

NÚMEROS DIFUSOS NA ANÁLISE DO SINAL EEG

Pedro Paulo Balestrassi

Alejandro Martins

Roberto C. S. Pacheco

UFSC -Universidade Federal de Santa Catarina

Eng. de Produção e Sistemas - E-mail: pedro@eps.ufsc.br

Abstract: *Fuzzy numbers are used to define imprecise classes, to describe imprecise measurements and to derive approximate decisions. This paper describes how fuzzy numbers arise in the automatic processing of electroencephalographic signals. An algorithm for diagnostic classification of the standard 10-20 electroencephalogram is presented and some simulations are shown which exemplify the usefulness of the fuzzy set approach to electroencephalographic diagnosis.*

Keywords: *Fuzzy Number, Decision-Making, Electroencephalography*

1. INTRODUÇÃO

Uma vasta literatura tem considerado a teoria de números difusos aplicada à área médica. Estudos de falha renal, análise de problemas de insuficiência cardíaca, técnicas de diagnóstico diferencial de hipertensão, análise de vectorcardiografia, tratamento de diabetes, análise da atividade cardíaca, exame clínico de pacientes, etc. são exemplos de trabalhos publicados [1, 2]. Há um periódico renomado, *Biomedical Fuzzy Systems Bulletin*, que representa uma grande tendência das aplicações de conjuntos difusos. Em todos esses trabalhos, diferentes níveis de conhecimento têm sido empregados: em alguns casos os métodos são apenas propostos; alguns exemplos são usados para justificar uma metodologia; finalmente algumas aplicações têm usado o estágio de completa utilização. O método proposto aqui foi simulado a partir de um banco de dados real obtido por meio de um sistema computadorizado de aquisição do sinal eletrencefalográfico (sinal EEG). A entrada para o sistema foi, então, o sinal EEG e a saída foi a sugestão de uma possível patologia.

A eletrencefalografia é hoje uma bem definida área de atuação para o médico que investiga qualquer patologia do sistema nervoso central. Ela existe há mais de um século, e tem como principal objetivo a avaliação da atividade elétrica cerebral. O sinal EEG, obtido a partir do córtex, revela na verdade, uma série temporal de amplitudes (da ordem de μV) e a morfologia da série obtida está relacionada com as patologias funcionais do cérebro. Os padrões comuns para a análise quantitativa do sinal EEG têm sido elaborados por sociedades como a *International Society for Brain Electromagnetic Topography (ISBET)*, e a *International Society for Neuroimaging in Psychiatry (ISNIP)*, entre outras, que fornecem as “regras” para a aquisição do sinal EEG e sua significação quanto a critérios de diagnóstico.

Três pontos são abordados nesse artigo, os quais representam os principais problemas de tomada de decisão para esse caso particular: (i) Por que os números difusos são utilizados? (ii) Como foram eles definidos? (iii) Quais tipos de operações são efetuadas sobre esses números e como esses números são comparados?

A seção 2 desse artigo trata as questões (i) e (ii) mostrando onde a imprecisão aumenta e como ela é descrita pelo especialista. Tal imprecisão é naturalmente representada pelos números difusos. A seção 3, que lida basicamente com a questão (iii), ilustra o caminho completo entre a descrição do EEG difuso e a classificação patológica difusa. A seção 3 também indica o problema de comparar quantidades difusas, no sentido de entender porque esse importante problema de estudo reserva algumas dificuldades em um ambiente clínico. Um anexo é colocado ao final, para informar alguns termos básicos e definições de conceitos de eletrencefalografia que são utilizados através do texto.

