

EEG 신호의 분석과 BEAM

李建基
慶尙大學校 電子工學科

I. 머릿말

인체에서 발생하는 생체신호는 여러 종류가 있는데, 이 신호들의 발생 기전을 이해하고 분석하여, 질병들의 진단 및 치료에 이용하기 위하여 많은 사람들이 노력하여 왔다. 특히 뇌에서 발생하는 리듬을 가진 자발적인 전위 변동을 EEG(Electroencephalogram : 뇌파)라고 하는데 1929년 독일의 H. Berger가 최초로 인간으로 부터 기록하는데 성공하고 EEG라고 명명하였다. EEG신호는 전위변동의 진폭, 주파수 및 파형으로 표현되는데, 뇌의 활동상태에 따라 이들의 값이 변화한다. 뇌의 활동상태가 일정하면 대략 일정한 성질의 EEG신호가 기록되나 흥분, 수면, 마취, 간질, 혈액가스의 변동 또는 특정한 질병 시에는 특징적 변화를 보인다. 따라서 EEG검사는 신경계 질환의 진단 및 뇌기능 연구의 주요한 패러미터로서 병원에서는 신경계 및 정신과 영역의 보편적인 검사 항목으로 자리잡고 있다.

EEG신호는 파형 자체가 불규칙한 형태이기 때문에 오랫동안 훈련 받은 전문가가 아니면 육안으로 분석하기가 어려운 실정이다. 이런 문제를 해결하기 위해 EEG신호로 부터 다양한 기법으로 패러미터를 추출하여 분석하면 신뢰성을 높일 수 있으며, 환자의 진단 및 기능 연구에 객관성을 기할수 있을 뿐 아니라 여태까지 발견하지 못했던 새로운 정보를 얻을 수도 있다. 따라서 이 글에서는 EEG신호의 발생 메커니즘 및 측정에 관해 기술하고, EEG신호의 정량적 분석을 위해 사용되는 기존의 방법들 중에서 몇가지를 소개한다. 또 1980년 대 후반 이후 시행되고 있는 EEG 신호를 이차원 영상으로 구성하여 해석하는

BEAM(Brain Electrical Activity Mapping)에 대하여 설명 한다.

II. EEG 신호의 발생 기전 및 측정

1. EEG신호의 발생 기전

뇌는 약 140억개의 신경세포가 존재하며 이 신경세포는 세포체, 수상돌기 그리고 축삭으로 되어 있다. 이러한 신경세포의 전기현상은 정지막전위, 시냅스후전위, 활동전위등이 있는데 시냅스후전위가 EEG신호의 주체로 생각되어지고 있다. 시냅스후전위에는 세포막전위가 영전위에 가깝게 탈분극을 하는 흥분성 시냅스후전위(EPSP)와 영전위에서 멀어지는 억제성 시냅스후전위(IPSP)의 두종류가 있고 이들은 모두 전위가 낮으나 임펄스가 연속적으로 시냅스에 도달하면 시간적 가중과 공간적 가중에 의하여 커지게 된다.

뇌신경세포의 전기적인 활동은 그림 1에서와 같이 수 많은 신경세포로 구성된 시상(thalamus)을 통하

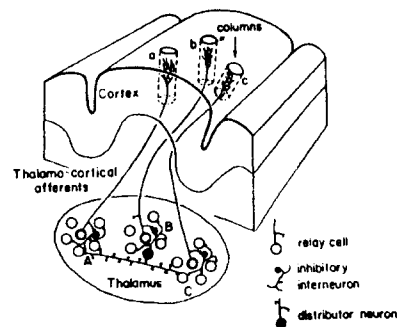


그림 1. EEG 신호의 리듬 생성 모델

여 뇌 표면에 도달하게 되는데, 이때 시상 내의 신경 세포들이 발화하면 높은 진폭을 나타내며, 억제기에 들어서면 진폭은 하강하게 된다. 이 전위는 수모, 수액, 두축골, 근육, 피부등을 통과하여 오기 때문에 그 전위 발생 부위와 비교하면 상당히 낮으며, 한 두 곳만의 측정으로 정확한 정보를 얻기가 어렵기 때문에 여러곳에서 측정한 전기활동의 총합으로서 분석한다.

