavras apresentadas) foram submetidas a uma abordagem de exploração estatística de forma a encontrar o algoritmo mais adaptado à sua classificação e modelação. Esta exploração, efectuada em colaboração com o já referido Knowledge Engineering and Machine Learning Group da Universidade Politécnica da Catalunha, consistiu numa abordagem baseada na

plataforma RapidMiner. Através da construção de fluxos de processamento, foi possível avaliar um largo conjunto de métodos, nomeadamente: redes neuronais artificiais dinâmicas com parâmetros ajustáveis automaticamente (AutoMLP), redes bayesianas, máquinas de vector de suporte (SVM), discriminantes lineares simples (LDA), estruturas de clustering (k-NN e k-means) e árvores de decisão (RandomForest).

Todos os métodos foram sujeitos ao mesmo processo de validação cruzada, com 80% dos dados utilizados para treino e 20% para a testagem do modelo gerado.

4 – Resultados

4.1 – Classificação e distinção dos participantes

De todos os métodos corridos para a classificação do sinal EEG utilizando o participante como variável identificadora, a utilização de árvores de decisão, através dum algoritmo Random Forest, conseguiu os melhores resultados. Utilizando o poder das bandas de frequências, foi possível classificar e prever a pertença de dados electrofisiológicos a cada participante com uma precisão de 88%. Imediatamente a seguir no que toca ao poder preditivo surge o k-NN (com 3 vizinhos próximos como definição de pertença), com uma precisão de 78%.

4.1.2 – Exploração das diferenças individuais

Dados os resultados de classificação e distinção de participantes, optou-se por visualizar quão distintos estes são. Efectuou-se assim uma Análise de Componentes Principais (PCA) e uma transformação linear dos dados (ISOMAP) de forma a perceber a distribuição dos participantes no espaço de atributos:

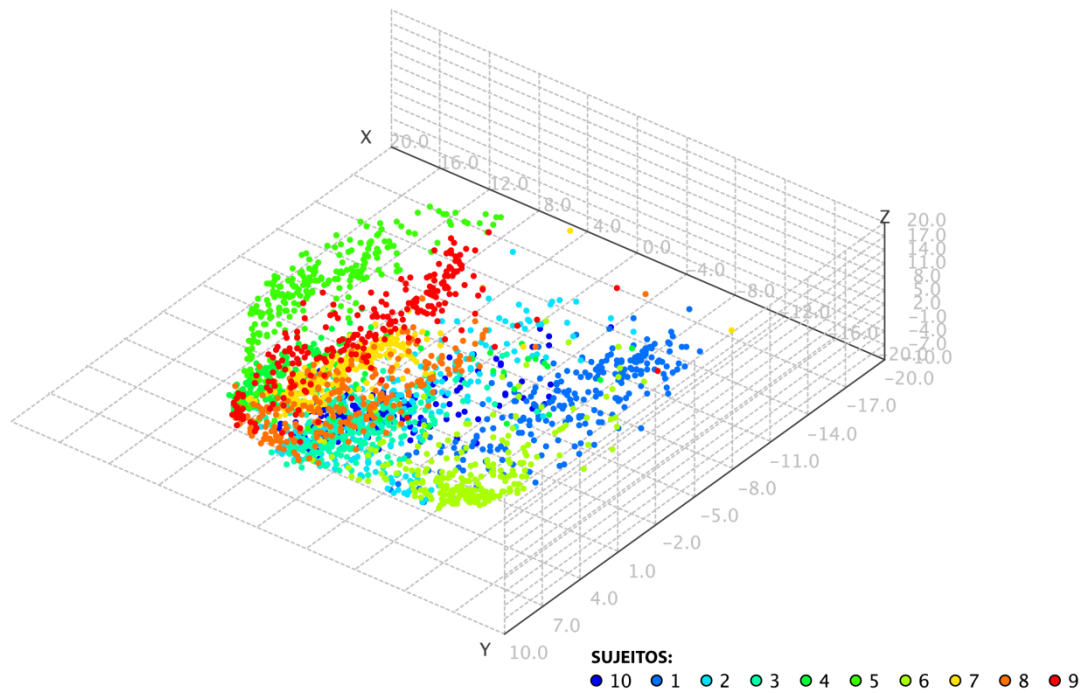


Ilustração 3 - Transformação ISOMAP dos dados relativos aos 10 sujeitos

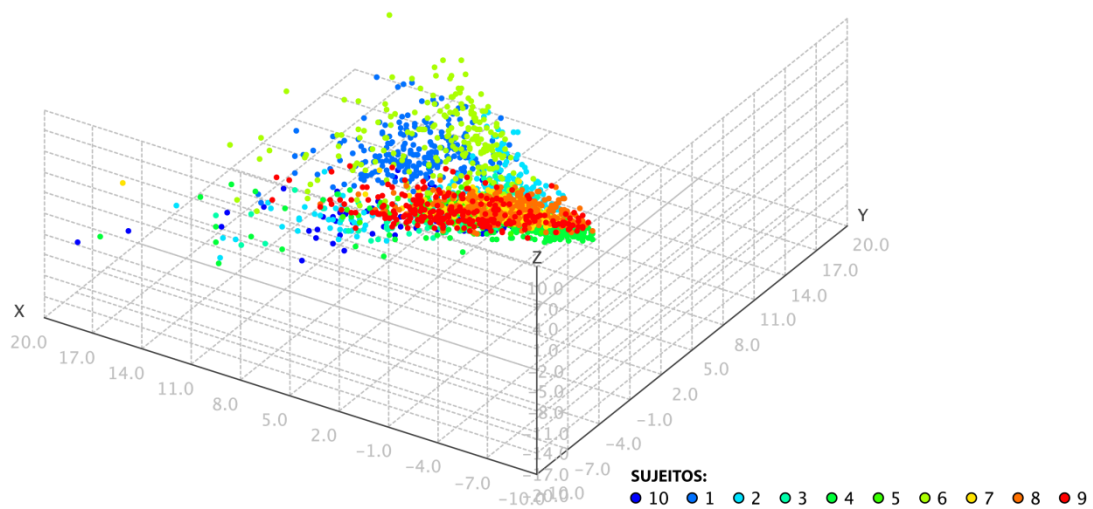


Ilustração 4 – Transformação PCA dos dados relativos aos 10 sujeitos

Além da facilidade de visualização das diferenças entre sujeitos no que toca ao todo do sinal electrofisiológico, estas distribuições também revelaram a necessidade de utilizar mais de 100 atributos para explicar a variância típica individual.

4.2 – Classificação e distinção das categorias semânticas

4.2.1 – Amostra total (todos os participantes)

A tentativa de classificar as diferentes categorias tendo por base os dados de todos os participantes revelou resultados consideravelmente fracos. Mais uma vez, a utilização de um Random Forest levou ao melhor poder preditivo, com 48% de precisão (para 1500 árvores), classificando o poder médio dentro das 4 bandas de frequência seleccionadas:

| | | Precisão máxima (%) | | | | |
|---------|----------------|------------------------------------|--|---------------|-------------------|-------------------|
| | | Bandas de frequência (poder médio) | Espectro de frequências completo (poder instantâneo) | Valor de fase | Coerência de fase | Diferença de fase |
| Métodos | Auto MLP | 28 | 22 | 26 | 26 | 32 |
| | Rede Bayesiana | 33 | 28 | 21 | 22 | 26 |
| | SVM | 22 | 26 | 21 | 21 | 26 |
| | LDA | 22 | 22 | 19 | 21 | 22 |
| | k-NN | 38 | 39 | 22 | 21 | 28 |
| | k-Means | 26 | 35 | 21 | 28 | 22 |
| | Random Forest | 48 | 35 | 35 | 33 | 22 |

Tabela 1 - Resultados de classificação para a amostra total

4.2.2 – Amostra segregada (por sujeito)

Devido às grandes diferenças encontradas nos dados de participante para participante, foi colocada a hipótese de se fazer uma classificação intra-sujeito. Esta levou a algumas melhorias gerais na classificação, com poderes máximos preditivos com uma precisão próxima de 80% utilizando as bandas de frequência, de novo com a aplicação de uma Random Forest com um máximo permitido de 1500 árvores, por limites de tempo e computacionais. Os restantes métodos levaram mais uma vez a um reduzido poder preditivo, com máximos de 50% de precisão (obtidos via k-NN). Estes valores referem-se à classificação com recurso, de novo, ao poder médio das bandas de frequência.

| | | Precisão máxima (%) | | | | |
|---------|----------------|------------------------------------|--|---------------|-------------------|-------------------|
| | | Bandas de frequência (poder médio) | Espectro de frequências completo (poder instantâneo) | Valor de fase | Coerência de fase | Diferença de fase |
| Métodos | Auto MLP | 30 | 35 | 26 | 28 | 33 |
| | Rede Bayesiana | 30 | 34 | 28 | 31 | 35 |
| | SVM | 22 | 28 | 28 | 32 | 29 |
| | LDA | 22 | 28 | 29 | 22 | 29 |
| | k-NN | 39 | 35 | 33 | 35 | 39 |
| | k-Means | 38 | 37 | 32 | 44 | 45 |
| | Random Forest | 79 | 45 | 35 | 43 | 44 |

