

EEG 計測시스템과 信號處理

崔 甲 石

(正 會 員)

明知大學校 工科大學 電子工學科 教授

I. 序 論

近年 電子工學의 發展과 電子技術의 革新에 따라 腦의 電氣現象에 대한 研究가 눈부시게 進行되고 있다. 사람이나 動物의 頭皮上이나 大腦皮質 表面으로부터 나타나는 電氣現象은 다음과 같이 3大別된다.

- ① 直流電位 (D. C potential)
- ② 腦波 (electroencephalogram : EEG)
- ③ 誘發電位 (evoked potential)

直流電位는 다시 다음과 같이 둘로 나어지며, 最近에 研究되기 시작하여 將來에 큰 分野를 形成해서 開發되어 나갈 추세에 있다.

① 定常電位 (stationary potential) : 일정 基準에 대해서 腦의 各部가 갖는다고 생각되는 電位로서 正常細胞構造가 유지되는 한 거의 變하지 않으며, 通常 mV 單位로 測定된다.

② 緩變動電位 (slowly changing potential) : 腦가 機能的인 活動을 할 때 나타나는 완만한 電位變動(通常 0.5/sec이하)으로서, μV 單位로 測定된다.

腦波는 그 振動數에 따라 δ , θ , α , β 波 등으로 區分되고 있다. 사람의 頭皮上의 2 개소에 電極을 裝着하여 電氣現象을 測定하면 8~13/sec의 電位變動이 얻어진다. 이것이 α -波 혹은 α -rithm이다. α 波는 被檢者가 조용한 暗室에서 눈을 감고 아무 것도 생각하지 않게 하면 가장 規則的이고 또 큰 振幅이 나타나지만 눈을 뜨거나 생각을 하면 α 波가 減少하여 不規則한 微細한 電位變動이 눈에 띄게 나타난다. 이것이 α 波 減弱(α -flocking)이라고 하는 現象이며, 특히 이와 같은 狀態나, 通常 成人 腦波에도 混在하는 13~60/sec의 微細한 電位變動을 β 波라고 하며, 이것을 때로는 速波(fast wave)라고 한다.

또 成人에서는 睡眠 중, 乳幼兒에서는 눈을 뜨고 있는 경우라도 (0.25) 0.5~8/sec의 低周波가 나타나며,

이것을 徐波(slow wave)라고 하는데, 이 徐波는 그 周期에 따라 (0.25) 0.5~4/sec의 δ 波와 4~8/sec의 θ 波로 區別된다.

이상은 사람의 正常狀態에서 볼 수 있는 腦波인데 病的狀態에서는 成人이라도 눈 뜬 狀態에서 徐波가 나타나거나, 棘波(spike wave), 기타 異常波가 나타난다. 그러나 이러한 것들의 發現機序에 대해서는 아직 명확히 究明되지 않고 있다.

여러가지 感覺受容器나 그로부터의 求心性 感覺神經에 刺戟을 가해서 특히 大腦皮質로부터 나타나는 電氣現象을 觀察하는 방법은 誘發電位法의 일종으로서 이전부터 腦의 活動에 대한 研究에 應用되어 왔으나 腦波의 本態를 究明하는 방법으로서도 重要視되고 있다.

最近 國際적으로나 國內적으로 腦의 活動과 腦病患의 病因에 대한 研究의 重要性이 인식되어 가고 있으나 그런 경우에 通常의 腦波 외에 여러가지 腦의 電氣現象이 有力한 研究上의 手段으로 되고 있으며 많은 進歩를 보고 있다.

腦波에 대한 研究는 腦法測定을 해서 處理하는 것에서 시작된다고 볼 수 있다. 따라서 여기서는 腦波의 計測시스템과 計測方法, 그리고 測定한 腦波를 處理하는 信號處理에 대해서 記述한다.

II. 腦波 計測시스템

腦波의 定義는 腦細胞의 集團이 나타내는 電位變動을 縱軸에 電位, 橫軸에 時間을 취하여 記錄한 것이다. 그러나 導出法에 따라 區別할 必要가 있을 경우에는 Jasper 등(1954)이 행한 것과 같이 頭皮腦波(scalp electrogram), 皮質腦波(cortical electrogram), 深部腦波(depth electrogram) 등으로 區別한다. 여기서는 腦波計測시스템과 計測法에 대하여 간단히 記述한다.

그림 1은 基本的인 腦波 計測시스템을 표시한 것이
다. 腦波 計測시스템은 크게 나누어 電極, 增幅部, 記
録 혹은 表示部の 主要 3部分으로 構成된다.

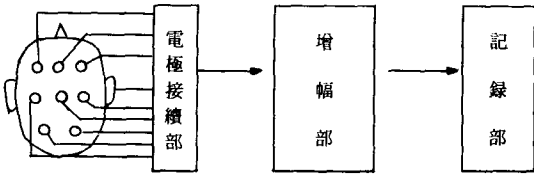


그림 1. 腦波 計測 시스템

1. 電 極

腦波 計測에 있어서는 腦의 電氣活動을 導出하는 電極 (electrode)이 필요하다. 電極의 材質은 不分 極性이라고 하는 것을 重要視하므로, 塩化銀이 가장 바람직스러우나 實際로는 銀이 많이 사용된다. 그러나 Gibbs(1950)나 Grass(1948)는 solder가 銀 이상으로 우수하다고 하고 있다.

電極은 形狀, 用途로부터 다음과 같이 分類된다.

