

## حذف نویز EEG مبتنی بر شبکه‌های عصبی

سیده ملیحه حسنی حسن کلا، استادیار

گروه مهندسی برق و کامپیوتر، واحد بابل، دانشگاه آزاد اسلامی، بابل، ایران

drhassani@iau.ac.ir

### چکیده

ثبت الکتروانسفالوگرام (EEG) اغلب با تداخل انواع مختلف نویز، از جمله سفید و عضلانی مواجه می‌شود که کاربرد آن را به شدت محدود می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) ابزار موثر و قدرتمندی برای حذف تداخل از EEG هستند، اما کیفیت جداسازی به شدت به نوع و درجه آلودگی بستگی دارد. چندین روش توسعه داده شده است، اما به نظر می‌رسد ANN‌ها برای کاهش آلودگی عضلانی موثرترین هستند، به خصوص زمانی که آلودگی از نظر دامنه بیشتر از سیگنال مغزی باشد. ما ANN را به عنوان فیلتری برای ثبت‌های EEG پیشنهاد می‌کنیم، و یک چارچوب جدید برای بررسی و مقایسه عملکرد نسبی یک ANN که شامل ثبت‌های EEG واقعی از خدمات نوروفیزیولوژی بالینی در بیمارستان Virgen de la Luz در کوئینکا (اسپانیا) است، ایجاد می‌کنیم. این روش بر اساس یک ANN در حال رشد است که تعداد گره‌ها در لایه پنهان و ماتریس‌های ضریب را بهینه می‌کند، که با روش اغتشاش همزمان بهینه شده‌اند. ANN، نتایج به دست آمده با تکنیک‌های فیلترینگ EEG مرسوم را بهبود بخشید: موجک، تجزیه مقدار منفرد، تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی، فیلتر تطبیقی و تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های مستقل. سیستم در محدوده وسیعی از سیگنال‌های EEG که نویز در آن اضافه شده بود، ارزیابی شد. مطالعه حاضر روشی را برای کاهش تمام سیگنال‌های تداخل EEG با اعوجاج کم EEG و کاهش نویز بالا معرفی می‌کند.

**واژگان کلیدی:** الکتروانسفالوگرام، نویز، شبکه‌های عصبی

## مقدمه

کاهش نویز در کاربردهای پردازش سیگنال زیست پزشکی، به ویژه آنالیز الکتروانسفالوگرام (EEG) از اهمیت قابل توجهی برخوردار است (Sörnmo, 2005). (برونزینو، ۲۰۰۰)؛ (رنگایان، ۱۳۸۱).

مصنوعات (آرتیفکت) بیولوژیکی غیر قشری منبع اصلی آلودگی در ثبت EEG هستند و عمدتاً توسط حرکات، نبض قلبی و فعالیت ماهیچه‌ای، به ویژه صورت (به ویژه فک) و گردن ایجاد می‌شوند. طراحی آزمایشی EEG به طور کلی به دلیل تمایل به حداقل رساندن اثر این مصنوعات محدود شده است.

چندین روش برای کاهش نویز عضلانی پیشنهاد شده است. تکنیک‌های پردازش سیگنال مورد استفاده برای حذف نویز عبارتند از: فیلتر باند، تبدیل فوریه سریع، همبستگی خودکار، مدل‌سازی خودبازگشتی، فیلتر تطبیقی، فیلتر کالمن، فیلتر بیزی، تجزیه مقدار منفرد (SVD) (پل ۲۰۰۰). (شائو، ۲۰۰۹)؛ (ژانگ، ۲۰۰۶)؛ (سامنی، ۱۳۸۷) یکی از رویکردهای رایج، معماری فیلتر تطبیقی (AF) است که برای حذف نویز ECG (Olmos, 2002) و موجک (Castellanos, 2006) استفاده شده است. اخیراً تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (Lagerlund) (PCA, 2004) و تجزیه و تحلیل مؤلفه مستقل (Crespo-Garcia) (ICA, 2008) برای تجزیه و تحلیل داده‌های زیست پزشکی رایج شده است. یکی از مزایای اصلی این رویکردها به کاربرد آنها برای مشاهدات چندحسی سیگنال‌های مختلط مربوط می‌شود. با این حال، PCA قادر به جداسازی برخی از سیگنال‌های مصنوع از سیگنال‌های مغزی در صورت داشتن دامنه‌های مشابه نیست. علاوه بر این، هر دو PCA و SVD فقط در صورتی عملکرد خوبی دارند که سطح نویز به اندازه کافی کم باشد و زیرفضای سیگنال و زیرفضای نویز متعامد با یکدیگر باشند. برای کاربردهای عملی، شرط متعامد بودن معمولاً معتبر نیست. از سوی دیگر، ICA نمی‌تواند تضمین کند که برخی از اجزای مستقل (IC) نه فقط حاوی نویز هستند و نه شامل اطلاعاتی در مورد منابع مفید، به ویژه در کاربردهای زیست پزشکی. بنابراین، مشکل تشخیص و فیلتر کردن بخش "مفید" هر مؤلفه هنوز باز است و برای حل آن به ابزارهای اضافی نیاز است.