정상인에게서 기록된 EEG신호는 대체로 주파수 범위가 100[Hz]이하 이며 진폭은 5-300 [uV]인데, 주로 30[Hz]이하에 임상적인 정보가 있다고 여겨진다. EEG신호는 대부분의 경우 불규칙적이고, 일반적인 형태를 나타내지 않으며, 환경과 조건에 따라서 다른 형태를 나타내고 특히 뇌 기능 장애나 질병이 있는 경우는 특정한 형태를 나타내기도 한다. 정상인의 경우에는 그림 2와 같이 alpha, beta, theta 그리고 delta파의 4가지 기본적인 리듬 및 스파이크 등으로 분류한다.

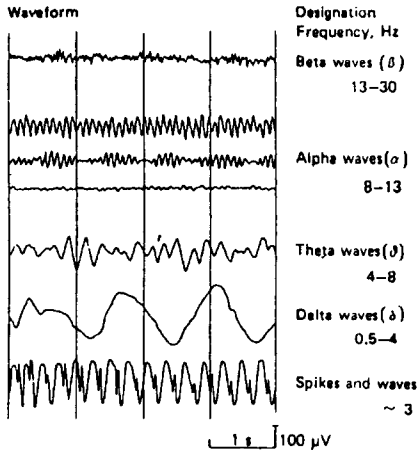


그림 2. EEG신호의 기본리듬

2. EEG 측정

EEG를 측정하는데 사용하는 전극은 침전극을 뇌에 삽입하여 측정하는 방법과 표면에 부착하는 표면전극이 있다. 침전극은 전극저항이 낮고 접착이 비교적 간단한 반면에 피검자에게 고통을 주기도 하고 감염의 위험이 있기 때문에 특수한 경우에만 사용되고, 보통 표면전극을 사용한다. 전극은 통상 전도성이 좋으면서 접착 및 고정성이 용이하고, 장시간의 검사에 견디며 피검자에게 고통을 주지 않아야 한다. 전극의

접착부위는 해부학적으로도 의미가 있고 되도록 광범위하게 분포하는 것이 바람직하다. 그러나 인접한 전극끼리의 사이에서 뇌의 전기활동을 전위차로 나타내기 위하여 전극 간 거리를 3-4 [cm]이상 떼어 놓는 것이 좋으며, 전극 간의 거리는 일정하도록 한다. 전극의 배치 방법은 국제표준인 10-20법이 주로 사용되는데, 그림 3에서 (a)는 기하학적인 배치를, (b)는 뇌 표면과 10-20법과의 위치 관계를 나타낸다.