(1) 頭表電極 (head-surface electrodes)

- ① 圓板型電極 (disk electrode)
- ② 컵電極 (cup electrode)
- ③ 針電極 (needle electrode)

(2) 特殊電極

- ① 鼻咽喉電極 (pharyngeal electrode)
- ② 鼓膜電極 (tympanic electrode)
- ③ 深頭蓋針電極 (deep skull needle electrode)

多數의 電極을 사용할 경우에는 되도록 同質 同形의 것을 사용하여야 한다. 同質이 아니거나 形이 다른 電極을 사용할 경우 雜音을 일으키기 쉽다.

2. 電極의 接着

頭表電極에는 되도록 그 部位의 毛髮을 짧게 깎고, 알콜로 충분히 皮膚를 脫脂해서 아래의 接着劑로 電極을 固定한다. 針電極은 皮膚를 消毒한 후에 皮膚에 꽂으면 되므로 번거로운 操作은 不必要하다. 그러나 神經質인 成人이나 小兒에게는 針電極을 사용할 수 없는 경우가 많다.

接着劑로서는 ① 食鹽水 (生理食鹽水 혹은 變濃度の 것)에 적신 綿, ② 電極 풀 (electrode past)이 사용된다. 電極 풀에는 여러가지 處分이 있으나 아래에 몇가지를 든다.

- ① 食 鹽 18g }
 녹 말 20g } 을 끓여서 만든다.
 石炭酸 1g }
 水 100g }

② 밴드나이드 4에 塩化칼슘 1의 比率로 混合하여 극히 少量의 石炭酸을 더하여 끓인 물로 반죽하여 적절하게 굳힌것

- ③ 밴드나이드 75 }
 塩化칼슘 (飽和液) 15 } 끓인 물로 혼합해 적절히
 食 鹽 (飽和液) 10 } 굳게 한것
 글리세린 5 }

電極의 接着에 있어서는 어느 電極이든 接觸抵抗이 單極 導出일 경우 15kΩ이내, 雙極 導出일 경우 10kΩ이내, 가능하면 5kΩ이내에 머무르도록 設計, 裝着하여야 한다. 抵抗이 이 以上으로 되면 雜音이 많아져서 測定이 어려워진다.

3. 導出法

腦波의 導出法은 電極의 設置와 그 組合 montage가 문제로 된다. 國際用語委員會(1965)의 指定用語에 따르면 單一 電極設置 (electrode placement)를 lead라고 하고 한쌍의 lead로부터 計測하는 것을 derivation이라고 하며, 몇 개의 derivation의 電極의 組合를 montage라고 呼稱한다.

International Federation of Societies for Electroencephalography and Clinical Neurophysiology에서는 1965년에 10~20 電極法을 推獎하였고, 그 電極 部位는 그림 2와 그림 3에 표시한 것과 같다. Nasion,inion을 基準으로 취하여 이 2點間의 距離의 10%의 길이만을 nasion으로부터 위로 F_p(frontal pole)點, 그로부터 後方에 각각 20%의 길이의 곳에 F(frontal), C(central), P(parietal), O(occipital)의 각 點을 定한다.

電極 位置의 選擇方法에서 單極 및 雙極 導出은 重要하므로 간단히 설명해 둔다.

귀불(때로는 코불을 사용하기도 한다.)을 電氣의으로 不活性이라고 생각하여 여기에 電極을 부착하고, 다른 하나의 電極을 電氣의으로 活性인 頭皮上에 裝着하여 2極間의 電位差 變動을 導出하는 방법을 單極 導出 (monopolar or unipolar lead)이라고 한다. 이때 귀불(혹은 코불)의 電極을 無關電極 (indifferent electrode), 頭皮上의 電極을 關係電極 (different electrode)이라고 한다.

電氣의으로 活性인 2點(즉 頭皮上의 2點)間의 電

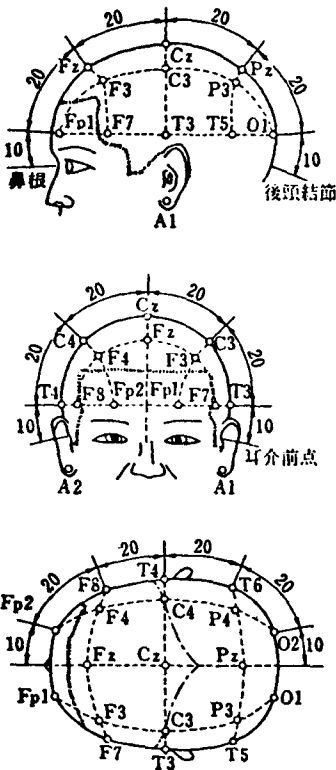


그림 2. 國際式 10~20 電極法⁽¹⁾

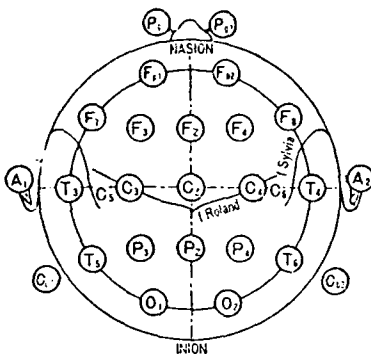


그림 3. 國際式 10~20 電極法⁽²⁾

位差의 變動을 導出하는 方法을 雙極導出 (bipolar lead) 이라고 한다.