Tabela 2 – Resultados para a abordagem sujeito a sujeito

4.3 – Extração dos efeitos de contexto

Após a criação e selecção do modelo estatístico mais eficaz para a caracterização das diferentes categorias de palavras, procedeu-se à tentativa de quantificar o efeito do contexto de apresentação das palavras. Conforme reportado, o modelo criado pelas 1500 árvores de decisão revelou o melhor poder classificativo e preditivo, para uma classificação intra-sujeito.

Assim, a abordagem escolhida consistiu na aplicação deste mesmo modelo aos dados electrofisiológicos das palavras movidas entre contextos, em cada um dos contextos, numa validação adaptada: *martelo* e *machado* (que não foram incluídas na classificação estatística por consistirem ruído, ao não representarem um protótipo destas categorias). Esta exploração foi efectuada apenas ao participante com a classificação prévia mais elevada - participante 7.

Os dados obtidos pela apresentação da palavra *martelo* na categoria Ferramentas foram classificados com uma precisão de 77%. Por seu turno, os dados relativos à categoria Anatomia foram classificados com 50% de precisão, por contraste com os dados obtidos nos restantes contextos, não ultrapassando os 20%.

A análise aos dados obtidos durante a apresentação da palavra *machado* seguiu uma tendência semelhante. A actividade electrofisiológica captada durante a sua apresentação na categoria Ferramentas atingiu uma precisão de classificação de 78%, caindo este valor para os 62% durante a apresentação na categoria Nomes e não ultrapassando os 18% nas restantes categorias.

Não foi possível, por limitações de tempo, explorar estas variações induzidas pela apresentação em diferentes contextos, nomeadamente na sua quantificação enquanto função da distância semântica.

4.4 – Extração dos atributos com melhor poder preditivo

Devido ao tamanho das matrizes de dados geradas, foi consumida uma quantidade de tempo sub-ótima na classificação de todos os atributos disponíveis – de entre o sinal não processado, poder das bandas de frequência, coerência entre pares de eléctrodos e relações de fase entre os mesmos. Assim, para efeitos de orientação futura, procedeu-se à procura dos atributos com melhor poder preditivo e melhor relação peso computacional-vantagem classificativa. Através dum algoritmo Relief-F (uma variação de um k-NN aplicada à selecção dos atributos), foi possível calcular os pesos de cada um dos vectores representativos dos mesmos. Esta extração revelou o poder das bandas de frequência do sinal EEG para cada um dos canais como o atributo com maior poder preditivo, por comparação com o sinal puro (antes do pré processamento), o domínio temporal, os valores de coerência entre eléctrodos e as relações de fase. Este resultado valida as performances encontradas anteriormente.

5 – Discussão

A realização desta tese teve desde a sua origem um largo conjunto de objectivos, explicitados ou não em termos experimentais. Em primeiro lugar, procurou-se demonstrar a evolução da preocupação com o estudo e compreensão do funcionamento cerebral, em particular na sua relação com as tecnologias disponíveis para o efeito. Esta teria conseguido, idealmente, demonstrar como a crescente demanda por informação

sobre a estrutura funcional neuronal – o *como* – pode ser altamente ajudado por uma revisitação duma técnica com longos anos de história, o EEG. Espera-se ainda que tenha sido possível demonstrar que a não hermeticidade dos métodos pode levar a formas diferentes de exploração do cérebro humano e à possibilidade de abordar domínios até então tidos como fora do alcance duma abordagem sistematizada.

No que toca à exploração experimental em causa, parece importante fazer uma análise hierarquizada: em primeiro lugar, foi possível reproduzir efeitos encontrados na literatura sobre a diferente actividade electrofisiológica induzida pela percepção de palavras oriunda de diferentes categorias (Weiss & Mueller, 2003), ainda que de forma limitada. Apesar das dificuldades em encontrar um método discriminativo suficientemente robusto, esta reprodução estendeu ainda o seu alcance, ao acrescentar dados relativos à Língua Portuguesa. Da mesma forma, a dificuldade em agrupar a actividade electrofisiológica oriunda de diferentes sujeitos e a disparidade encontrada entre os mesmos demonstra a necessidade de se repensar as abordagens grupais em experiências semelhantes e ponderar uma forma individualizada de explorar este tipo de correlatos de actividade mental. De notar, aliás, que esta individualidade típica do EEG tem sido explorada inclusivamente desde o seu início, culminando recentemente no campo da biometria (Travis & Gottlober, 1936; Stasse et al., 1988; Parajnape et al., 2001). Poder-se-á no futuro tomar em conta esta individualidade como forma de potenciar a classificação, encontrando um método capaz de normalizar a classificação grupal com recurso às diferenças individuais.