2. IMPRECISÃO

A primeira fonte de imprecisão está no conhecimento médico em si. Vamos considerar, por exemplo, a descrição dos achados de um EEG quantitativo para um paciente sofrendo de um meningioma na região occipital direita do cérebro: “atividade lenta delta ($\bar{\Delta}$) *alta* (com frequência de 4.0 a 5.5 Hz *aproximadamente*), onde o meningioma foi encontrado, com atividade theta *pronunciada* para o eletrodo O₂”. Ou o conceito de foco epileptógeno: “O foco epiléptico *não está sempre* no local de máxima positividade ou negatividade, mas está *frequentemente* entre eles, *dependendo* dos valores de voltagem obtidos na vizinhança dos eletrodos e da direção dos dipolos (radial ou tangencial)”[3].

Dois tipos de imprecisão podem ser vistos nessas sentenças: (1) Termos como *alto*, *baixo*, *pronunciada* (ou similarmente *profundo*, *largo*, *relativamente baixo*, etc.) difusamente representam o valor de um atributo do sinal EEG em si; (2) Termos como *frequentemente*, *sempre*, (assim como *em muitos casos*, *predominantemente*, *essencialmente*, *geralmente*, *algumas vezes*, *tipicamente*, etc.) expressam o grau com o qual a resposta é capaz de explicar a patologia (grau de caracterização). Termos do tipo (1) são geralmente codificados em valores numéricos. Por exemplo, o significado de ondas lentas *alta* poderia ser $\bar{\Delta} \geq 15.9\mu V$ [4], ao passo que termos como *comumente*, *usualmente* e outros são assumidos equivalentes a *sempre* ou *definitivamente*, em oposição a *raramente* ou *alguma vez*, etc. traduzidos em *nunca*. Nesse sentido, uma mal definida situação torna-se uma imagem da realidade cujo critério pode ser numericamente quantificado em termos exatos (nesse caso, *alto* é um conjunto clássico - “*crisp*”) e um sistema binário (ou ternário) é capaz de representar todos as possíveis graus de caracterização dos estados da natureza (característico/não característico; ou para o caso ternário: característico/possivelmente característico/ não característico).

Duas observações podem ser colocadas nesse ponto: (a) primeiramente, os conjuntos utilizados para representar os valores dos vários parâmetros do sinal EEG são sempre melhor caracterizados por não rupturas do tipo *é* ou *não é*, isto é, não existe precisamente um valor limite entre o *normal* e o *anormal*; (b) em segundo lugar, todos os critérios de caracterização de uma classe patológica levam em conta uma natural imprecisão nesse grau de caracterização (por exemplo: $\bar{\Delta} \geq 15.9\mu V$ pode não representar necessariamente uma patologia).

Por essas razões o sistema descrito aqui utiliza conjuntos difusos para representar os valores lingüísticos associados aos parâmetros do EEG (por exemplo: uma atividade

EEG lenta de amplitude *alta*) assim como para descrever os graus de caracterização dos vários critérios (por exemplo, *frequentemente*).

No sentido de abordar o problema por meio de um algoritmo, algumas limitações foram impostas ao conjunto de termos dos valores lingüísticos dos parâmetros e dos valores lingüísticos dos graus de caracterização. Cada parâmetro pode assim assumir três valores, denominados de *Normal*, *Intermediário* e *Anormal* cujas definições variam com o parâmetro em si e com o contexto, isto é, a hipótese do diagnóstico, no qual o parâmetro está considerado. Uma atividade EEG lenta de amplitude *alta* citada naquele contexto é um exemplo de valor anormal.

Por motivo de normatização esses três conjuntos serão aqui chamados de *Baixo* (*Low-L*), *Médio* (*M*) e *alto* (*High-H*). Algumas vezes os valores *Anormais* serão representados por *Baixo*, outras vezes por *Alto* e raramente por *Médio*. O mesmo pode ocorrer para valores *Normais* ou valores *Intermediários*. Em geral, podemos nos referir a um conjunto de valores lingüísticos (ou descrições), cujo elemento genérico é:

$$t_{ij}, i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, 3,$$

onde N é o número de parâmetros do EEG, considerados pelo sistema. O índice i identifica aqui o parâmetro ao qual o valor está associado (por exemplo, *ondas lentas*), assim como o índice j associa para o valor L , M ou H (por exemplo, *alto*= H é identificado como $j=3$).