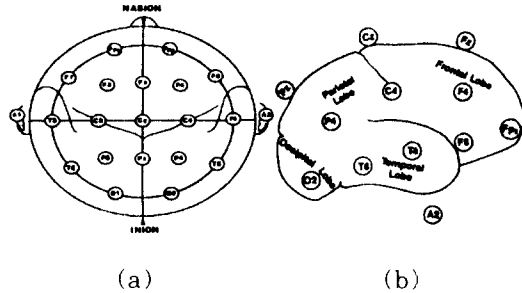


그림 3. 10-20 전극법과 뇌 표면과의 대응 위치

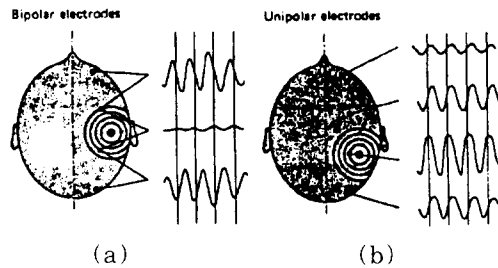


그림 4. 쌍극유도법과 단극유도법

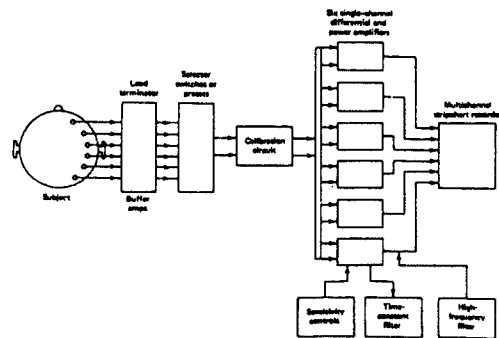


그림 5. EEG 측정시스템의 블록선도

일반적으로 뇌의 전위 측정은 두 전극 사이의 전위 차로 기록되는데, 두피 상의 전극을 활성전극, 귀의 전극을 기준전극이라 한다. EEG신호 유도방법은 활성전극과 기준전극을 조합하여 구하는 단극유도법과 활성전극간의 차이를 구하는 쌍극유도법이 있다. 쌍극유도법은 이상 EEG신호의 발생 부위를 추정하는 데는 유리하지만 두피 상 광범위하게 출현하는 EEG신호는 기록하지 못한다는 단점이 있다. 그림 4는 쌍극유도법과 단극유도법을 나타내며, 그림 5는 EEG 측정시스템의 블록선도이다.

Ⅲ. EEG신호의 분석 방법

1. 진폭해석법

외형적으로 나타나는 EEG신호의 특성인 파동의 진폭으로 고려되는 파라미터들은 average peak-to-peak amplitude, 신호의 포락선, 평균 진폭의 편차, 실효치, 표준편차 및 진폭밀도함수이다. 정상 EEG 신호는 그림 6 (a)에서처럼 zero에서 밀도가 가장 크게 나타나는 Gaussian 곡선 형태를 취하고, EEG신호의 포락선의 진폭밀도함수는 그림 6 (b)와 같은 비대칭인 Rayleigh 분포를 따른다.

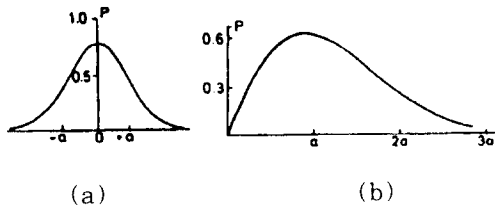


그림 6. EEG신호의 진폭밀도분포곡선 및 포락선의 밀도분포곡선

진폭측정에 의한 해석법은 특정 주파수 성분에 대한 파형을 고려하지 않으면 그 주파수에 대한 정보를 주지 못하는 문제점이 있기 때문에, 이를 피하기 위하여 EEG신호의 주요한 index인 alpha, beta, delta, theta파 등이 점유하는 시간을 측정하여 해석하는 방법이 있다.

2. stochastic 방법

일반적으로 EEG신호는 잡음 속에 묻혀 있고 확률

적으로 처리해야 하는 random process로 간주되기 때문에 EEG신호는 확률분포와 mean, variance, skewness등과 같은 moment, 그리고 correlation 함수와 스펙트럼에 의해 특징지어진다.

autocorrelation 함수는

$$\Phi_{xx}(t_k) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^N x(t_i)x(t_i + t_k),$$

crosscorrelation 함수는

$$\Phi_{x_1x_2}(t_k) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^N x_{1m}x_{2}(t_i + t_k)$$

으로 정의된다.

autocorrelation 함수의 Fourier transform $R_{xx}(f)$ 를 전력밀도함수라고 하고 EEG 신호의 정량적 해석에 쓰이는 통상적인 파라미터이다. $R_{xx}(f)$ 는 주파수 함수이기 때문에 각 주파수에서 power의 분포를 나타낸다. Autocorrelation에 의한 EEG 신호 해석은 alpha리듬과 같은 우세한 리듬 외에 다른 대역의 주파수를 가진 스펙트럼이 있는지 결정하는 것은 어렵지만 power 스펙트럼법에 의하면 그림7에서 나타난 것처럼 쉽게 알 수 있다.