4. 增幅部

腦의 電氣現象은 그 信號 레벨이 낮고, 周波數 成分도 起低周波領域을 포함하며, 外部로부터의 電氣的 妨害를 받기 쉬우므로 特別한 配慮가 필요하다. 腦波

의 增幅部는 不必要한 雜音 혹은 成分을 除去하기 위한 필터와 增幅回路로 된다. 腦波는 μV 單位로 測定되며, 生體에서의 電流는 $10^{-7} \sim 10^{-8}$ [A] 정도이므로 增幅器의 入力 임피던스는 $5 M\Omega$ 이상 되어야 한다. 또 腦波의 記錄部를 구동하기 위해서는 이들 腦波는 적어도 120dB 이상으로 增幅되어야 한다.

外部로부터의 交流 妨害를 避하기 위해서 腦波 增幅器의 入力回路는 대개 差動增幅器를 사용한다. 또 腦波 計測시스템의 感度는 대단히 높고 周波數特性도 좋아야 하므로 交流障害에 特別히 注意하여야 한다. 그러기 위해서는 쉴드(예를들어 쉴드룸 같은 것)가 필요하다. 最近에는 노셴드라고 하는 쉴드룸 不必要의 腦波計測 시스템도 발표되고 있다.

- ㉠ 特殊한 交流相殺回路를 사용하는 방식
 - ㉡ 人體에 逆極性 Hum 注入用 電極을 두는 방식
 - ㉢ 帶域除去 필터를 두는 방식
 - ㉣ 弁別化를 높이는 방식
- 등이 있다.

5. 記錄部

增幅된 腦波는 오시로스코우프로 모니터링하거나, 펜 레코우더로 記錄紙에 記錄한다. 또는 마그네딕테이프에 記錄한다. 오시로스코우프는 100Hz 미만을 觀測할 수 있는 것이어야 한다. 記錄紙에 記錄하는 방법도 잉크를 사용하는 것도 있고 thermal pen을 사용하는 것도 있다. 記錄速度는 1mm/s~1m/min까지 있으며, 경우에 따라서는 sheet speed를 선택할 수 있게 되어 있고, 通常 3mm/s 정도로 記錄한다.

III. 腦波信號處理

腦로부터 얻어지는 腦波信號는 통상 連續時間函數로서 주어진다. 時間的으로 變化하는 時間波形으로부터 거기에 包含된 特徵이나 情報를 抽出하기 위해서 信號處理를 한다. 信號處理는 最近 컴퓨터의 發達에 따라 柔軟性이 豊富한 디지털 信號處理가 主流를 차지하고 있는데 離散化함으로써 생기는 여러가지 基本的인 문제와 信號處理의 基礎理論은 다루지 않고, 여기서는 時系列 腦波의 統計的 解析과 스펙트럼 推定에 대해서 주로 記述한다.

1. 腦波信號의 統計的 解析

(1) 腦波의 特徵

頭皮上에서 얻어지는 腦波는 腦의 自發的 活動과 隨意動作에 應答한 活動이 함께 섞여 있다. 動作에 應答한 現象에만 注目했을 때는 自發性은 不必要하며

雜音으로 볼 수 있다. 이와 같이 腦波信號는 그것에 包含된 特定現象에 着眼했을 때 雜音이라고 볼 수 있는 不必要한 成分을 수반하고 있다. 경우에 따라서는 特定現象이 雜音 중에 묻혀 있을 수도 있다.

둘째로 腦波는 確率의 信號特徵을 갖는다. 自發腦波의 경우에는 現象을 支配하는 法則이 그렇게 明白하지 않으며, 또 어느정도 대담한 假定을 하더라도 現實의으로 대단히 많은 因子가 얽혀 있기 때문에 確率의인 개념을 導入하지 않으면 說明할 수 없다.

셋째로 腦波信號는 非定常信號의 特徵을 갖는다. 腦波를 短時間 區間에 대해서 보면 일정한 性質을 갖는 소위 定常信號로 볼 수 있다. 그러나 全體로서는 時間經過에 따라 그 統計的 性質이 變한다. 즉 非定常性이다.

따라서 이와 같은 腦波信號를 解析하기 위해서는 統計的手法에 依存하지 않을 수 없게 된다. 즉 確率過程으로서의 解析을 하여야 한다.

(2) 統計的 腦波處理의 基本的인 생각

腦波는 랜덤한 데이터系列로서 觀測된다. 이와 같은 랜덤性을 갖는 信號를 랜덤信號(random signal) 혹은 確率信號(stochastic signal)라고 한다.

일반으로 랜덤信號의 發生은 다분히 偶然的 要素로 支配된다. 따라서 어떤 일정한 觀測信號의 完全한 再現性은 期待할 수 없다. 그러나 複數個의 信號가 같은 現象으로부터 觀測되었다고 하면 그들 사이에 어떤 共通的인 性質이 있을 것이라는 것은 충분히 생각할 수 있다. 이 性質은 각각의 觀測信號 자체의 性質이라기 보다는 信號의 發生源의 性質이라고 생각해야 할 것이다. 이 發生源의 性質은 觀測信號에 대해서 어떤 平均 操作을 해서 그 平均的 性質, 즉 統計的 性質을 找함으로써 明白히 된다. 이것이 統計的 信號處理의 目的이다. 즉 統計的 信號處理에서는 再現性이 없는 개개의 觀測信號를 詳細하게 解析하는 것은 意味가 없고 그 背後에 있는 共通的 性質을 究明하는 것이다.

즉 랜덤한 現象을 취급할 경우에는 觀測 데이터가 속해 있어야 하는 統計的 母集團을 想定하여야 한다. 이 경우에 觀測데이터는 그 母集團으로부터 얻어지는 하나의 標本(見本函數)에 불과하다. 그 標本은 같은 母集團으로부터 얻어진 것이면 어떤 統計的 性質을 갖는다. 이 統計的 規則이 그 母集團의 固有 파라미터이고 이것을 推定하는 것이 統計信號處理의 目的이다.