در مطالعه حاضر، ما یک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ایجاد کردیم که می‌تواند به عنوان فیلتری برای ثبت EEG عمل کند. شبکه با استفاده از روش اغتشاش همزمان (SP) آموزش داده شد. ANN عمدتاً به دلیل سازگاری آن با ویژگی‌های غیرخطی و متغیر با زمان نویز انتخاب شد. این سیستم در طیف وسیعی از سیگنال‌های EEG ارزیابی شد که در آن نویز سفید و نویز ماهیچه‌ای از خدمات نوروفیزیولوژی بالینی در بیمارستان Virgen de la Luz اضافه شد. بنابراین، این الگوریتم می‌تواند به عنوان یک چارچوب مؤثر برای فیلتر کردن نویز در ثبت EEG عمل کند. ما انتظار داریم که اعوجاج این سیگنال در مقایسه با روش‌های مرسوم کاهش یابد. نتایج نشان می‌دهد که این روش می‌تواند شکل اصلی سیگنال EEG را در شرایط SNR بسیار پایین که در آن سیگنال مغز با نویز مخلوط می‌شود، حفظ کند.

## ۱- مواد

سیگنال‌های در نظر گرفته شده در مطالعه حاضر از بیماران بستری در بیمارستان ارجاع شده منشأ گرفته است. همه سیگنال‌ها با استفاده از تجهیزات Viasys Healthcare- NicoletOne ثبت شدند که در مدت زمان مشخصی پیاده سازی شده بود. مطالعات خواب نیز گنجانده شد.

تمام سیگنال‌های به‌دست‌آمده از بیمارستان به‌طور تصادفی در سه گروه طبقه‌بندی شدند و هر یک از آنها از فاز متفاوتی در فرآیند فیلتر کردن با ANN استفاده کردند. چهل سیگنال برای ادغام گروه اول انتخاب شد که برای آموزش شبکه استفاده شد. گروه دوم برای اعتبارسنجی و مقایسه عملکرد ANN مناسب و گروه سوم برای مقایسه ANN با سایر سیستم‌ها استفاده شد.

گروه اول و دوم شامل ۸۰ سیگنال بودند که ۵۰-۲۵ دقیقه طول کشید. همچنین ۱۰ تست خواب تقریباً هشت ساعته در این گروه‌ها گنجانده شده است. این سیگنال‌ها از طریق ICA (Crespo-Garcia, 2008) برای حذف هرگونه نویز فعلی فیلتر شدند.