crosscorrelation 법은 서로 다른 두 채널 또는 다른 피검자의 EEG의 유사성등을 알기 위해 적용하는데, 정상적인 배경 EEG와 그것의 전파에 관한 정보를 효율적으로 얻을 수 있으며 또한 뇌의 좌반구와 우반구 사이에 있어서 alpha 발생기와 독립성과 관계등을 crosscorrelation을 이용하여 설명할 수 있다.

crosscorrelation함수는 시간 영역에서의 두 EEG신호 간의 상관관계를 나타내는데 반해 coherence함수는 주파수 영역에 있어서 두 EEG신호 간의 상관관계를 나타낸다. 뇌의 다른 부위에서 전기생리학적인 신호사이의 coherence는 이들 부분의 기능적인 결합과 연결에 의하는데, 간질 발작의 연구나 뇌의 좌반구와 우반구 간의 관계의 연구에 이 방법이 사용되기도 한다.

유발자극전위나 마취, 약물투여에 의한 영향을 판정하기 위해서는 단순히 2차원적인 스펙트럼 분포 보다는 그림 8과 같이 시간에 따른 스펙트럼의 분포상향의 변동을 아는 것이 중요할 때가 있다. 즉 EEG신호의 스펙트럼을 나타내는데 있어서 시간 축을 도입하여 3차원처럼 나타내어 해석하는 것을 compressed 스펙트럼 방법이라 하고 이렇게 나타낸 그림을 compressed spectral array 라고 한다.

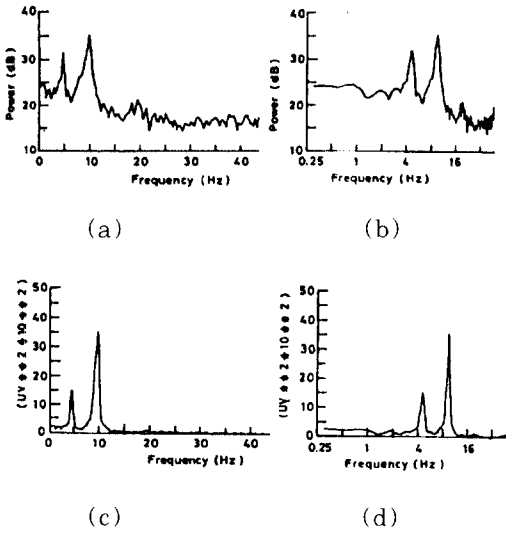


그림 7. EEG신호의 스펙트럼의 표시

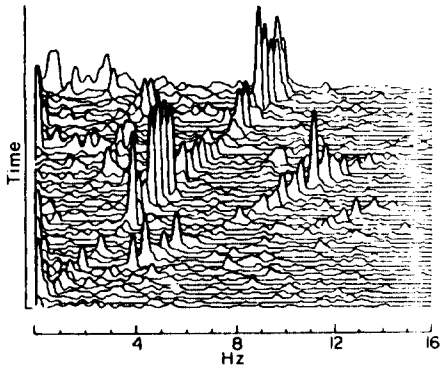


그림 8. Compressed spectral array

3. AR 방법

EEG신호를 처리하는데 있어서 AR(autoregressive)이나 이동평균 방법은 포괄적인 방법인데, 이는 alpha리듬과 같은 EEG신호의 우세한 형태는 신경회로망에 의해 발생된다는 생각에 바탕을 둔다. 초기에는 이런 네트워크는 AR과 이동평균과 같이 수학적으로 공식화 되었지만 alpha 리듬 발생의 물리적 모델과 수학적 모델 사이에 연결 규정이 되어 있지 않고, 또한 그것이 필수적이지도 않다. 이런 수학적 모델의 응용은 일반적인 특성이고, alpha 리듬에 의해 특징지어지는 EEG신호 해석에 유용하다.

EEG신호의 이산값을 $x(k)$, 평균이 영이고, 분산

이 σ^2 인 잡음을 $n(k)$ 라고 하면 ARMA(auto-regressive moving average)필터는 다음과 같은 선형 차분 방정식으로 주어진다.

