

Jelfeldolgozási módszertanok áttekintése EEG-hez

László Anna

PhD hallgató

*Szegedi Tudományegyetem, Általános Orvostudományi Kar, Interdiszciplináris
Orvostudományok Doktori Iskola*

2013. május 30.

Tartalomjegyzék

| | |
|--------------------------|---|
| EEG | 2 |
| Jelfeldolgozás | 2 |
| Kutatás..... | 3 |
| Felhasználások..... | 3 |
| Köszönetnyilvánítás..... | 4 |
| Támogatás | 4 |
| Irodalomjegyzék | 4 |

EEG

A biológiai eredetű elektromos jelek közül alapvető jelentőségű az agy (központi idegrendszer) elektromos tevékenységének időben történő követése az *Elektroencefalográfia* (EEG) módszerével. Az elektromos aktivitást az agyban az agykéreg felszíne közelében elhelyezkedő neuronok generálják, (a mélyebben fekvő neuronoknál már gyenge a szignál). Az elektrofiziológiai EEG módszerrel elvezethető jel az úgynevezett elektroencefalogram, amely egy összetett nemperiodikus függvényt ad. A kapott görbék vizuális értékelése is már sok információt szolgáltat a szakember számára, de a komplex EEG görbe számítógépes matematikai analízise további, szabad szemmel nem látható specifikus funkcionalitásokra is felhívhatja a figyelmet adott komponensek kimutatásával, illetve nagymértékben gyorsítja az emberi munkát. Az agy elektromos tevékenységét vizsgáló kutatók az EEG-n olyan jeleket (kiváltott választ: event-related potentials, ERP, evoked potentials) keresnek, melyek specifikus szenzoros, motoros és kognitív folyamatokat tükröznek (1, 2).

Jelfeldolgozás

A jelfeldolgozás kétféle alapon történhet. Beszélhetünk idő alapú és frekvencia alapú jelfeldolgozásról (3). Az időben zajló folyamatok elemzését idősoros analízisnek (time series analysis) is nevezzük, mely során az idősor karakterisztikáját próbáljuk leírni matematikai modellekkel (4). Az idősor időben zajló folyamatokról azonos időközökben gyűjtött adatokat jelenti, mellyel az idő függvényében vizsgálhatunk különféle folyamatokat. Az idő alapú jelfeldolgozás elején a mért jelet szokták *rektifikálni* (egyenirányítani) valamint *normalizálni* (standardizálni).

A mérőműszerbe integrált szűrő van beépítve, mellyel a nyers jelből a nemkívánatos zaj kiszűrhető pl. adott frekvencia érték felett low-pass filter (aluláteresztő szűrő: kiszűri a váltakozóáramú hálózati zavart), alatta a high-pass filter (feluláteresztő szűrő: kiszűri az alapvonal ingadozásait) segítségével. A Shannon-Nyquist-féle mintavételi törvény alapján a mintavételi frekvencia legalább kétszer akkora kell, hogy legyen, mint a jelben előforduló legnagyobb frekvencia. Az ennél ritkábban vett minták az eredeti jelben nem létező, alacsonyabb frekvenciájú komponensek formájában jelentkeznek (az ún. *aliasing* hibalehetőség). Erre is jellemzően aluláteresztő szűrőt alkalmaznak (3, 5). A frekvenciatartomány ilyen szűrőkkel beszűkíthető kb. 0,5 és 30 Hz közé, mely a legfontosabb EEG frekvenciatartományokat (delta, theta, alpha, beta) tartalmazza. Ebben a torzítás valószínűsége kicsi (2). Ezekon felül magasabb frekvenciatartományokat is kutatnak (pl. gamma hullám).

Az idősor mutathat *trendet* (hosszú távú tendencia), *szezonális ingadozást* (rövid távú ismert periódusú ismétlődés) illetve *ciklust* (szabálytalan, ismeretlen hosszúságú hullámmás), mely komponenseket ún. determinisztikus modellekkel írhatjuk le. Leginkább két hasznosítása van az idősorok elemzésének: az *előrejelzés* (predikció, extrapoláció) és az *adatpótlás* (interpoláció). Az adatelőkészítést követő adatelemzések az idősor struktúrájának feltárását célozzák a már előzőleg említett *determinisztikus* matematikai *modellek*, valamint *simító*

eljárások (pl. *exponenciális szűrés*) illetve ún. *ARIMA modellek* segítségével. A simító eljárások figyelembe veszik az idősor véletlen jellegét, melyet kiátlagolással próbálnak csökkenteni. Az ARIMA-modellek belső sztochasztikus koherenciát feltételeznek az idősor adatai között. Ezek háromféle modell kombinációi: AR: autoregresszív, I: integrált, MA: mozgóátlag (4, 6).