이와 같은 랜덤信號인 腦波의 統計的 性質을 나타내는 데는 平均值 函數 相關函數, 共分散函數 등이

사용되며 이들 函數에 대한 理論은 다른 文獻을 參考할 수 있을 것이다.

(3) 定常過程과 에르고트性

確率過程으로서 腦波解析을 함에 있어 腦波의 定常性과 에르고트性이 支配될 수 있을 때 그 解析은 대단히 간단해진다.

確率過程은 非定常過程과 定常過程으로 나누어진다. 腦波信號에 대해서 보면 比較的 짧은 時間에서는 安定한 일정한 變化를 나타내는 것이 있다. 이와 같이 時間軸上的 推移에 대해서 統計的 性質이 變하지 않는 特別한 確率過程이 定常過程(stationary process)이다. 그러나 일반적으로 腦波信號는 時間經過에 따라 그 性質이 變하고 있어 엄밀히는 모두 非定常過程(nonstationary process)이라고 해도 과언이 아니다.

한편 信號解析의 입장에서 보면 定常過程의 解析이 훨씬 쉽고 適用할 수 있는 理論도 많으므로 실제의 解析에 있어서는 定常性이 成立하는 短時間의 腦波信號를 對象으로 하거나 計測할 수 있는 信號의 限界로부터 定常으로 보고 解析하지 않을 수 없는 경우도 있다.

腦波는 時時刻刻으로 變하고 있으므로 같은 性質을 갖는 安定한 腦波를 多數 얻는 것은 困難하다. 따라서 하나의 腦波의 記錄으로부터 信號全體의 性質을 決定할 수 있다면 解析은 대단히 쉬워진다. 하나의 標本過程으로부터 確率過程의 統計的 性質을 결정할 수 있을 때 에르고트性이라고 한다. 일반적으로 集合平均과 時間平均이 일치할 때 그 確率過程은 에르고트性(ergodic)이라고 한다.

2. 腦波信號의 스펙트럼解析

(1) 解析의 手法

腦波信號의 解析은 時間領域의 統計的 解析 필터링 뿐만 아니라, 信號의 周波數 成分이 필요할 경우가 많다. 이 경우 가장 基本的인 것이 스펙트럼 解析이다.

스펙트럼 解析에서는 파워스펙트럼密度를 推定하는 것이 基本的이며 다음의 方法이 잘 사용된다.

① 相關函數法(B-T法)

自己相關函數를 計算해서 이것을 푸우리에 變換하여 파워스펙트럼을 推定하는 方法이다. Blackman-Tukey에 의하여 開發된 것으로 B-T法이라고도 한다.

② FFT法(피리오드그램法, 直接法)

時系列 데이터 $\{x(0), x(1), \dots, x(N-1)\}$ 를 直接 푸우리에 變換하여 구하는 方法으로 피리오드그램法 혹은 直接法이라고 한다.

③ 線形豫測모델法

觀測信號 $\{x(n)\}$ 을 어떤 線形系의 出力으로 보고 線形모델을 適合시켜, 그 周波數 特性으로부터 파워스펙트럼을 推定하는 방법이다.

歴史的으로는 相關函數法(B-T法)이 가장 오래전부터 사용되어 一般的이었다. 그러나 Cooley와 Tukey에 의한 變速 푸우리에變換(FFF)의 開發로 計算時間을 短縮할 수 있게 되어 相對的으로 相關函數의 計算時間이 큰 比重을 차지하게 되었으며, 따라서 相關函數의 計算이 필요치 않는 FFT法이 交流을 이루게 되었다. 그러나 B-T法과 FFT法은 本質的으로 같은 手法이며, 스펙트럼 分解能이 有効 데이터長 $T=N\Delta t$ 에 의하여 實質的으로 결정되는 欠點이 있다.

따라서 데이터長을 길게 잡을 수 없을 경우에는 이 方法에는 限界가 있다. 이에 對해서 最近 注目하게 된 線形豫測모델法은 짧은 데이터系列로부터 높은 分解能의 스펙트럼을 推定할 경우 適合한 手法이다. 다음節에서 線形豫測모델에 의한 스펙트럼 推定에 대해서만 記述한다.

(2) 線形豫測모델에 의한 스펙트럼推定

相關函數法이나 FFT法에 의한 스펙트럼 推定에서는 窓函數를 곱고 있으므로 觀測데이터 혹은 相關函數의 윈도우外의 값은 0으로 假定하고 있으나 실제의 데이터는 無限히 길게 계속되고 있으므로 그 假定은 合理的이라고 할 수 없다. 그러나 線形豫測모델法은 데이터를 生成하는 時系列모델을 推定하고 그 모델로부터 스펙트럼을 計算하는 方法이다. 이때 觀測區間 外의 데이터는 모델에 의하여 豫測하게 된다. 이 절차는 다음과 같다.

① 時系列 데이터에 대해서 線形모델을 가정하고, 그 파라미터를 時系列 데이터로부터 推定한다.

② 모델로 推定한 파라미터值를 代入하여 스펙트럼 推定值를 얻는다.

이와 같은 모델을 사용하는 推定法은 몇 개의 未知 파라미터를 觀測데이터를 基礎로 하여 最適하게 決定한다는 점에서 파라메트릭(parametric) 스펙트럼 推定法이다. 이에 대해서 相關函數法이나 FFT法은 모델을 가정하거나, 파라미터를 推定하지 않으므로 非파라메트릭(nonparametric) 推定法이라고 한다.