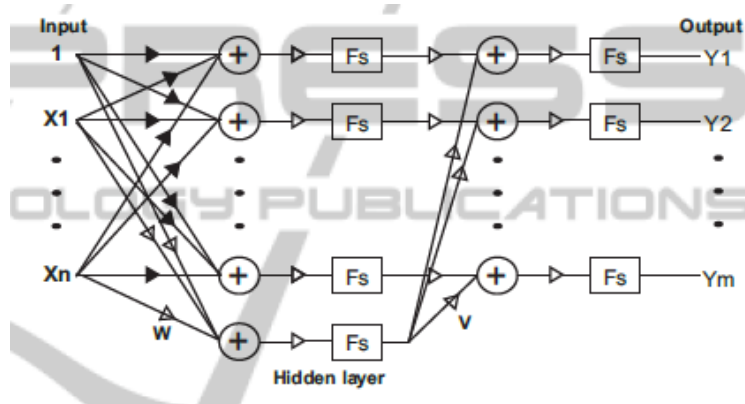
هنگامی که این فرآیند تکمیل شد، نویز سفید و عضلانی به‌طور متوالی به سیگنال EEG اضافه شد که توسط معادله (1) تعریف شده است، که  $d(k)$  سیگنال EEG بعد از فیلتر ICA است،  $A$  دامنه نویز اضافه شده و  $n(k)$  سیگنال نویز است. دامنه  $A$  به منظور به دست آوردن حاشیه SNR بین  $-10$  dB و  $30$  dB اصلاح شد. هدف اصلی برآورد سیگنال تمیز  $d(k)$  از سیگنال نویزدار  $p(k)$  بود. این ضابط‌ها سیگنال‌های مصنوعی هستند (سوابق EEG که نویزهای مختلفی به آن اضافه شده است).

$$p(k) = d(k) + An(k) \quad (1)$$

گروه سوم سیگنال‌ها از ۵۰ سیگنال تشکیل شده بود. ۴۰ سیگنال که ۳۰-۶۰ دقیقه به طول انجامید و ۱۰ تست خواب ۸ ساعته و نه نویز و نه تغییر در آنها اضافه یا اصلاح نشده است (سیگنال‌های واقعی). این سیگنال‌ها همچنین برای مقایسه روش‌های ذکر شده در بالا با ANN استفاده شدند.

## ۲- روش

شبکه Adaline از یادگیری نظارت شده استفاده می‌کند و شامل مجموع نتایج با استفاده از بردارهای ورودی و وزن است. یک عملیات تطبیقی به این معنی است که مکانیسمی وجود دارد که توسط آن  $w_i$  می‌تواند، معمولاً به صورت تکراری، برای دستیابی به مقادیر صحیح تنظیم شود. با توجه به آدالین، خواص بردارهای اغتشاش به صورتی است که توسط Maeda و De Figueiredo توصیف شده است (Maeda, 1997).



شکل ۱: شبکه عصبی پیشنهادی با یک نورون در لایه پنهان. ضرایب سیاه ثابت هستند.

برای هر ورودی، خروجی شبکه با مقدار هدف مورد انتظار  $d_n$  با  $(d_n - p_n)$  متفاوت است، که در آن  $p_n$  خروجی جریان و  $n$  تعداد سیگنال‌ها است. این ساختار شبکه در ابتدا از سه لایه تشکیل شده بود: یک لایه ورودی، یک لایه پنهان از ۴۰ نورون و یک لایه خروجی. پس از آموزش این شبکه، کار آن دوباره ارزیابی شد و در صورت لزوم، نورون‌های بیشتری به لایه پنهان اضافه شد (شکل ۱). این روش تا حصول نتایج مورد انتظار تکرار شد. در تمام این مراحل، ANN با استفاده از روش SP به منظور دستیابی به بهترین نتایج تطبیق داده شد. فرآیند آموزش و مقداردهی اولیه همانطور که توسط Maeda شرح داده شد اصلاح و اجرا شد (Maeda, 1995, 1997). شرایط دقیق همگرایی SP توسط (Spall, 1992) توصیف شد.

## ۱-۲ الگوریتم یادگیری با استفاده از اغتشاش همزمان

تکنیک اغتشاش همزمان برای آموزش شبکه‌های عصبی توسط اسپال (Spall, 1992) معرفی شده است. سایر نویسندگان (مائدا، ۱۹۹۵) نیز نتایج روش‌های مشابه را گزارش کرده‌اند. برای تطبیق وزن‌های سیستم، باید گرادینت تابع خطا را در نظر گرفت، این عبارت است از:

$$\nabla \cong \frac{\partial J(w)}{\partial w} \quad (2)$$

تعریف تابع خطا مانند:

$$J(w) = \frac{1}{2} (y - d)^2 \quad (3)$$

که

$$\varepsilon = (y - d) \quad (4)$$

با استفاده از رابطه (۴) می‌توان خطای بین خروجی فعلی و خروجی مورد نظر را اندازه‌گیری کرد. از سوی دیگر، رویکرد تفاوت‌ها رویه‌ای است که برای به دست آوردن مشتقات از یک تابع شناخته شده است، بنابراین می‌توان از این رویکرد برای کاهش پیچیدگی استفاده کرد (هایکین، ۱۹۹۴). c یک اغتشاش است که به جزء i اضافه شده است (مائدا، ۱۹۹۷).

خروجی شبکه عصبی، Y، تابعی از بردار وزن است:

$$\frac{\partial J(w)}{\partial w^i} \approx \frac{f(Y(w^i)) - f(Y(w))}{c} \quad (5)$$

با این وجود ایده فوق که بسیار ساده است، به عملیات بیشتری نیاز دارد. این به دلیل ارزیابی  $J(w')$  برای همه وزن‌های شبکه برای به دست آوردن مقدار اصلاح شده برای همه وزن‌ها است.

$$\nabla w_t^i = \frac{Y(W_t + C_t, V_t + D_t) - Y(W_t, V_t)}{c_t^i} \quad (6)$$

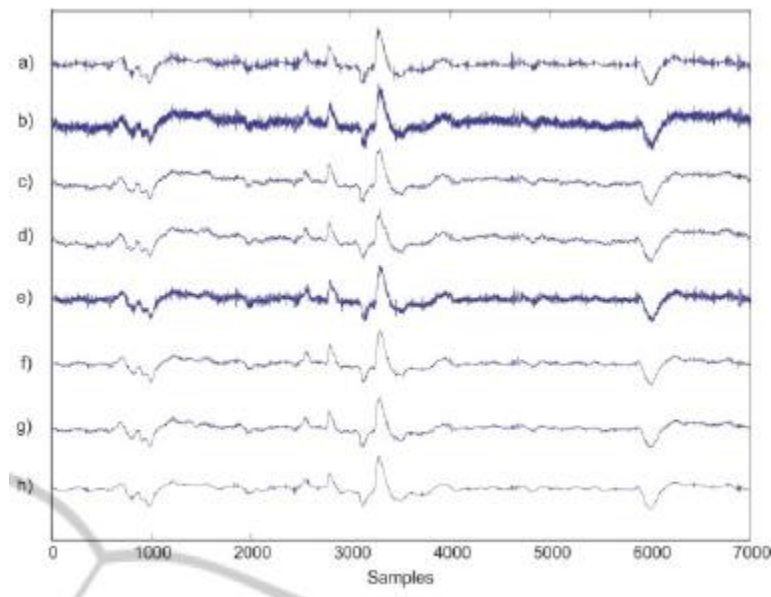
وزن شبکه عصبی با استفاده از قانون زیر تطبیق داده می‌شود:

$$w_{t+1} = w_t - \nabla \alpha w_t$$

بهترین نتایج زمانی حاصل شد که ۱۵ نوروں به لایه پنهان اضافه شد. هنگامی که بیش از ۱۵ نوروں اضافه می‌شود، هیچ بهبودی در بار محاسباتی و کاهش نویز وجود ندارد.

### ۳-نتایج

کاهش نویز برای به دست آوردن یک سیگنال واضح و مفید مهم است. برخی از سیگنال‌ها مانند EEG غیر ثابت هستند و ویژگی آماری نویز به دلیل پیچیدگی سیگنال پیچیده است. تکنیک‌های مختلفی برای رد نویز عضلانی در سیگنال‌های EEG پیشنهاد شده است. این تکنیک‌های فیلتر معمولی می‌توانند حاوی امواجی باشند که با EEG اصلی مطابقت ندارند. ANN تمام نتایج به دست آمده توسط موجک، SVD، PCA، AF و ICA را بهبود می‌بخشد و تداخل را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد، شکل ۲. روش‌ها در بخش مقدمه ذکر شده‌اند.