O único meio de definir a relação existente entre o espaço T de descrição e o espaço C das classes patológicas é perguntando ao especialista. Em particular, eles podem expressar suas opiniões posicionando, para um certo conjunto de n medidas dos parâmetros, quais os graus de caracterização de todos os possíveis valores lingüísticos de um conjunto com respeito aos três níveis (*definitivo*, *possível*, *excluído*) de uma certa patologia.

Seja $c_{pq} \in C^p \subset C$ uma classe genérica, onde p identifica a patologia e q identifica seu nível de certeza ($q=1, \dots, 3$ onde 1 se refere a uma *definitiva* existência de patologia, 2 se refere a uma *possível* existência de patologia e 3 se refere a uma *exclusão* da existência da patologia). Seja também

$$t^m = t_1^m \dots t_i^m \dots t_{n_p}^m, m = 1, \dots, 3^{n_p}, t^m \in T_1 \times \dots \times T_i \times \dots \times T_{n_p} = T^p, T_i = \{L_i, M_i, H_i\}$$

onde $(1, \dots, i, \dots, n_p)$ é uma subsequência de $(1, 2, \dots, N)$ relacionada a p , e m representa a genérica composição do valor dos parâmetros n_p , os quais são traduzidos pelos resultados c_{p1} , c_{p2} , c_{p3} . Para cada patologia p , $3 \cdot 3^{n_p}$ DOC's são necessários. Esses DOC's representam a relação TC_p que são as "características de" sobre $T^p \times C^p$, relativas à patologia p .

TC_p é um valor difuso de uma relação difusa pois, conforme já declarado, μ_{TC_p} é uma expressão lingüística (aqui difusa) assim como *bem caracterizada*, *mal caracterizada*, etc. Cinco diferentes termos têm sido utilizados pelos médicos para expressar suas opiniões. São elas: *Muito baixo* (very low- vl), *baixo* (low- l), *médio* (m), *alto* (high- h) e *Muito alto* (very high- vh). Por exemplo, o conjunto particular dos valores dos parâmetros:

Densidade Espectral h em regiões occipitais
Mobilidade do sinal vl em regiões occipitais
Existência de Dipolo l

mostram uma descrição da classe genérica "possível patologia X".

Sumarizando, qualquer subconjunto $t^m = t_1^m \dots t_i^m \dots t_{n_p}^m$ de valores de parâmetros é chamado de descrição composta do EEG. Um DOC lingüístico para a patologia p é então a

opinião de um especialista para cada descrição (simbolizada por p), onde cada DOC é referido em termos do conjunto $\{vl, l, m, h \text{ e } vh\}$ predefinidos no intervalo $I=[0,1]$. Esses DOC's, mostrados na figura 1, são números difusos trapezoidais.

Números difusos são também utilizados para representar os valores lingüísticos $t_{ij} \in \{L_i, M_i, H_i\}$ dos parâmetros. O especialista é questionado a indicar aproximadamente seus valores de fronteira os quais são também deduzíveis da literatura técnica. Ele/ela é também capaz de identificar, de alguma forma, a extensão da precisão em torno desses valores de fronteira. As indicações podem ser diferentes entre diferentes especialistas, como se verifica na prática, e assim os experimentos podem ser conduzidos no sentido de se obter um valor ponderado para t_{ij} . Isso é realmente muito difícil e consome muito tempo na prática, devido ao grande número de conjuntos a serem definidos. A curva em forma de S tem sido encontrada (conforme exemplifica a Figura 2), mas nada suporta essa escolha em particular, se comparada a outras definições, como, por exemplo linear, (isto é, triangular ou trapezoidal) ou exponencial. Contudo a escolha não é crítica, tanto em termos da pouca importância de pequenas diferenças entre dois valores particulares de pertinência quanto em termos da relativamente curta região de transição, se comparada a diferenças entre valores numéricos consecutivos (o nível de quantificação para medidas de amplitude é da ordem de $5\mu\text{V}$, o intervalo de amostragem das medidas, dependendo do conversor, segue a taxa de Nyquist e deve ser da ordem de 2 ms). O que realmente interessa é a identificação dos limites das áreas de transição, não a sua representação exata.