[ARMA]

$$a_0x(k) + a_1x(k-1) + \dots + a_px(k-p) = b_0n(k) + b_1n(k-1) + \dots + b_qn(k-q)$$

여기서 $a_0 = b_0 = 1$, $b_i = 0$ for $1, 2, \dots$ 이면 AR 모델이 되고, $a_k = 0$ (단 a_0 는 0이 아님)이면 MA 모델이 된다.

[AR]

$$a_0x(k) + a_1x(k-1) + \dots + a_px(k-p) = n(k)$$

[MA]

$$a_0x(k) = b_0n(k) + b_1n(k-1) + \dots + b_qn(k-q)$$

a_0, a_2, \dots, a_p 는 결정되어야 할 계수인데, 이 계수를 효율적으로 결정하기 위한 알고리즘에는 Levinson-Durbin 알고리즘과 Burg 알고리즘 등이 있다.

4. SPA 방법

SPA(spectrum parameter analysis)는 그림 9에서 처럼 각 주파수에 따른 EEG 신호의 power 스펙트럼의 크기 뿐 아니라 각각의 주파수 대역에 있어서 peak 주파수, 대역폭, power 등의 패러미터를 구하여 해석하는 방식이다. SPA 방법은 현재 periodgram 패러미터 방식이 아닌 기법들이 갖고 있는 불리점을 피할 수 있으며, SPA의 임상 적용 결과 시각적으로 조사된 저주파 성분의 양과 SPA 패러미터 간에 특별한 관련이 있다는 것이 밝혀졌다.

5. 수면 EEG 해석

수면상태에서 얻은 사람의 EEG 신호는 생리학 및 병리학적인 정보를 많이 가지고 있다. 따라서 수면 연구는 EEG 신호의 해석에 있어서 중요한 분야의 하나이다. 수면은 여러 단계로 분류되는데, 보통 각성기(wakefulness), REM(rapid eye movement)수면, stage 1, stage 2, stage 3로 구분한다. 그림 10은 사람이 밤 동안의 수면 단계의 변화를 나타내고 있는데, 여기서 보면 사람의 수면 행태는 하루 밤 사이에 수면단계가 반복되고 있음을 알 수 있다.

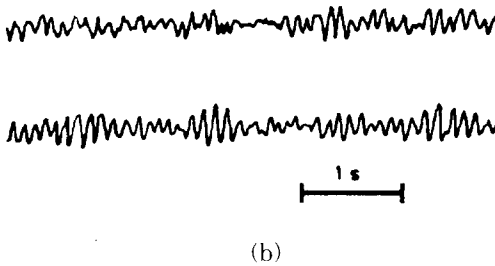
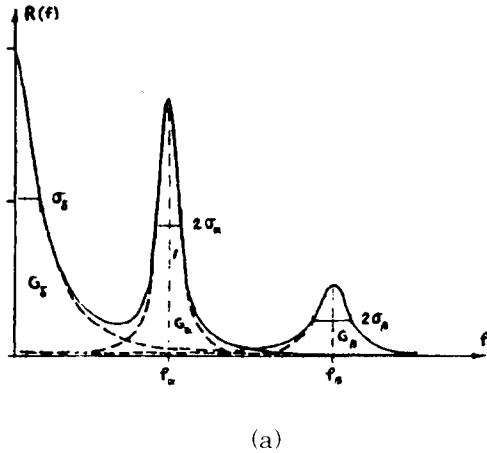