Az idősoron szokás egyszerű középérték meghatározást végezni, melyhez *integrálásra* van szükség, azaz a görbe alatti terület (Area Under Curve) nagyságát kell meghatározni. Erre az adatelemző szoftverek többségében van lehetőség, így SAS-ban (Statistical Analysis System) is (7). *Csúcsértékek* (periodikus jelek szélsőértékei) mellett különböző *alaktényezők*, illetve egyéb paraméterek, mint az *amplitúdó csúcsok száma*, a *jel-amplitúdó arány*, vagy az *alacsony metszése* is kiszámíthatók (3). Az *amplitúdó analízis* az amplitúdó értékek gyakorisági eloszlását jellemzi momentumokkal. Az amplitúdó értékek időbeli összefüggését *autokovariancia* valamint *autokorrelációs függvényekkel* lehet kimutatni. Egyidejűleg megfigyelt több EEG (vagy más biológiai) jel között fennálló kapcsolatot a *keresztkovariancia* illetve *keresztkorreláció* jellemez (1).

Egy fizikai jelenség *frekvenciája* adott időintervallumba (rendszerint 1 s) eső jelváltások száma. Fourier tétele szerint a jelenséget leíró komplex periodikus jel (időfüggvény) diszkrét frekvenciájú szinuszos jelek összegére bontható. A frekvencia alapú jelfeldolgozás során tehát az időben megadott amplitúdó jelet áttranszformáljuk frekvencia alapúra. Az így kapott vonalas spektrumképben különféle frekvenciájú komponensek különíthetők el adott amplitúdó értékekkel. A nulla frekvenciájú komponens a periodikus jel egyszerű középértéke. A frekvenciaspektrum az egyenkomponens mellett alapharmonikusból és felharmonikusokból áll. Többféle algoritmus létezik a frekvenciatartományra történő adattranszformációra, mint például a *diszkrét Fourier transzformáció* (DFT), a kettő hatvány elemszámú mintán elvégezhető *gyors Fourier transzformáció* (FFT) (3), az *ablakozott Fourier transzformáció* (8), vagy a *Wavelet elemzés* (8).

A fent említett módszerek alkotják a *spektrum analízist*, mely tehát annak kimutatására szolgál, hogy milyen frekvenciájú összetevők dominálnak az adott jelben. A transzformáció eredménye megadja a jel amplitúdóját a frekvencia függvényében (2). Egyéb jellemzően vizsgált paraméterek az *átlagfrekvencia* illetve a *frekvencia terjedelem*.

Kutatás

Kutatásom során a fenti módszertanokat jelenleg hipoxiás-iszkémiás folyamatok kutatására alkalmazott újszülött malacmodellen (9) mért aEEG (amplitúdó integrált EEG) adatokon tanulmányozom SAS eszközökkel (7, 10). A későbbiekben R (11-13) vagy SPSS (4) statisztikai szoftverek felhasználását is tervezem.

Felhasználások

A felsorolt módszerek továbbfejlesztései, gyakorlati felhasználásai és egyéb összehasonlító elemzések is léteznek, mint például ablakozott Fourier transzformáció vagy Wavelet elemzés

alkalmazása (14-16), a fraktál dimenzió és a Fourier transzformáció kapcsolatának vizsgálata (17), a Burg maximum entrópián alapuló autoregresszív módszer alkalmazása (18), vagy a mesterséges neurális háló alkalmazása a maximum likelihood becslésen alapuló AR modell felhasználásával (19).