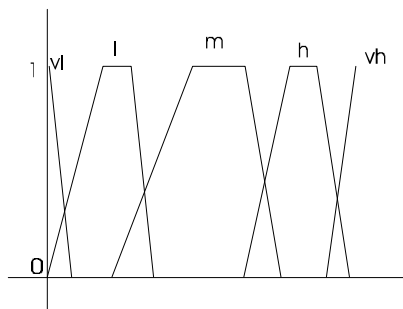


Figura 1 - Graus de caracterização (DOC's)

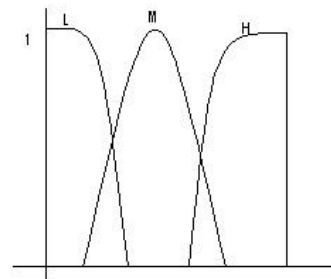


Figura 2 - Valores lingüísticos para o parâmetro latência de uma espícula

Dois fontes de imprecisão foram discutidas até agora: os valores lingüísticos t_{ij} utilizados para descrever os parâmetros, e a relação TC_p entre as descrições das composições lingüísticas e as classes alternativas sobre as quais se vai decidir. Ambas quantidades (t_{ij} e DOC's) têm sido definidas pelo especialista. As *distribuições de possibilidade* procuram abordar outros tipos de imprecisão, mas não serão abordadas aqui.

3. FUNDAMENTOS DO ALGORITMO DE DIAGNÓSTICO

O computador extrai do sinal EEG N valores numéricos ou medidas dos parâmetros, $v_i \in V_i \subset \mathfrak{R}$, $i = 1, \dots, N$. Cada valor está relacionado diretamente ao parâmetro mensurado (*e.g.*, determinada densidade de frequência em F_7) ou para um parâmetro derivado (*e.g.*, determinada densidade de potência em F_7). A primeira aplicação do conhecimento médico para diagnosticar um problema é identificar os subconjuntos de parâmetros necessários e suficientes para avaliar o EEG com respeito a uma classe de patologia específica c_p . Sejam v_i , $i=1, \dots, n_p < N$, os valores numéricos considerados nessa situação. Devido aos inevitáveis erros nessa avaliação, os v_i 's são convertidos em sua representação difusa v_i , obtida conforme a distribuição de possibilidade a partir do conhecimento do histograma de erros. A representação do EEG passa agora a um vetor n -

dimensional $v^k = (v_1^k, \dots, v_i^k, \dots, v_{n_p}^k)$ pertencentes ao subespaço $V^p = V_1 \times \dots \times V_i \times \dots \times V_{n_p}$ das medições para um ponto difuso n_p -dimensional $v^k = (v_1^k, \dots, v_i^k, \dots, v_{n_p}^k)$ do espaço $\mathbf{P}^p(V)$ de valores difusos, onde $\mathbf{P}^p(V) = \mathbf{P}(V_1) \times \dots \times \mathbf{P}(V_i) \times \dots \times \mathbf{P}(V_{n_p})$ e $\mathbf{P}(V_i)$ é o conjunto de todos os subconjuntos difusos de V_i .

No sentido de usar os valores difusos de uma relação difusa TC_p sobre $\mathbf{T}^p \times \mathbf{C}^p$ definida pelo conhecimento médico, cada valor difuso composto v^k deve ser transformado em termos do conjunto lingüístico \mathbf{T}^p . Isso é consumado diretamente pela relação VT_p sobre $\mathbf{P}^p(V) \times \mathbf{T}^p$, que define a verdade relativa da proposição “*a descrição é t^m* ”, dada a evidência “*a descrição é v^k* ”. Isso é também chamado de compatibilidade de v^k com t^m .