그림 9. SPA 방법

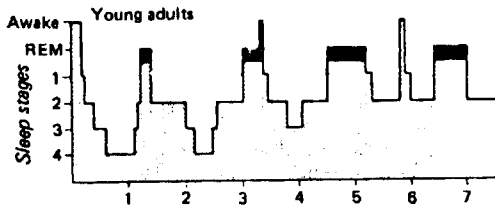


그림 10. 수면 단계 판정도

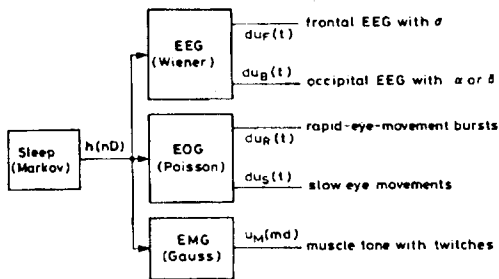


그림 11. 수면 상태의 모델

이런 수면 상태는 EEG, EOG, EMG와 관계가 있다. 따라서 피검자로 부터 측정된 수면 단계를 자동적으로 판별하기 위해서는, 그림 11에서 처럼 EMG 발생기 (Gaussian process), EOG 발생기(Poisson process), EEG발생기(Wiener process)들이 결합하여 Markov chain으로 수면을 모델링 방법으로, 수면 EEG신호로부터 수면 상태를 해석 및 판정할 수도 있다.

IV. BEAM

전극에서 측정된 EEG 신호를 뇌표면에 따라 2차원 영상으로 구성한 것을 EEG map, BEAM (Brain electrical activity mapping) 또는 EEG topography 라고 한다. BEAM은 1차원으로 측정된 EEG신호를 뇌 표면에 따라 2차원 영상으로 나타내 주기 때문에 뇌 표면의 전위 분포 및 시간에 따른 전위 변화를 효과적으로 알수 있기 때문에 EEG신호의 정량적 해석이 용이해진다. 초기에는 병원에서 뇌 종양 및 손상된 혈관의 위치 파악, 여러가지 정신과적인 질환의 진단에 사용되었다.

BEAM은 시간 영역에서 특정 순간 및 짧은 시간 간격으로 시간의 변화에 따른 연속적인 영상을 구성할 수도 있고, 특정한 주파수 영역(alpha, beta, theta, delta)에서 스펙트럼을 구하여 영상을 구성할 수도 있다. 다중채널 EEG 신호를 처리하는 가장 일반적인 방법은 FFT를 이용하여 짧은 기간 동안의 power 스펙트럼을 구하여 분석하는 것인데, 이때 만족할 만한 spectrum을 구하기 위해서는 1-2 분 간의 데이터가 측정되어 spectrum을 평균하여 구한다. Power 스펙트럼으로부터 각 대역의 power, peak 주파수, 평균주파수 또는 power ratio (예를 들면 $[\text{delta} + \text{theta power}] / [\text{alpha} + \text{beta power}]$)을 구하여 BEAM을 구성할 수도 있다.

일반적인 EEG 측정에서와 마찬가지로 EEG 신호를 mapping 하는데 있어서 기준이 필요하다. 보통 다음 식과 같이 주어지는 bipolar derivation, common average reference 법이 사용된다.

Bipolar derivation

$$E_m = E_i - E_j$$

common average reference

$$E_i = E_i - \frac{\sum_{j=1}^N E_j}{N} \quad i = 1, 2, 3, \dots, N$$

여기서 E_i , E_j 는 전극에서 측정된 실제 전위이고, $E_{(ij)}$ 는 두 전극 사이의 쌍극성 전위, $E_{(a)}$ 는 전극에서의 common average 방법에 의한 전위를 나타낸다.

머리에 부착할 수 있는 전극의 수는 한정된 머리 표면적 과 10-20법에 의해서 제한 되는데, 보통 BEAM을 구성하는데 쓰여지는 필요한 채널의 수는 16 채널 이상의 EEG신호가 필요하다. 그러나 기능성 유발전위의 BEAM은 8 채널 신호만으로 구성하는 경우가 있다. 제한된 숫자의 전극에서 얻은 신호로 뇌 표면 전체에 대한 전위 분포를 추정하기 위해서는 대단히 많은 pixel(예를 들면 64×64)로 뇌 표면을 분할하여야 한다. 그림 12는 뇌 표면의 분할 및 BEAM 구성의 기본적인 원리를 나타낸다.