Será de salientar que neste passo inicial, a extracção de atributos com maior poder preditivo fugiu às nossas previsões: os valores de coerência e de relação de fase entre eléctrodos conteriam teoricamente maior informação do que as restantes dimensões em análise. Isto não aconteceu e importa explorar porquê. Em que medida a utilização de equipamento com um número reduzido de canais limitou a recolha deste tipo de dados? De que forma as análises escolhidas são limitadas pelo tipo de dados, exigindo estas outras abordagens? O corpo teórico por detrás da importância destes atributos não justifica assim o seu abandono, pelo que futuros trabalhos deverão procurar corrigir estas falhas. É importante ainda salientar todos os algoritmos previamente determinados como mais adaptados à exploração de sinal electroencefalográfico falharam (Lotte et al., 2007). Interessa ainda referir que a capacidade preditiva pode ter sido altamente influenciada pela decisão de abordar

janelas de eventos com larga duração. Isto é, ao contrário da análise e classificação EEG clássica, com janelas limitadas em média a 2s de actividade após a apresentação do estímulo, optou-se por tentar agrupar na classificação os processos de imagética mental que sucedem a percepção inicial do estímulo. A dificuldade encontrada na obtenção de resultados robustos sugere que provavelmente se tentou classificar uma grande quantidade de ruído – sendo que este pode representar simplesmente a “dissolução” da percepção da palavra e a sua configuração em novas redes transientes, novos processos, que não contêm uma raiz comum. Da mesma forma, sugere-se que esta mesma janela aumentada pode ser melhor explorada do ponto de vista estatístico através de métodos de análise e modelação de séries, capazes de modelar a evolução temporal do sinal (métodos autoregressivos, por exemplo). A inclusão de informação topográfica explícita, como as coordenadas e distâncias entre eléctrodos podem ainda potenciar a classificação, constituindo aliás um método já explorado.

Em segundo lugar, os resultados obtidos com a abordagem preliminar à influência dos efeitos de contexto parecem sugerir que a actividade induzida pelas palavras apresentadas varia com o contexto em que se encontram. As diferenças de precisão encontradas na utilização do modelo criado para análise das palavras movidas entre contextos demonstram isso mesmo – uma grande capacidade de classificar novos casos semelhantes (palavras da mesma categoria), que diminui em casos apenas próximos (palavras apresentadas em categorias onde *também* podem ser agrupadas mediante esforço, mediante desambiguação), e o falhanço ao encontrar dados díspares (palavras apresentadas fora de qualquer contexto). Percebe-se assim que, de alguma forma, o contexto é traduzível electrofisiologicamente, tal como a desambiguação, sendo esta informação passível de ser utilizada em modelos de classificação. Estas variações carecem, no entanto, de uma descrição matemática capaz de prever a variação da precisão mediante a distância semântica. Isto é, torna-se necessário experimentar futuras manipulações de contexto, controlando a distância semântica linguística, como forma de se obter uma métrica robusta e de elevado poder preditivo.

Por último, é imprescindível analisar de que forma este trabalho contribui para o projecto no qual foi agregado. De forma parcial, foi possível demonstrar que as neurociências cognitivas podem e devem fazer um contributo claro às abordagens computacionais à organização mental humana. A utilização do EEG em particular parece assim uma ferramenta que pode trazer informação qualitativamente válida às

questões apresentadas pelo KEMLg. Esta pode, como visto, trazer uma maior precisão às inferências da inteligência artificial sobre o funcionamento cerebral, beneficiando, em contrapartida, das ferramentas que esta oferece.

Apesar de todas as limitações envolvidas na realização de um trabalho com esta pretensão em pouco tempo e com recursos limitados, são claros os seus contributos para ambas as áreas em questão.

Será de esperar que num futuro próximo surjam ainda mais projectos de interface, cada vez mais robustos e com uma maior ligação à realidade biológica e mental, capazes de trazer à superfície uma compreensão mais detalhada do fenómeno humano.