Seja a compatibilidade dos valores difusos v_i^k com os valores lingüísticos t_i^m o conjunto difuso $t(v_i^k, t_i^m)$ sobre $[0,1]$ definido por Zadeh[6]:

$$\mathfrak{m}_t(x) = \sup_{u \in U: x = \mathfrak{m}_i^m(u)} \mathfrak{m}_{v_i^k}(u) \quad \forall x \in [0,1]$$

onde U é o universo do discurso de ambos v_i^k e t_i^m . Assim os valores difusos da relação difusa VT_p , “*transformados em*”, são expressos por :

$$t(v_i^k, t_i^m) = \tilde{m} \mathfrak{m}[t(v_1^k, t_1^m), \dots, t(v_{n_p}^k, t_{n_p}^m)] \quad \forall m \in \{1, \dots, 3^{n_p}\}$$

onde $\tilde{m} \mathfrak{m}$ é a operação difusa (t-norm) *min*, definida por Dubois e Prade [5].

A seguir, avaliamos o grau para o qual v^k é sugestivo de c_{pq} , conhecendo quão boa é a transformação de v^k em t^m e quanto t^m é característico de c_{pq} . Esse grau pode ser facilmente obtido como uma relação VC_p , “*sugestivo de*”, sobre $\mathbf{P}^p(V) \times \mathbf{C}^p$, a qual é obtida diretamente da composição de VT_p com TC_p : $VC_p = VT_p \circ TC_p$.

$$VC_p \text{ é aqui definido por } \mathfrak{m}_{VT_p}(v^k, c_{pq}) = \tilde{m} \mathfrak{a} \mathfrak{x} \mathfrak{m} \mathfrak{i} \mathfrak{n}[\mathfrak{m}(v^k, t^m), \mathfrak{m}(t^m, c_{pq})]$$

onde similarmente ao $\tilde{m} \mathfrak{i} \mathfrak{n}$, $\tilde{m} \mathfrak{a} \mathfrak{x} \mathfrak{m}$ é uma operação *max* difusa também definida por [7].

A força da relação entre v^k e c_{pq} ($q=1, \dots, 3$) é, portanto, assumida ser a força da cadeia mais forte $v^k -- t^m -- c_{pq}$, $m= 1, \dots, 3^{n_p}$, com a força da cadeia sendo o elo mais fraco entre $v^k -- t^m$ e $t^m -- c_{pq}$.

Como resultado dos procedimentos descritos até agora, três conjuntos difusos:

$$a_{pq} = \mathfrak{m}_{VC_p}(v^k, c_{pq}) \quad q = 1, \dots, 3,$$

são obtidos para uma classe genérica p , dado o subconjunto de valores de parâmetros relacionado v^k , medidos a partir do sinal EEG. Cada conjunto difuso a_{pq} representa a força da evidência da alternativa de diagnóstico c_{pq} . A escolha entre as alternativas mutuamente excludentes c_{p1} =*patologia definitiva*, c_{p2} =*possível patologia* e c_{p3} =*nenhuma patologia*, é então executada na base dos três conjuntos a_{p1} , a_{p2} e a_{p3} .

Os problemas encontrados na comparação de valores difusos são bem conhecidos e continuam a ser tratados na literatura. A opção por uma análise envolvendo *Ordenamento* foi escolhida e pode ser melhor avaliada em [8].

4. EXEMPLO

Passamos a considerar agora um sinal EEG (digitalizado a partir do sistema de EEG Quantitativo Neuromap), que simula uma patologia hipotética. A matriz contendo as

principais medidas dos parâmetros extraídos desse sinal é mostrada na Tabela 1. Tais medidas são obtidas por meio de resultados de uma análise temporal, espacial e freqüencial do sinal EEG, conforme ilustra a Figura 4 (Anexo). O uso do algoritmo da FFT (Fast Fourier Transform) é fundamental nesse tipo de análise.