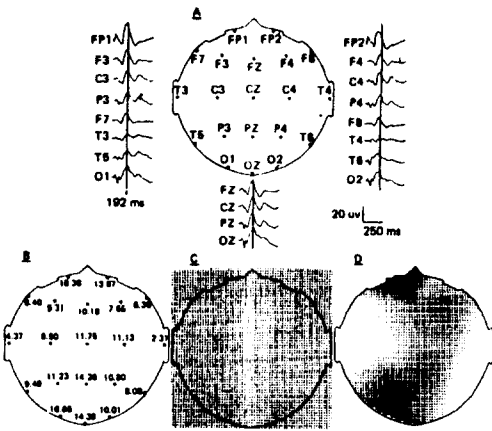


그림 12. 뇌 표면의 분할 및 BEAM 구성

분할된 뇌 표면에서 각 pixel에서의 전위 값을 구하기 위해 측정된 제한된 수의 데이터로부터 보간을 하여야 한다. 이 보간을 위한 알고리즘은 여러가지가 있으나 N-nearest neighborhood 알고리즘이 쉽다. 이 알고리즘에 의하여 각 pixel에서의 V_p 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$T = d_1 + d_2 + \dots + d_N$$

$$S = \sum_{i=1}^N \frac{T}{d_i}, \quad w_i = \frac{T}{d_i} * \frac{1}{S}, \quad \sum_{i=1}^N w_i = 1$$

$$V_p = w_1 * V_1 + w_2 * V_2 + \dots + w_N * V_N$$

여기서 W_i 는 가중치, d_i 는 임의 지점과 가장 가까

운 N 개의 전극들과의 거리이며, N 는 보간에 사용될 전극의 수로 보통 3 또는 4이다.

그림 13은 경상대학교 전자공학과에서 구현한 BEAM인데, 4점 보간법 ($N = 4$)을 이용하여 16 채널 EEG신호로 시간영역에서 100분의 1초 단위로 구성된 color BEAM의 예이고, 그림 14는 EEG신호의 스펙트럼을 구하여 주요 리듬별(alpha, beta, delta, theta)로 구성된 color BEAM의 예이다.

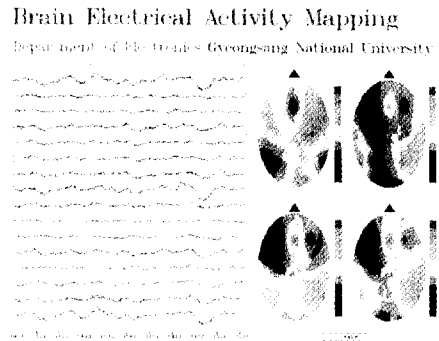


그림 13. 시간영역에서 구성된 BEAM

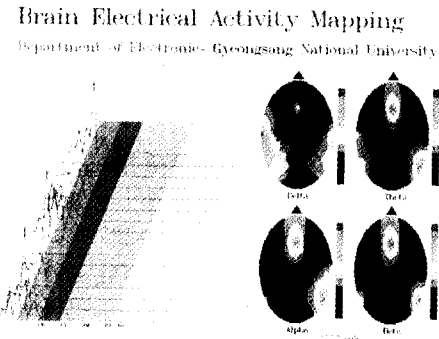


그림 14. 주파수영역에서 구성된 BEAM

구성된 BEAM을 해석하기 위한 통계적인 처리는 다음과 같이 4가지 경우로 나눌 수 있다. 첫번째는 1개의 BEAM에 대한 통계적 특성 조사, 두번째는 2개의 BEAM의 비교, 세번째는 1개의 BEAM과 기준 집단의 BEAM과의 비교, 네번째는 두 집단에 있어서 각각의 BEAM을 비교하는 방법이 있다. 여기서 1개의 BEAM과 기준 집단의 BEAM의 비교에는

z-static이 사용되어 질 수 있다. Duffy는 SPM (significance probability mapping)을 제안하였다. 즉 개인의 피검자(x)로 부터 구한 각 pixel에서의 값을 z-변환하여 구한다. 또 2개 집단의 BEAM의 비교에는 두 데이터 집단이 정상 분포하고 같은 분산을 가진다면 t-static SPM을 적용하여 비교한다. 그림 15는 이 두 경우에서 통계적 처리 방법을 나타낸다.