6 – Bibliografia

- Almeida, P. R., Vieira, J. B., Silveira, C., Ferreira-Santos, F., Chaves, P. L., Barbosa, F., & Marques-Teixeira, J. (2011). Exploring the dynamics of P300 amplitude in patients with schizophrenia. *International Journal of Psychophysiology*, 81 (3), 159-168
- Anderson, J. (1980). *Neurocomputing*. Cambridge: The MIT Press
- Basar E. (1998). *Brain function and oscillations. Vol. I. Brain Oscillations, Principles and Approaches*. Berlin: Springer, 1998
- Bastiaansen, M. C. M., & Hagoort, P. (2003). Event-induced theta responses as a window on the dynamics of memory. *Cortex*, 39(4-5), 967-972
- Bentin, S., McCarthy, G., Wood, C.C. (1985). Event-related potentials, lexical decision and semantic priming. *Clin. Neurophysiol.*, 6, 343-355
- Binder, J. R. (1997). Neuroanatomy of language processing studied with functional MRI. *Clinical Neuroscience*, 4, 87–94
- Breiman, L. (1998). Arcing classifiers. *Ann. Stat.*, 26, 801–849
- Bressler, S.L., Kelso J.A.S. (2001). Cortical coordination dynamics and cognition. *Trends in Cognitive Sciences*, 5, 26-36
- Broca, P. (1861). Perte de la Parole, Ramollissement Chronique et Destruction Partielle du Lobe Antérieur Gauche du Cerveau. *Bulletin de la Société Anthropologique*, 2, 235-238
- Chalmers, D.J. (1996). *The Conscious Mind: in Search of a Fundamental Theory*. Oxford University Press
- Chao, L., Weisberg, J., Martin, A., 2002. Experience dependent modulation of category-related cortical activity. *Cereb. Cortex* 12, 545–551
- Chiappa, S., & Bengio, S. (2004). HMM and IOHMM modeling of EEG rhythms for asynchronous BCI systems. *European Symposium on Artificial Neural Networks ESANN*

Churchland, P. (1993). *A Neurocomputational Perspective: The Nature of Mind and the Structure of Science*. Cambridge: Massachussets

Churchland, P., & Sejnowski, T. (1989). *Brain and cognition*. Cambridge: Massachussets

Cohen, N. J., & Eichenbaum, H. (1993). *Memory, Amnesia, and the Hippocampal System*. Cambridge: MIT. Press

Collins, A., Loftus, E. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological Review*, 8

Craik, K. (1943). *The Nature of Explanation*. Cambridge University Press

Damasio, A. R., & Geschwind, N. (1984). The neural basis of language. *Annual Review of Neuroscience*, 7, 127–147

determination of neurophysiological relationships from records of limited duration. *Exp. Neurol.*, 8, 155-181

Dietsch G. (1932). Fourier-Analyse von Elektrenkephalogrammen des Menschen. *Pflugers Arch*, 230, 106-12

Duffy, F. (1985). The BEAM method for neurophysiological diagnosis. *Ann NY Acad. Sci.*, 457, 19-34

Federmeier, K.D., & Kutas, M. (2001). Meaning and modality: Influences of context, semantic memory organization, and perceptual predictability on picture processing. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 27(1), 202-224

Fischler, I., Bloom, P.A., Childers, D.G., Roucos, S.E., & Perry, N.W. (1983). Brain potentials related to stages of sentence verification. *Psychophysiology*, 20(4), 400-410

Flourens, M. (1824). *Recherches Expérimentales sur les Propriétés et les fonctions du système nerveux dans les animaux vertébrés*. Paris: J.B. Ballière

Friederici, A. D., Pfeifer, E., & Hahne, A. (1993). Event-related brain potentials during natural speech processing: Effects of semantic, morphological and syntactic violations. *Cognitive Brain Research*, 1, 183-192.

Gazzaniga, M. (1998). *The biology of Mind*. California

Ghahramani, Z. (2004). Unsupervised Learning. In: *Bousquet, O., von Luxburg, U. and Raetsch, G. Advanced Lectures in Machine Learning. Lecture Notes in Computer Science*, 3176, 72-112. Berlin: Springer-Verlag

Gross, C. (1995). Aristotle on the Brain. *The Neuroscientist*, 4, 245-250

Grova et al., (2006). Evaluation of EEG localization methods using realistic simulations of interictal spikes. *Neuroimage*, 29, 734-753

Hahne, A. & Friederici, A.D. (1999). Electrophysiological evidence for two steps in syntactic analysis: Early automatic and late controlled processes. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 11, 194–205

Harman, P. (1957). *Paleoneurologic, neoneurologic, and ontogenetic aspects of brain phylogeny*. New York: the American Museum of Natural History

Haxby, J., Gobbini, M., Furey, M., Ishai, A., Schouten, J., and Pietrini, P. (2001). Distributed and overlapping representations of faces and objects in ventral temporal cortex. *Science*, 293, 2425–2430.