Se nós enfocarmos uma determinada patologia denominada genericamente por PAT, então temos que relacioná-la ao seu conhecimento médico como exemplificado na Tabela 2, que define a relação TC_{PAT} entre os parâmetros 45 “Razão da atividade Delta/Theta fora do padrão em dois pontos das regiões Frontal, Parietal, Occipital e Temporal” e o parâmetro 49 “Latência de espícula nas mesmas regiões” e também o conjunto das classes patológicas “PAT definitivo”, “PAT possível” e “Nenhum PAT”.

Por essa tabela podemos observar que “PAT definitivo” é definido como:

Razão da atividade Theta/Delta Alta (H45),

Latência de espícula Alta (H49),

onde o DOC para “PAT definitivo” é muito alto (vh=very high) enquanto que é muito baixo (vl=very low) para “PAT possível” e “Nenhum PAT” (última linha da Tabela 2).

	Frontal				Temporal				Central		Parietal		Occipital					
	Fp1	Fp2	F3	F4	F7	Fz	F8	T3	T4	T5	T6	C3	Cz	P3	Pz	O1	O2	Oz
Delta																		
Theta																		
Alfa																		
Beta1																		
Beta2																		
Canongama																		
Coerência																		
Alfa/Theta																		
Theta/Delta								97	49									
Espículas								36	30									
Z-SPM																		
Teste t																		
Teste F																		

t^m	c_{pq}				
par 45	par 49	definitivo PAT	possível PAT	nenhum PAT	
L ₄₅	L ₄₉	vl	vl	vh	
L ₄₅	M ₄₉	vl	l	h	
L ₄₅	H ₄₉	l	m	l	
M ₄₅	L ₄₉	l	l	h	
M ₄₅	M ₄₉	l	h	l	
M ₄₅	H ₄₉	m	vh	l	
H ₄₅	L ₄₉	m	m	l	
H ₄₅	M ₄₉	vh	h	l	
H ₄₅	H ₄₉	vh	vl	vl	

Tabela 1- Matriz de medidas para o sinal EEG

Tabela 2 - Tabela para PAT.

Com respeito ao parâmetro 45, sua compatibilidade com L, M e H são os valores

$$t_{L45} = t_{M45} = 0, \quad t_{H45} = 1 \text{ (valores "crisp")}$$

onde a compatibilidade global de $v^k = (49, \sim 30)$ com $t^m (m=1, \dots, 3^2)$ são dados na tabela 3.

Da composição de $m_{v_{T_{DAT}}}(v^k, t^m)$ da tabela 3 com a $m_{c_{T_{DAT}}}(t^m, c_{pq})$ da tabela 2, é agora possível obter os tres valores $a_q = m_{v_{C_{DAT}}}(v^k, c_q) \quad q = 1, \dots, 3$, que representam “PAT definitivo”, “PAT possível” e “Nenhum PAT”. Esses tres conjuntos são representados graficamente na figura 3. Sua análise revela uma suave preferência por “PAT possível” sobre “PAT definitivo”. “Nenhum PAT” é claramente excluída da escolha.

Esse resultado é também genericamente sugerido pela comparação de outros métodos de implementação existentes na literatura. Os métodos de Yager, Dubois-Prade, Chen, Chang, Adamo, entre outros podem e devem ser usados para efeitos comparativos