時系列 生成모델로서는 線形豫測모델을 생각한다. 時系列信號 $x(n)$ 을 그림 4와 같이 線形系로부터의 出力이라고 생각한다. 또 그 關係는 다음과 같이 주어진다.

$$x(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + \sum_{k=0}^q b_k u(n-k) \quad (4-1)$$

여기서 $b_0 = 1$ 이다. 식(4-1)은 現在의 出力 $x(n)$ 이 過去의 出力 및 現在·過去의 入力信號의 線形結

합으로 표시되는 것을 뜻한다. $x(n)$ 이 過去의 入出力으로부터 豫測되므로 식(4-1)을 線形豫測모델(linear prediction model)이라고 한다. 식(4-1)의 兩邊을 Z-變換하여 傳達函數를 구하면 다음과 같이 된다.

$$H(z) = \frac{x(z)}{u(z)} = \frac{\sum_{k=0}^q b_k Z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^p a_k Z^{-k}} \quad (4-2)$$

식(4-2)는 a_k, b_k 의 組合에 의하여 3種類의 모델로 나누어진다.

㉠ 自己回己모델

식(4-2)에서 $b_k = 0 (1 \leq k \leq q)$ 로 하여 얻어진다. 過去의 出力의 피드백에 의하여 現在의 出力이 決定되므로 自己回己모델(autoregressive model) 혹은 AR모델이라고 한다.

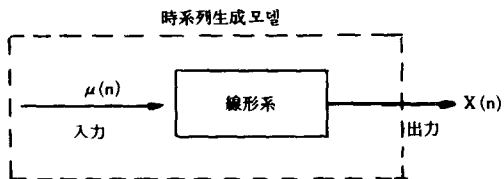


그림 4. 線形豫測모델

㉡ 移動平均모델

식(4-2)에서 $a_k = 0 (1 \leq k \leq p)$ 로 하여 얻어진다. 過去의 q 時點까지의 入力系列의 웨이트드平均으로 現在의 出力이 결정되므로 移動平均모델(moving average model), 혹은 MA모델이라고 한다.

㉢ 自己回己·移動平均모델

AR모델과 MA모델을 組合한 모델로 식(4-2)로 주어진다.

위의 모델 중에서 스펙트럼推定에 가장 많이 사용된 것은 AR모델이다. 그 理由는 몇가지 있지만, 效率的인 計算알고리즘이 얻어진다는 것과, 最大엔트로피라고 하는 統計的 理論의 뒷받침을 받는다는 것이다. 즉 觀測되지 않은 部分에 엔트로피가 最大가 되도록 데이터를 外插한다고 하는 가정이 合理的이다.

AR모델의 係數 a_k 를 求하여 그로부터 스펙트럼을 推定할 수 있으며, AR係數를 효율적으로 計算할 수 있는 알고리즘에는 Levinson-Durbin 알고리즘과 Burg 알고리즘이 있다.

(3) 計算例

FFT法과 AR모델法에 의한 腦波 스펙트럼 推定의 例를 든다. 一般으로 腦波는 周波數 成分에 따라 다음과 같이 分類된다.

- δ波 : 0.5 ~ 4 Hz
- θ波 : 4 ~ 8 Hz
- α波 : 8 ~ 13 Hz
- β波 : 13 ~ 15 Hz

健康한 正常人의 腦波는 開眼安靜覺醒時에 比較的變周波의 β波가 많이 包含되며, 閉眼覺醒時에는 α波가 현저하게 나타나는 것이 알려져 있다. 그림5에 開眼 및 閉眼時의 後頭部 腦波(雙極誘導)의 時間波形이다. 이것을 샘플링周期 10ms로 A/D變換하여 FFT法 및 AR모델法으로 파워스펙트럼을 推定하여 그림 6 (FFT法), 그림 7 (AR모델法)에 표시하였다. 閉眼時 9Hz 부근에 피크가 생기는 것을 알 수 있다. AR 모델法은 $N=64$ ($p=7$)에서도 明確히 피크가 分離된다. 또한 $p=7$ ($N=64$), $p=19$ ($N=256$)는 FPE, AIC가 모두 最小值로 되었을 때의 次數이다. 한편 開眼時는 거의 平均한 스펙트럼分布로 되어 있으나 時間波形에서 볼 수 있는 드리프트의 영향이 低周波에 突出해서 나타나고 있다.

(4) AR 모델에 의한 短時間 스펙트럼推定

非正常信號 즉 信號의 統計的 性質이 時間的으로 變하고 있는 信號는 그 平均值나 分散, 相關函數, 確率密度函數. 周波數스펙트럼構造 등이 時時刻刻으로 變한다. 腦波는 非正常信號로써 信號의 非正常 解析이 要망된다.

예를들어 腦波의 周波數스펙트럼 構造가 時間的으로 어떻게 變化하고 있는가 알고 싶을 경우가 있다. 이 경우 지금까지의 定常스펙트럼解析을 應用하여 간단하게 그 構造를 알려고 하는 것이 短時間스펙트럼解析이다. 그림4, 그림5와 같이 데이터의 部分列 $x_i(n)$ 을