Haynes, J-D., & Rees, G. (2006). Decoding mental states from brain activity in humans. *Nature Reviews Neuroscience*, 7, 523-34.

Ingvar, D. (1987). The concept of "the cerebral hyperfrontality?". *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol*, 67

Johnson, R. (1986). A Triarchic Model of P300 amplitude. *Psychophysiology*, 23, 367-384

Jung T-P, Makeig, S., Westerfield, M., Townsend, J., Courchesne, E., & Sejnowski T. Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects. *Clinical Neurophysiology*, 111(10), 1745-58

Kaper, M., Meinicke, P., Grossekhoefer, U., Lingner, T., Ritter, H. (2004). BCI competition 2003-data set Iib: support vector machines for the P300 speller paradigm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6), 1073-1076

Kiehl, K. A., Liddle, P. P., Smith, A. M., Mendreck, A., Forster, B. B., & Hare, R. D. (1999). Neural pathways involved in the processing of concrete and abstract words. *Human Brain Mapping*, 7, 225–233.

Klein, S. & Thorne, B. M. (2006). *Biological psychology*. New York, N.Y.: Worth.

Kohlmorgen, J., Dornhege, G., Braun, M., Blankertz, B., Muller, K-R., Curio, G., Hagemann, K., Bruns, A., Schrauf, M., Kincses, W. (2007). Improving human performance in a real operating environment through real-time mental workload detection. In: *Dornhege G, del R Millan J, Hinterberger T, McFarland*

Koles, Z. (1998). Trends in EEG source localization. *Electroencephalogr. Clinical Neurophysiol*, 106, 219 – 230.

Kosslyn, S. M., & Andersen, R. A. (1992). *Frontiers in cognitive neuroscience*. Cambridge, MA: MIT Press

Kutas, M., & Federmeier, K. (2011). Thirty Years and Counting: Finding Meaning in the N400 Component of the Event-Related Brain Potential (ERP). *Annual Review of Psychology*, 62, 621-647

Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1980). Reading senseless sentences: Brain potentials reflect semantic incongruity. *Science*, 207, 203-208

Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1984). Brain potentials during reading reflect word expectancy and semantic association. *Nature*, 307, 161-163

Kutas, M., McCarthy, G. & Donchin, E. (1997). Augmenting mental chronometry: the P300 as a measure of stimulus evaluation time. *Science*, 197, 792-795

Lesk, M. (1986). Automatic sense disambiguation using machine readable dictionaries: how to tell a pine cone from an ice cream cone. In *SIGDOC '86: Proceedings of the 5th annual international conference on Systems documentation*, 24-26

- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., Arnaldi, B. (2007). A Review of Classification Algorithms for EEG-based Brain-Computer Interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4, 1-13
- Luck, S. J. (2005). An Introduction to the Event-Related Potential Technique. The MIT Press
- Makeig, S., Marissa, W., Jung, T-P., Covington, J., Townsend, T., Sejnowski, T. & Courchesne, E. (1999). Functionally independent components of the late positive event-related potential during visual spatial attention. *Journal of Neuroscience*, 19, 2665-2680
- Martin, A., Wiggs, C. L., Ungerleider, L. G., and Haxby, J. V. (1996). Neural correlates of category-specific knowledge. *Nature*, 379, 649–652
- McCarthy, G., & Donchin, E. (1981). A metric for thought: a comparison of P300 latency and reaction time. *Science*, 2, 211, 77-80
- Mesulam, M. M. (1998). From sensation to cognition. *Brain*, 121, 1013–1052
- Miller, G., Beckwith, R., Fellbaum, C., Gross, G., & Miller, K. (1993). Introduction to WordNet: An On-line Lexical Database. *CSL Report*, 43
- Mueller, H. M., & Kutas, M. (1996). What's in a name? Electrophysiological differences between spoken nouns, proper names, and one's own name. *Neuroreport*, 8, 221–225.
- Mulert et al. (2004). Integration of fMRI and simultaneous EEG: towards a comprehensive understanding of localization and time-course of brain activity in target detection. *Neuroimage*, 22, 83-94
- Muller, D. (1995). *Towards brain-computer interfacing*. MIT Press, Cambridge, MA, 409–422.
- Muller, M. J., Tudor, L. G., Wildman, D. M., White, E. A., Root, R. W., Dayton, T., Carr, R., Diekman, B., & Dykstra-Erickson, E. (1995). Bifocal tools for scenarios and representations in participatory activities with users. In *Carroll, J. M. (Ed.), Scenario-based design: Envisioning work and technology in system development*, 135-163. New York, NY: John Wiley & Sons.