參考文獻

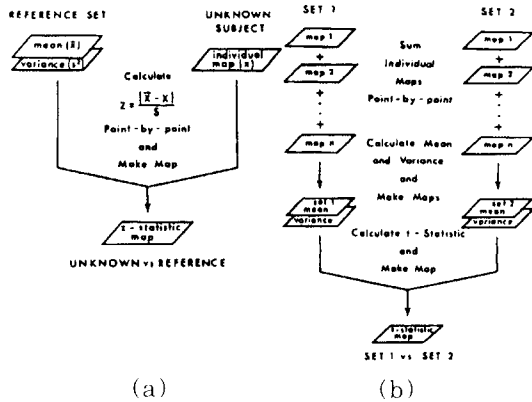


그림 15. BEAM 해석을 위한 통계적 방법

V. 맺음말

EEG 신호는 파형 자체가 불규칙하고 결정적 신호가 아니기 때문에 장기간의 훈련이나 경험을 거치지 않고는 분석하기가 어려울 뿐 아니라 정량적 해석이 어려운 실정이다. 이 글에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여, EEG신호에 대한 진폭해석법, stochastic 방법, AR 방법, SPA 방법, 수면 EEG 해석법 등을 이용한 EEG 신호 해석 및 다중채널 EEG 신호를 2차원 영상인 BEAM에 대하여 간략히 설명하였다. 최근에는 wavelet 이론이나 chaos 이론을 적용하여 EEG신호를 해석하기도 한다. 그러나 이러한 방법들이 모든 경우의 신경계통의 기능 이상 및 질환 판단에 대한 유용한 정보를 주는 것이 아니기 때문에, 임상에서는 각 증상에 적합한 방법을 채택하여 패러미터를 추출하여 해석을 하는 것이 바람직할 것이다.

[1] R. Weitkunt, "Digital Biosignal Processing". Elsevier, 1991.
 [2] F. H. Duffy, V. G. Iyer, W. W. Surwillo, "Clinical Electroencephalography and Topographic Brain Mapping", Springer-Verlag, 1989.
 [3] J. G. Webster, "Medical Instrumentation Application and Design", Houghton Mifflin, 1992.
 [4] R. Aston, "Principles of Biomedical Instrumentation and Measurement", Maxwell-Macmillan, 1991.
 [5] R. Spehlmann, "EEG Primer", Elsevier, 1981.
 [6] M. R. Nuwer, "Quantification EEG : 1. Techniques and Problems of Frequency Analysis and Topographic Mapping", J. of Clinical Neurophysiology, 5(1), Raven Press, 1988.
 [7] N. Yamaguchi, "Recent Advances in EEG and EMG Data Processing", Elsevier, 1981.
 [8] F. H. Duffy, "Topographic Mapping of Brain Electrical Activity", Butterworth, 1986.
 [9] R. Cooper, "EEG Technology", Butterworth, 1980.
 [10] W. J. Tompkins, "Biomedical Digital Signal Processing", Prentice-Hall, 1993.
 [11] R. K. Hobbie, "Intermediate Physics for Medicine and Biology", Wiley, 1988.
 [12] E. C. Ifeachor, B. W. Jervis, "Digial Signal Processing : A Practical Approach", Addison-Wesley, 1993.
 [13] B. Porat, "Digital Processing of Random Signals: Theory and Method", Prentice-Hall, 1994.
 [14] J. G. Webster, "Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation", Wiley, 1988.

筆者紹介



李建基

1955年 7月 27日生

1978年 2月 연세대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사)

1980年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 석사과정 마침(공학석사)

1990年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 박사과정 마침(공학박사)

1980年 2月 ~ 1980年 8月	연세대학교 공과대학 전기공학과 조교
1982年 8月 ~ 1983年 2月	연세대학교 공과대학 전기공학과 조교
1983年 3月 ~ 1985年 2月	연세대학교 의과대학 의용공학과 조교
1985年 4月 ~ 1987年 9月	경상대학교 공과대학 전자공학과 전임강사
1987年 10月 ~ 1991年 9月	경상대학교 공과대학 전자공학과 조교수
1991年 10月 ~ 현재	경상대학교 공과대학 전자공학과 부교수

주관심 분야 : 생체신호처리 및 neural net