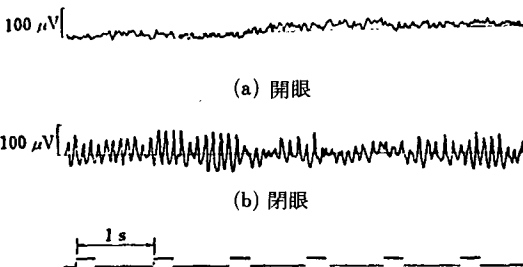
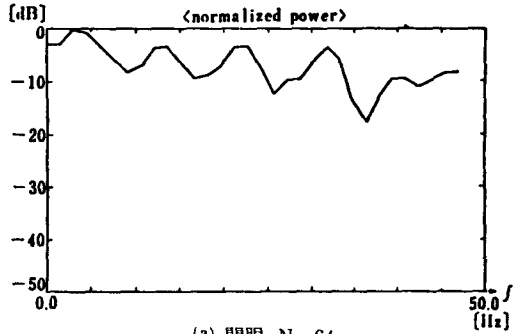
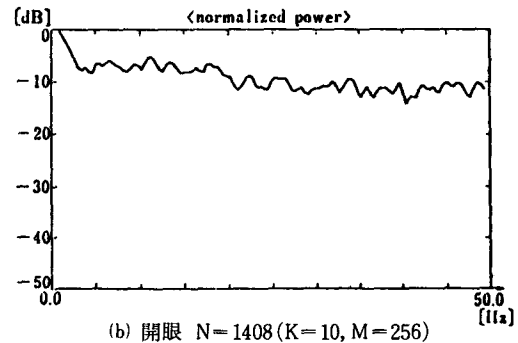


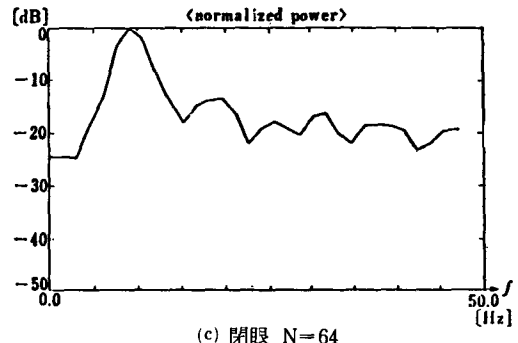
그림 5. 開眼 및 閉眼時의 後頭部 腦波(雙極誘導)



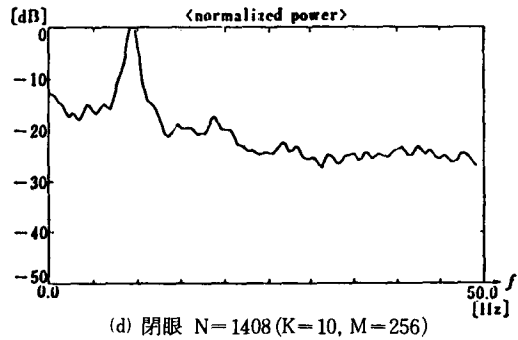
(a) 開眼 $N=64$



(b) 開眼 $N=1408$ ($K=10, M=256$)



(c) 閉眼 $N=64$



(d) 閉眼 $N=1408$ ($K=10, M=256$)

그림 6. FFT法에 의한 腦波 파워스펙트럼推定 샘플링 周期 $f_s=10ms$, (b), (d)는 部分列을 반식重復 ($L=M/\tau$)

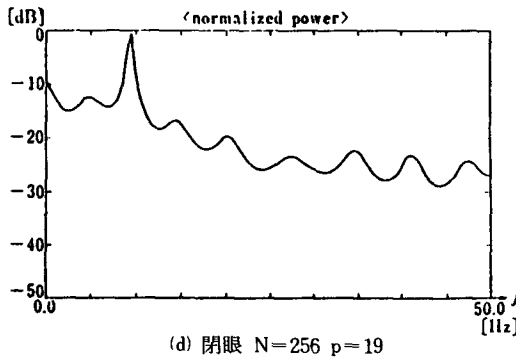
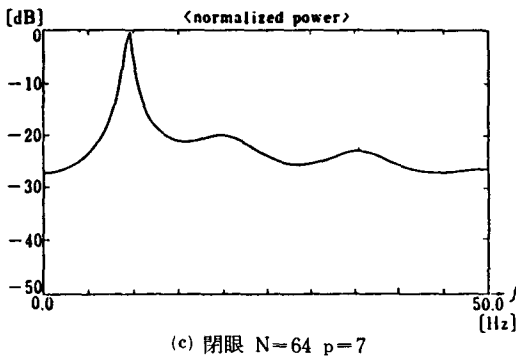
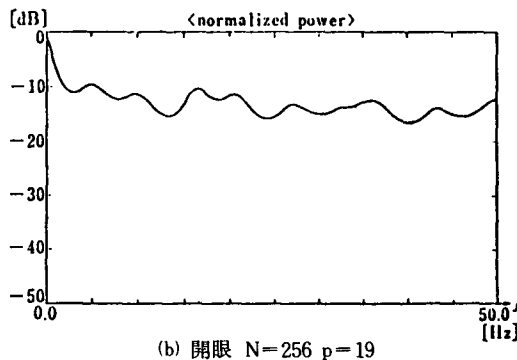
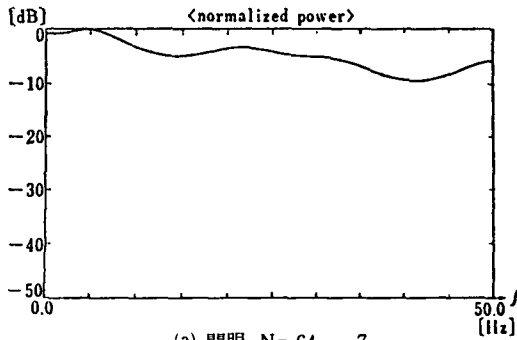


그림 7. AR모델法에 의한 腦波 파워스펙트럼推定 (샘플링周期 $f_s = 10\text{ms}$)