- Murphy, B., Poesio, M., Bovolo, F., Bruzzone, M., Dalponte, M., Lakany, H. (2011). EEG decoding of semantic category reveals distributed representations for single concepts. *Brain and Language*, 117, 12-22
- Neville, H. J., Nicol, J., Barss, A., Forster, K. I., & Garrett, M. F. (1991). Syntactically based sentence processing classes: Evidence from event related brain potentials. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3, 151-165
- Ng, A. & Jordan, M. (2002). On generative versus discriminative classifiers: a comparison of logistic regression and naive Bayes. *Proc. Advances in Neural Information Processing*
- Niedermeyer, E., & Lopes da Silva, F. (2004). *Electroencephalography: Basic Principles. Clinical Applications and Related Fields*. London
- Paranjape, R., Mahovsky, J., Benedicenti, L., Koles, Z. (2001). The electroencephalogram as a biometric. *Proc. Canadian Conf. Electrical and Computer Engineering*, 2, 1363-1366.
- Paz-Caballero, D., Cuetos, F., Dobarro, A. (2006). Electrophysiological evidence for a natural/artifactual dissociation. *Brain Res*, 1067, 189–200
- Pfurtscheller, G., Neuper, Ch., Flotzinger, D., Pregenzer, M.(1997). EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement. *Electroenceph clin Neurophysiology*, 103, 642-651
- Pulvermueller, F., Haerle, M., & Hummel, F. (2001). Walking or talking? Behavioral and neurophysiological correlates of action verb processing. *Brain and Language*, 78, 134–168
- Pulvermueller, F., Preissl, H., Lutzenberger, W., & Birbaumer, N. (1996). Brain rhythms of language: Nouns versus verbs. *European Journal of Neuroscience*, 8, 937–941
- Qin, L., Ding, L., & He, B. (2004). Motor imagery classification by means of source analysis for brain–computer interface applications. *J. Neural Eng.*, 1, 135–141

- Rabiner, L. R., (1989). A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proc. IEEE*, 77, 257–286
- Rubinstein, Y. D., & Hastie T. (1997). Discriminative versus informative learning. *Proc. 3rd Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*
- Rugg, M.D. (1985). The effects of semantic priming and word repetition on event-related potentials. *Psychophysiology*, 22, 642-647
- Rummelhart, D. (1986). Learning internal representations by error propagation. In: *Parallel Distributed Processing*. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
- Russell, S. J.**, Norvig, P. (2003). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (2nd ed.), Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall
- Sabatini, R. (1997). Mapping the brain. *Brain and Mind Magazine*, 3,
- Schulteis, H. & Jameson, A. (2004). Assessing Cognitive Load in Adaptive Hypermedia Systems: Physiological and Behavioral Methods. In: *Adaptive hypermedia and adaptive web-based systems: Proceedings of AH 2004*, 225–234
- Stassen, H., Lykken, D.T., Propping, P., Bomben, G. (1988). Genetic determination of the human EEG (survey of recent results from twins reared together and apart). *Human Genetics*, 80, 165-176
- Summerfield, C., Mangels, J.A. (2005). Coherent theta-band activity predicts item-context binding during encoding. *NeuroImage*, 24, 692–703
- Tallon-Baudry, C., Bertrand, O., Delpuech, C., Pernier, J. (1997). Oscillatory g-band activity (30-70 Hz) induced by a visual search task in human. *Journal of Neuroscience*, 17, 722-734
- Travis, L., Gottlob A. (1936). Do brain waves have individuality?. *Science*, 84, 532-533
- Turing, A.M. (1936). On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungs problem. *Proceedings of the London Mathematical Society*, 42, 230–65