Köszönetnyilvánítás

Hálásan köszönöm Prof. Bari Ferencnek a konstruktív javaslatokat és hasznos megbeszéléseket a problémák megértése érdekében. Szeretnék köszönetet mondani Dr. Domoki Ferencnek és Tóth-Szúki Valériának a kísérlet, a mintavétel és a szakmai célok érthető összefoglalásáért, az adatgyűjtésért és az egyeztetésekért. Prof. Hantos Zoltánnak pedig végtelen hálás vagyok a szakmai támogatásért és útbaigazításért.

Támogatás

A kutatás az Európai Unió és Magyarország támogatásával a TÁMOP 4.2.4.A/2-11-1-2012-0001 azonosító számú „Nemzeti Kiválóság Program – Hazai hallgatói, illetve kutatói személyi támogatást biztosító rendszer kidolgozása és működtetése konvergencia program” című kiemelt projekt keretei között valósult meg.

Irodalomjegyzék

1. L. Détári, Biológiai jelek számítógépes elemzése. (1983).
2. S. Kéri, B. Gulyás, Elektrofiziológiai módszerek a kognitív idegtudományokban. **5. fejezet**, 81-96.
3. L. Schnell, G. Blahó, in (Tankvk.; Műegyetemi K, Budapest, 2001), pp. 345 p. ;.
4. L. Ketskeméty, L. Izsó, T. Könyves Előd, *Bevezetés az IBM SPSS Statistics programrendszerbe: módszertani útmutató és feladatgyűjtemény statisztikai elemzésekhez* (Artéria Stúdió, Budapest, ed. 3. jav., átd. kiad., 2011).
5. D. Maynard, P. F. Prior, D. F. Scott, Device for continuous monitoring of cerebral activity in resuscitated patients. *Br. Med. J.* **4**, 545-546 (1969).
6. P. J. Brockwell, R. A. Davis, *Introduction to time series and forecasting* (Springer, New York, ed. 2nd ed., 2002).
7. Keh-Dong Shiang, The SAS® Calculations of Areas Under the Curve (AUC) for Multiple Metabolic Readings. , 1-14 .
8. L. Michael, An Introduction to Wavelet Analysis with SAS.
9. O. Olah, I. Nemeth, V. Toth-Szuki, F. Bari, F. Domoki, Regional Differences in the Neuronal Expression of Cyclooxygenase-2 (COX-2) in the Newborn Pig Brain. *Acta Histochem Cytochem.* **45**, 187-192 (2012).

10. Statistical Analysis System Institute, *SAS certification prep guide: base programming for SAS 9* (SAS Inst, Cary, NC, ed. 3, 2011).
11. J. Reiczigel, A. Harnos, N. Solymosi, *Biostatistika nem statisztikusoknak* (Pars, Nagykovácsi, ed. Jav. utánn., 2010).
12. P. Dalgaard, *Introductory statistics with R* (Springer, New York, ed. 2, 2008), pp. 363.
13. B. Pfaff, *Analysis of integrated and cointegrated time series with R* (Springer, New York, ed. 2nd ed., 2008), pp. 188 p.
14. H. D. Kvernmo, A. Stefanovska, K. A. Kirkeboen, K. Kvernebo, Oscillations in the human cutaneous blood perfusion signal modified by endothelium-dependent and endothelium-independent vasodilators. *Microvasc. Res.* **57**, 298-309 (1999).
15. A. Stefanovska, M. Bracic, H. D. Kvernmo, Wavelet analysis of oscillations in the peripheral blood circulation measured by laser Doppler technique. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **46**, 1230-1239 (1999).
16. P. Y. Ktonas *et al.*, Time–frequency analysis methods to quantify the time-varying microstructure of sleep EEG spindles: Possibility for dementia biomarkers? *J. Neurosci. Methods.* **185**, 133-142 (2009).
17. M. V. Sebastian, M. A. Navascues, A relation between fractal dimension and Fourier transform - electroencephalographic study using spectral and fractal parameters. *International Journal of Computer Mathematics.* **85**, 657-665 (2008).
18. H. Khamis, A. Mohamed, S. Simpson, Seizure state detection of temporal lobe seizures by autoregressive spectral analysis of scalp EEG. *Clinical Neurophysiology.* **120**, 1479-1488 (2009).
19. A. Subasi, A. Alkan, E. Koklukaya, M. K. Kiymik, Wavelet neural network classification of EEG signals by using AR model with MLE preprocessing. *Neural Netw.* **18**, 985-997 (2005).