شکل ۲: مقایسه حذف نویز عضلانی توسط ANN و تکنیک‌های سنتی برای استخراج F7-T3.

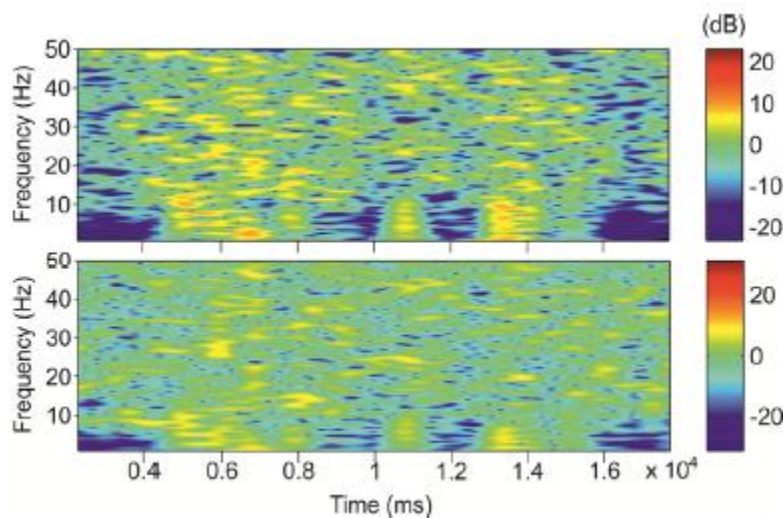
(a) ضبط اصلی بدون پردازش. (b) سیگنال ورودی <sup>۸</sup> دسی بل نویز ماهیچه‌ای برای مقایسه روش‌های مختلف استفاده می‌شود. (c) نتایج فیلتر برای نویز عضلانی با روش موجک. (d) روش SVD. (e) روش PCA. (f) روش AF. (g) روش ICA و (h) ANN

$$SIR_{(7)} = 20 \log \left( \sqrt{\frac{E\{\|x_{in} - x\|^2\}}{E\{\|x_{out} - x\|^2\}}} \right)$$

جدول ۱: نتایج به دست آمده از همبستگی متقاطع و SIR برای نویز عضلانی، مقادیر متوسط.

| Methods | Synthetic (CC)  | Real(CC)        | SIR             |
|---------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Wavelet | $0.85 \pm 0.03$ | $0.82 \pm 0.03$ | $12.9 \pm 1.2$  |
| SVD     | $0.88 \pm 0.02$ | $0.86 \pm 0.03$ | $13.5 \pm 2.13$ |
| PCA     | $0.82 \pm 0.04$ | $0.80 \pm 0.03$ | $12.5 \pm 1.3$  |
| AF      | $0.89 \pm 0.03$ | $0.86 \pm 0.04$ | $14.0 \pm 2.27$ |
| ICA     | $0.91 \pm 0.02$ | $0.88 \pm 0.03$ | $15.2 \pm 1.5$  |
| ANN     | $0.96 \pm 0.02$ | $0.95 \pm 0.02$ | $19.1 \pm 1.1$  |

جدول ۱ مقادیر میانگین همبستگی و انحراف معیار در سیگنال‌های ساختگی و سیگنال‌های واقعی را نشان می‌دهد. با این وجود جدول ۱ مقادیر میانگین SIR محاسبه شده برای ثبت‌های ساختگی را نشان می‌دهد. معادله ۷، بیان SIR را نشان می‌دهد که در آن  $x_{in}$  ورودی به سیستم،  $x_{out}$  خروجی و  $x$  رجیستری اصلی را بدون نویز نشان می‌دهد. همانطور که از جدول ۱ مشاهده می‌شود، با ANN مقادیر بالاتر از مقادیر به دست آمده با سیستم‌های دیگر است، هم سیگنال‌های ساختگی و هم سیگنال‌های واقعی. شکل ۳ تجزیه و تحلیل فرکانس زمانی سیگنال EEG با نویز عضلانی را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود سیستم ANN نوسانات ناشی از نویز عضلانی را کاهش می‌دهد و سیگنال یکنواخت‌تری دریافت می‌کند.