t^m	v
L ₄₅	L ₄₉
L ₄₅	M ₄₉
L ₄₅	H ₄₉
M ₄₅	L ₄₉
M ₄₅	M ₄₉
M ₄₅	H ₄₉
H ₄₅	L ₄₉
H ₄₅	M ₄₉
H ₄₅	H ₄₉

Tabela 3 - compatibilidade

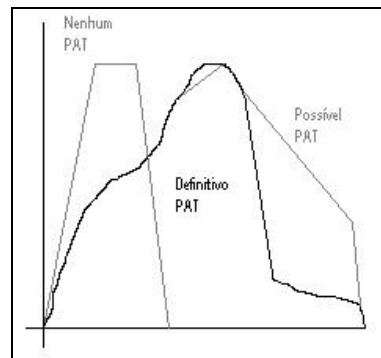


Figura 3 - Força da Evidência

O decisor (o neurologista ou o eletrencefalografista) confrontado com esse caso, independentemente dos procedimentos computadorizados, pode também emitir uma sentença de “PAT possível” com maior tendência para “anormal” do que para “normal”.

5. CONCLUSÃO

O exemplo anterior procurou mostrar a principal utilidade dos números difusos na tomada de decisão do diagnóstico eletrencefalográfico, isto é, a sua habilidade em descrever a situação como ela é, sem assumir conclusões clássicas (“crisp”). Se os valores de todos os parâmetros envolvidos na decisão são bem definidos como normais, anormais ou intermediários, então as três classes alternativas podem ser ordenadas de acordo com os DOC’s associados pelo especialista a partir de uma tabela de diagnóstico.

As medidas numéricas também são passíveis de erro. A metodologia descrita aqui não é obviamente capaz de corrigir erros grosseiros, entretanto pequenos desvios do verdadeiro valor podem ser compensados pela suave mudança de escolha devido à representação difusa de alternativas otimizadas. O computador é não somente capaz de sugerir uma alternativa ótima como também pode medir o quão melhor uma alternativa é melhor do que outras. Quando os conjuntos finais (ou seus índices associados) usados na comparação estão muito próximos, o usuário deve ser avisado de que a situação não é clara e que uma pequena variação na avaliação de alguns parâmetros é suficiente para mudar uma escolha sugerida. Em nossa opinião, esse resultado é claramente superior a uma sentença do tipo *sim/não*, incapaz de estabelecer o quão longe de um ponto crítico a decisão é tomada.

O problema ainda carece de uma melhor representação para o usuário no espaço da decisão final. Tanto a representação gráfica (como da Figura 3) como os diversos índices não satisfazem completamente ao especialista, que pode julgar tais saídas como incômodas. Sentenças lingüísticas representando a situação atual têm, provavelmente, melhor aceitação e entendimento do que uma sugestão gráfica ou numérica, mas a translação, por exemplo da Figura 3, para uma descrição lingüística não é tão simples como pode parecer. Uma medida lingüística de distância pode provavelmente fornecer uma boa solução para esse problema, mas uma métrica correta deve ser utilizada. Tal métrica somente pode ser encontrada a partir de uma adequada casuística, e isso é um trabalho a ser feito.

6. BIBLIOGRAFIA

1. Adlassnig, K.P.- **A survey on medical diagnosis and fuzzy subsets**, in: Gupta, N.M./Sanchez, E. *Approximate Reasoning in Decision Analysis* (Amsterdam,1982);
2. Degani, R./Bortolan G.- **Fuzzy numbers in Computerized Electrocardiography** - Fuzzy sets and Systems 24 (Amsterdam, 1987);

3. Maurer, K./Dierks, T - **Atlas of Brain Mapping** - Springer Verlag (Berlim, 1991);
4. Duffy, F.H./Iyer, V.G./Surwillo, W.W. - **Clinical Electroencephalography and Topographic Brain Mapping** - Springer Verlag (New York, 1989);
5. Dubois, D/Prade, H.- **On several representations of an uncertain body of evidence** -in: Gupta, N.M./Sanchez, E. *Information and Decision Processes* (Amsterdam,1982);
6. Zadeh, L. A.- **Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process**, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 3, 28-44, 1973.
7. Dubois, D/Prade, H.- **Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications** - (Academic Press, New York,1980);
8. Baas, S./Kwakernaak - **Rating and Ranking of Multi-Aspect Alternatives using Fuzzy Sets** - Automatica vol. 13, 47-58 (New York-1977);
9. Klir, George J./Yan, Bo- **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: theory and applications**, Prentice-Hall, Inc. 1995.