잘라내서 각각의 區間 내에서는 信號를 定常으로 생각하고 部分列 마다 파워스펙트럼을 구하여 時間的 變化를 觀測하는 方法이다. 이때 短分析區間이라도 되도록 필요한 分解能을 얻으려고 한다. 피리오그램法에서는 周波數分解能이 데이터의 統計的 性質에 무관 제한 分析區間長으로 결정된다. 또 파워스펙트럼의 推定值를 얻기 위해서는 集合平均을 필요로 하며 이와 같은 解析에는 不適當하다. 이에 대해서 線形豫測모델에 의한 推定 특히 Burg法은 有限長 時系列 데이터를 有效하게 사용 한 最小 2葉의 뜻에서 가장 좋은 스펙트럼의 推定值를 얻을 수 있다. 더욱이 分解能은 分析區間長에 거의 依存하지 않는다. 특징을 갖고 있어 이와 같은 短時間스펙트럼 解析에 有用하다.

그림 8은 200Hz로 샘플링한 腦波(a)에 Burg法을 適用하여 等파워스펙트럼 線圖, 三次元 表示에 의하여 그 파워스펙트럼의 時間的 變化를 表現한 것이다. 여기서 時間的 變化를 追跡하기 위해서는 分析區間長을 얼마로 하면 좋을 것인가 하는 문제가 생긴다. 分析區間을 짧게 잡으면 微細한 스펙트럼變化 모양을 알 수 있으며, 比較的 길게 잡으면 完만한 變化의 모양을 알 수가 있다. 또 分析區間長을 너무 길게 잡은 경우에는 그 區間內에서 定常인지 아닌지가 문제로 된다. 어느 것이든 이에 대한 解答은 一意的이라고 할 수 없으며, 統計的 性質을 充分히 검토한 후에 경험적으로 시행착오적으로 결정할 경우가 많다. 따라서 여기서는 分析區間長 $M=100$, 寸水量 $L=50$ 으로 하고, 모델 次數는 5次固定(b), 13次固定(c), 30次固定(d)으로 解析한 것이다. 이와 같이 等파워스펙트럼線圖로 表示함으로써 파워스펙트럼의 變化모양을 時間的으로 觀測할 수 있다. 그러나 低次數에서는 分解能이 나쁘고, 너무 變次數에서는 스펙트럼이 振動的으로 된다.

3. 雜音에 묻혀있는 腦波 抽出

(1) 雜音에 묻혀있는 腦波

自發腦波는 誘發腦波에 대해서 雜音으로 볼 수 있다. 腦波와 帶域制限된 Gauss 雜音에 대해서 長時間 相關函數, 파워스펙트럼, 變次모멘트, 短時間 相關函數의 分布등의 比較 檢討 結果 腦波는 帶域制限된 Gauss雜音으로 볼 수 있는 것을 나타내고 있다. 이와 같은 것은 腦波 平均應答法의 根據와 適用上의 주의를 明白히 해준다. 信號를 雜音 중에서 抽出해낼 때 雜音의 特性이 明白하지 않으면 手法의 適用에 잘못이 있을 수 있다.

(2) 平均應答法

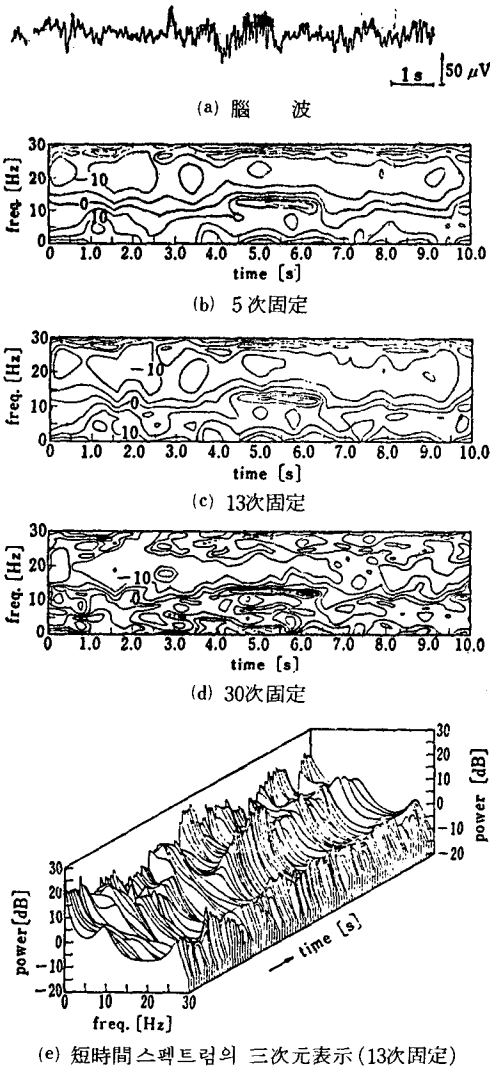


그림 8. 腦波 (a)의 Burg法에 의한 短時스펙트럼의 等變線 表示 (b)~(d)와 그 3次元表示 (e), $L=20(0.1秒)$

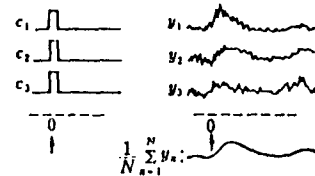
刺戰에 대한 應答이 일정하기는 하나 雜音 중에 묻혀있을 때, 같은 刺戰應答實驗을 反復하여 應答을 抽出하는 方法을 平均應答法(average response method)이라고 하여 誘發腦波의 抽出을 중심으로 널리 사용되고 있다. 이제 n 회의 實驗중 i 번째에 處理되어야 할 信號를 $y_i(t)$ 라고 하면 $y_i(t)$ 는 應答信號 $s(t)$ 와 雜音 $n_i(t)$ 와의 疊으로 표시된다.