شکل ۳: تحلیل زمان-فرکانس برای سیگنال نویز در شکل بالا و برای خروجی ANN در شکل پایین نشان داده شده است.

#### ۴- نتیجه گیری

مطالعه حاضر نشان می‌دهد که چگونه ANN می‌تواند برای کاهش نویز عضلانی در داده‌های EEG استفاده شود. در تمام مراحل، روش ANN با استفاده از روش SP تطبیق داده شد که برای دستیابی به هدف ما بهبود یافت. روش ANN ما به

عنوان یک ابزار افزایش مؤثر نشان داده شد. تکنیک‌های ارائه شده در اینجا را می‌توان در EEG چند کانالی به کار برد. در تمام موارد عملی مورد مطالعه، انواع مختلفی از اجزای نویز در ضبظ‌ها ظاهر می‌شوند. به همین دلیل، حذف نویز تجزیه و تحلیل بالینی را برای استفاده حرفه‌ای پزشکی تسهیل می‌کند. به عنوان یک نتیجه، کافی است بگوییم که رویکرد مبتنی بر ANN در مقایسه با تکنیک‌های فیلتر سنتی، کاهش نویز بیشتر سیگنال و اعوجاج کم سیگنال را به دست می‌آورد. نتایج این مطالعه حفظ اطلاعات بالینی را نشان می‌دهد. تکنیکی که در این مقاله پیشنهاد شده است، در حذف نویز کردن سیگنال‌های بیولوژیکی (ECG، EEG و غیره) کاربرد دارد.

## REFERENCES

Bronzino, J., The Biomedical Engineering Handbook, 2nd Ed, CRC Press, Springer, 2000.

Castellanos, N. P., Makarov, V. A., Recovering EEG brain signals: Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis, *J. Neuroscience. Methods* 158 (2006). 300–312.

Crespo-Garcia, M., Atienza M., Cantero, J., Muscle artifact removal from human sleep eeg by using independent component analysis, *Annals Biomed Eng* 36 (3) (2008) 467–475.

Haykin S., (1994) Neural Networks: A Comprehensive Approach, *IEEE Computer Society Press* 1994, Piscataway, USA.

Lagerlund, T, Sharbrough, F., Busacker N. Spatial filtering of multichannel electroencephalographic recordings through principal component analysis by singular value decomposition, *Brain Topography* 17 (2) (2004) 73–84.

Maeda, Y., Hirano, H., Kanata, Y. A learning rule of neural networks via simultaneous perturbation and its hardware implementation, *Neural Networks* 8 (2) (1995) 251–259.

Maeda, Y; Figueiredo, R. J. P. D., Learning rules for neuro-controller via simultaneous perturbation, *IEEE Trans. on Neural Networks* 8 (6) (1997) 1119–1130.

Olmos, S., Sörnmo, L. Laguna, P., Block adaptive filters with deterministic reference inputs for event-related signals: Blms and brls, *IEEE Trans. Sign. Proces.* 50 (5) (2002) 1102–1112.

Paul, J. S., Reddy, M. R., Kumar, V. J, A transform domain SVD filter for suppression of muscle noise artefacts in exercise ECG's, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 47 (5) (2000) 654–663

Rangayyan R., Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach, *IEEE Press Series in Biomedical Engineering*, 2002.

Sameni, R; Shamsollahi, M.; Jutten, C. Model-based bayesian filtering of cardiac contaminants from biomedical recordings, *Physiological Measurement* 29 (5) (2008) 595–613.

Shao, S.-Y; Shen, K.-Q.; Ong, C. J.; Wilder-Smith, E. P. V; Li, X.-P, Automatic eeg artifact removal: A weighted support vector machine approach with error correction, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.* 56 (2) (2009) 336–344.

Sörnmo, L. and Laguna, P., *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, Elsevier Academic Press, 2005.

Spall, J. C. Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation, *IEEE Trans. Automatic Control* 37 (3) (1992) 332–341.

Zhang, T; Okada, Y; Recursive artifact windowed-single tone extraction method (raw-stem) as periodic noise filter for electrophysiological signals with interfering transients, *J. Neuroscience Methods* 155 (2) (2006) 308–318.