7. ANEXO: UM RESUMO SOBRE SINAIS EEG

O eletrencefalograma é um gráfico obtido a partir de forças elétricas produzidas pelo cérebro. Devido ao corpo poder conduzir correntes elétricas, tais forças podem ser captadas na superfície cerebral por meio de eletrodos instalados no couro cabeludo. O EEG padrão utiliza convencionalmente um sistema de 20 eletrodos dispostos segundo um sistema internacional denominado SI 10-20, como mostra a figura 4. A figura mostra também o sinal EEG obtido segundo uma determinada referência.

O sinal EEG é normalmente registrado em um papel com 8 canais (existem aparelhos com 12, 20, 24 ou mais canais). Algumas características desse sinal são: (i) série temporal randômica e estocástica de amplitudes (na ordem de μV), (ii) frequência de 0 a 70 Hz (geralmente são usados filtros para frequências maiores que 32 Hz)

As principais alterações do sinal EEG vistas em um exame eletrencefalográfico podem ser geralmente divididas em cinco categorias de anormalidades [4]:

- 1) Ritmos de fundo: (a) Ritmos Alfa: Encefalopatias tóxicas, metabólicas e infecciosas de diversas etiologias; demência; hipertireoidismo, lesões, coma,... (b) Ritmo Beta: lesões corticais destrutivas, hematomas, efeitos de droga ... (c) Outras: morte cerebral, hipoxia, etc.;
- 2) Padrão do sono: hematomas subdurais, síndrome de Sturge-Weber, lesões estruturais, etc.;
- 3) Baixa atividade: IRDA, FIRDA, OIRDA, acidentes cerebrovasculares, tumores intracranianos, encefalopatias focais, encefalopatias difusas;
- 4) Paroxísmos epileptógenos: Descargas epileptiformes, Spikes, Sharp-wave, Polyspikes, Hipsarritmia, padrões ictal, sincronia bilateral secundária, Ritmo Breach, SREDA; e
- 5) Padrões paroxísticos periódicos: SSPE, Síndrome de Jakob-Creutzfeldt, PLEDS, etc.

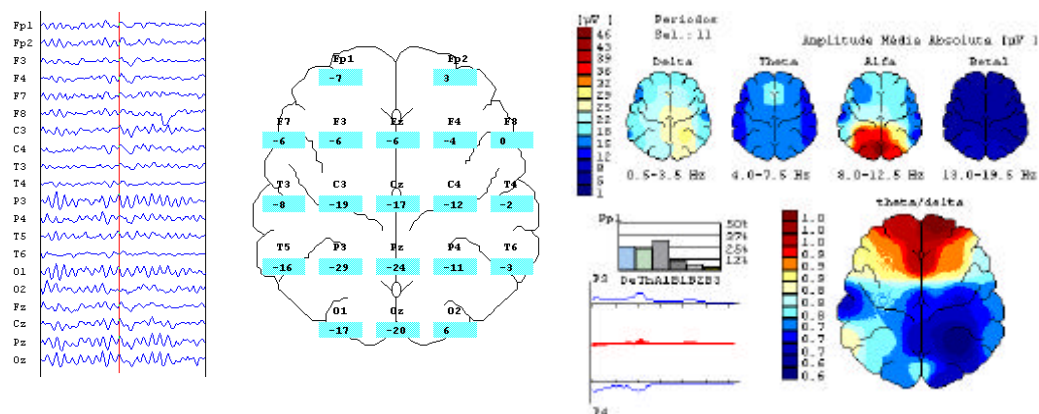


Figura 4- Sinal EEG computadorizado no SI 10-20. Visualização de alguns parâmetros (Equipamento Neuromap/Neurotec)