$$y_i(t) = s(t) + n_i(t) \quad (4-4)$$

n 회의 實驗의 平均을 취하면

$$\overline{y(t)} = \frac{1}{n} \sum y_i(t) = s + \frac{1}{n} \sum n_i(t) \quad (4-5)$$

雜音이 定常確率過程이라고 하면 n 회 加算한 雜音의 實効值 또는 標準偏差 $\sqrt{\sum [n_i - \bar{n}_i(t)]^2 / n}$ 은 \sqrt{n} 배로 되므로 SN比는 \sqrt{n} 배만큼 向上된다. 그림 9(a)는 이 應答 모양을 표시한다. 平均應答法은 刺戰과 處理信號 $y(t)$ 의 相互相關函數를 구하는 手法과 같다는 것이 그림 9(b)와 比較하므로서 理解할 수 있다. 平均應答法은 入力 刺戰時點을 基準點으로 하여 出力應答을 加算한다. 한편 相關法은 實驗의 時系列 그대로의 順序로 入力과 出力을 맞추어 相互相關函數를 구한 結果에 따라 時間지연 τ 를 變化시키면서 入力(單位인펄스)과 出力應答을 곧하게 된다.



(a) 平均應答法



(b) 相互相關函數法

그림 9. 平均應答法과 相互相關函數法의 對照

IV. 結 論

이상에서 腦波 計測시스템과 腦波處理에 대해 基本的인 것 만을 記述하였다. 더 詳細한 것은 다른 文獻을 參考할 수 밖에 없을 것이다. 現代의 컴퓨터의 눈부신 發達과 더불어 腦波의 計測技術과 處理技術도 꾸준한 進歩를 하여 腦波 特徵 抽出의 定量的도 可能해지고, 따라서 腦疾患에 대한 計量診斷 혹은 自動診斷의 꿈이 實現되게 하기 위하여 研究에 들어갈 분이나 그 밖 에 이 분야에 관심을 갖는 분들에게 다소라도 도움이 되기를 바라면서 글을 맺는 바이다.

參 考 文 獻

〈腦波一般〉

[1] N. Wiener: *CYBERNETICS or Control*

- and Communication in the Animal and the Machine*, MIT Press, 1948.
- [2] Akert, K., Bally C. and Schadé, J.P. (Ed.): "Sleep Mechanisms," *Progress in Brain Research*, 18, Elsevier, Amsterdam, 1965.
- [3] Aladjalova, N.A.: *Slow Electrical Process in Brain*. *Progress in Brain Research*, 7, Elsevier, Amsterdam, 1964.
- [4] 藤森聞一外編: 腦の電氣現象とえの分析法 醫學書院, 1966
- 〈腦波計測〉
- [5] Gibbs, F.A. and Gibbs, E.L.: *Atlas of Electroencephalography*. vol. 5, Cambridge, Mass. Addison-Wesley, 1950.
- [6] Goldman, D.: "The Clinical Use of the Average Reference Electrode in Monopolar Recording," *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 2, 209-212, 1950.
- [7] Grass, A.M.: *Electrical Characteristics of Some Types of Electrodes*, Central Association Electroencephalographers, 1948.
- [8] Hellstrom, B., Karlsson, B. and Mussibichler, H.: *Electrode Placement in EEG of Instants and its Anatomical Relationship Studied Radiographically*. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 15:115-117, 1963.
- 〈腦波處理〉
- [9] Dawson, G.D.: "A Summation Technique for Detection of Small Evoked Potentials," *EEG Clin. Neurophysiol.*, 6, 65-84, 1954.
- [10] Hirota, N.: "On the Flash Light Response Activities in the Visual Cortex of Unanesthetized Cats," *Acta Med. Nagasaki*, 9, 186-199, 1964.
- [11] Sata, H.: "On the Average Time and Frequency-Patterns of Normal Adult," *EEG. Proc. XIIth Ann. Meet Jap. EEG Soc.*, 90-92, 1963.
- [12] Sato K.: "A Interpretation Concerning Physiological Significance of Statistical Nature of Electroencephalogram," *Folia Psych. Neurol. Jap.* 10, 283-294, 1957.
- [13] B.H. Jansen, J.R. Bourne and J.W. Ward: "Autoregressive Estimation of Short Segment Spectra for Computerized EEG Analysis," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, BME-28, 9, pp. 630-638, 1981.
- [14] N. Ishii, H. Sugimoto, A. Iwata and N. Suzumura: "Computer Classification of the EEG Time Series by Kullback Information Measure," *International J. of Systems Sci.*, 11-6, pp. 677-687, 1980.
- [15] M. Nakamura, S. Nishida, R. Neshge and H. Shibasaki: "Quantitative Analysis of Oranization by Feature Extraction of the EEG Power Spectrum," *EEG Clin. Neurophysiol.*, 60, pp. 84-89, 1985.
- [16] Warren D. Smith and Darrel L. Lager: "Evaluation of Simple Algorithms for Spectral Parameter Analysis of the EEG," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-33, no. 3, March, 1986. *

◆ 用語解説 ◆

대역폭 (Bandwidth)

초음파 펄스에 포함되어 있는 주파수의 범위

데드 존 (Dead Zone)

탐촉자에 아주 근접되어 있어서 측출이 불가능한 부분

도플러 시프트 (Doppler Shift)

입사파의 주파수와 반사파의 주파수차