- Vallabhaneni, A., Wang, T., & He, B. (2005). Brain computer Interface. *Neural Engineering, B*, 85–122
- Van Petten, C., Kutas, M., Kluender, R., Mitchiner, M., & McIsaac, H. (1991). Fractionating the word repetition effect with event-related potentials. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3(2), 131-150
- Vapnik, V. N. (1999). An overview of statistical learning theory. *IEEE Trans. Neural Netw.* 10, 988–999
- Varela, F., Lachaux, J., Rodriguez, E., & Martinerie, J. (2001). The brainweb: Phase synchronization and large-scale integration. *Nature Reviews Neuroscience*, 2, 229-239
- Varela, F.J. (1996b). Neurophenomenology: A methodological remedy for the hard problema. *Journal of Consciousness Studies*, 3 (4), 330–350
- Vidal, J. (1977). Real-Time Detection of Brain Events in EEG. *IEEE Proceedings*, 65 (5), 633–641
- von Stein, A., Rappelsberger, P., Samthein, J., & Petsche, H. (1999). Synchronization between temporal and parietal cortex during multimodal object processing in man. *Cerebral Cortex*, 9, 137-150
- Walter, D.O. (1963). Spectral analysis for electroencephalograms: mathematical determination of neurophysiological relationships from records of limited duration. *Experimental Neurology*, 8, 155-81
- Walter, W., Cooper, R., Aldridge, V.J., McCallum, W.C., Winter, A.L. (1964). Contingent Negative Variation: an electric sign of sensorimotor association and expectancy in the human brain. *Nature* 203 (4943), 380–384.
- Wang, T., Deng, J. & He, B. (2004). Classifying EEG-based motor imagery tasks by means of time-frequency synthesized spatial patterns. *Clin. Neurophysiol.*, 115, 2744–2753
- Weiss, S., & Mueller, H. (2003). The contribution of EEG coherence to the investigation of language. *Brain and Language*, 85, 325-343

Wernicke C.(1876). Das Urwindungssystem des menschlichen Gehirns. *Arch Psychiat Nervenkr*, 6 298–326

Wolpaw, J.R., Birbaumer, N., McFarland, D.J., Pfurtscheller, G., and Vaughan, T. M. (2002). Brain–computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113(6), 767-791

Anexos

Categorias de Palavras

| Ferramentas | Animais | Verbos | Anatomia | Apelidos |
|--------------------|----------------|---------------|-----------------|-----------------|
| chave inglesa | papa-formigas | andar | cara | lencastre |
| machado | armadilho | comer | nariz | novais |
| serra eléctrica | furão | beber | olhos | souza |
| x-acto | castor | fumar | boca | chaves |
| pé-de-cabra | bisonte | correr | dentos | oliveira |
| lâmina | furão | dormir | orelha | santos |
| forquilha | camelo | bater | ouvido | machado |
| pá | javali | estudar | bigorna | martelo |
| serra de mão | chimpanzé | escrever | estribo | almeida |
| martelo | viado | ler | escalpe | rocha |
| mala | elefante | fugir | cabelo | paiva |
| prego | raposa | lutar | meninge | alves |
| pincel | girafa | estudar | sobrancelha | pinho |
| rolo | gorila | organizar | pestana | vieira |
| canivete | camurça | falar | narina | ferreira |
| picareta | ouriço | berrar | gengiva | teixeira |
| colher de trolha | hipopótamo | cantar | bochecha | ramos |
| alicate | cabra | sussurrar | queixo | ferraz |
| desentupidor | canguru | transpirar | barba | ramalho |
| broca | | | | |
| pneumática | koala | respirar | testa | gouveia |
| broca eléctrica | lama | procurar | nuca | madureira |
| prateleira | toupeira | parar | martelo | maia |
| serra | macaco | pensar | retina | soares |
| tesoura | rato | vestir | cartilagem | bessa |
| lixa | lontra | despir | garganta | neves |
| parafuso | panda | matar | faringe | correia |
| chave de fendas | rinoceronte | viver | laringe | costa |

| | | | | |
|----------------|----------|----------|---------------|-----------|
| foice | doninha | contar | traqueia | rebelo |
| chave de rosca | esquilo | desenhar | palato | peixoto |
| fita métrica | zebra | riscar | papilas | lopes |
| trincha | gato | espetar | pupila | brito |
| botas | cão | raspar | sardas | trigo |
| cola | cavalo | amassar | poros | dias |
| galochas | burro | saltar | bigode | reis |
| lápiz | leão | nascer | cordas vocais | cardoso |
| régua | tigre | ferir | nervos | sampaio |
| esquadro | morcego | partir | ossos | silva |
| maçarico | golfinho | roubar | veias | coelho |
| torniquete | leopardo | limpar | ruga | burmester |
| mangueira | homem | sujar | pele | campos |
| cordel | | | | |
| borracha | | | | |