



ارائه شده توسط :

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معابر

# تشخیص خودکار سلسله رویداد نوزادان به عنوان بخشی از یک سیستم تشخیص

## تشنج نوزادان

### چکیده

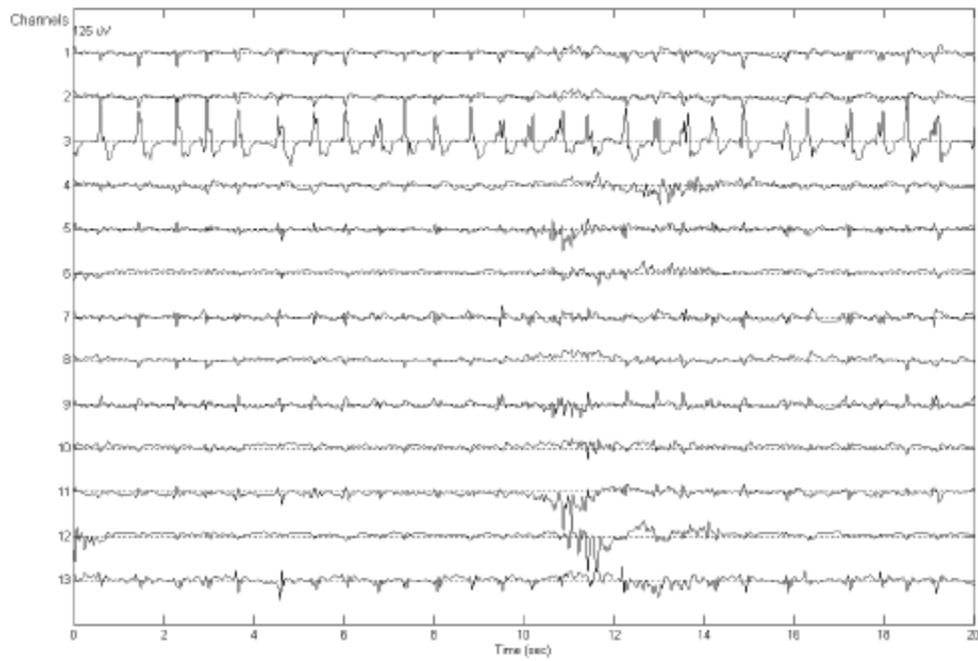
تشنجات نوزادان، یک نشانه مهم از اختلال عملکردی سیستم عصبی مرکزی است و به توجه فوری پزشکی نیاز دارد. در این مقاله، یک الگوریتم جدید برای تشخیص تشنجات در موج نگاری مغز (EEG) نوزادان ارائه شده است. در مقابل رویکرد رایج در نوشته ها، دو (به جای یک) نوع تشنج را تعریف می کنیم. این مقاله یک الگوریتم جدید را برای تشخیص یکی از این انواع تشنج، یعنی یک سلسله رویداد، در موج نگاری مغز (EEG) نوزادان ارائه می دهد. حساسیت این الگوریتم ۹۸٪، مقدار پیشگویی مثبت ۸۶٪ با نرخ مثبت کاذب ۴٪ در ساعت است. نتایج اولیه در این زیر مجموعه نشان دهنده یک الگوریتم بالینی قابل استفاده است و بهتر از روش های دیگر منتشر شده عمل می کند. یک الگوریتم برای نوع تشنج دوم نیز توسعه داده شد اما در مقاله بعدی توضیح داده خواهد شد.

### ۱. مقدمه

تشنجات در حدود ۵٪ از تمام نوزادان رخ می دهد. علل تشنج، متعدد و مختلف است و ۹۰٪ از تمام موارد به عدم تعادل بیوشیمیایی در CNS، انسفالوپاتی هیپوکسیک ایسکمیک، خونریزی داخل جمجمه و انفارکت، عفونت داخل جمجمه و ناهنجاریهای رشدی (ساختراری) [۱۲] نسبت داده می شود. تشخیص دستی این تشنجات معمولاً مبتنی بر علائم بالینی مرتبط با ارزیابی بصری EEG است. در نوزادان، تشنجات بالینی اغلب ظریف است و ممکن است بدون نظارت ثابت [۴] از کنترل خارج شود. همچنین بسیاری از تشنجات در معاینات بالینی، غیرقابل تشخیص هستند و تنها با نظارت EEG تشخیص داده می شوند. علاوه بر این، تجزیه و تحلیل EEG به مهارت های خاصی نیاز دارد که همیشه در واحد مراقبت های ویژه نوزادان (NICU) فراهم نیستند. این بدان معنی است که بسیاری از

تشنجات قابل کنترل نیستند [۹]. به این دلایل، یک سیستم خودکار که به طور قابل اعتماد، تشنجات نوزادی را تشخیص دهد، از ارزش قابل توجهی در NICU برخوردار خواهد بود.

در نوشه ها، بسیاری از الگوریتم های تشخیص تشنج شرح داده شده است. بهترین و شناخته شده ترین روش ها مبتنی بر محاسبات تابع خودهمبستگی در حال اجرا [۸]، تشخیص تخلیه های ریتمیک [۵] و مدل سازی و تجزیه و تحلیل پیچیدگی هستند [۳]. دیگر روش ها مبتنی بر استخراج ویژگی ها با استفاده از آنتروپی، موجک، محتوای فرکانسی، و غیره و آموزش یک طبقه بندی کننده ([۶]، [۱۳]، [۱]) برای رده بندی صحیح این ویژگی ها می باشند. در این مقاله از یک رویکرد متفاوت استفاده خواهیم نمود. اکثر الگوریتم های تشخیص تشنج نوزادان، هیچ تمایزی بین انواع مختلف تشنجات را تشخیص نمی دهند. در مقابل، ما دو نوع تشنج را تعریف می کنیم. اولین نوع، سلسله رویداد (شکل ۱)، و دومی، نوع نوسانی (شکل ۲) است. تفاوت عمدی بین این دو نوع تشنج در این واقعیت نهفته است که نوع نوسانی، یک نوع تشنج روان و مداوم است در حالی که نوع سلسله رویداد شامل سنبله های قطع شده توسط ولتاژ پایین EEG می شود. الگوریتم های مختلف تشخیص در دو نوع توسعه یافته اند. در طی تجزیه و تحلیل، هر دو الگوریتم به صورت موازی اجرا می شوند و در صورتی تشخیص رخ می دهد که یک یا هر دو الگوریتم، یک تشنج را تشخیص دهند. یک رویکرد جدید این است که الگوریتم های توسعه یافته از یک ناظر انسانی برای خواندن EEG تقليید می نمايند. در مورد سلسله رویداد، یک ناظر انسانی به دنبال یک الگوی تکراری از سنبله های تکراری بسیار مشابه می گردد. بنابراین ابتدا یک الگوریتم مبتنی بر این استراتژی باید این سنبله ها را بیابد و سپس تکرار و شباهت آنها را بررسی نماید. در این مقاله، ما تشخیص سلسله رویداد را ارائه خواهیم نمود. تشخیص نوسان در مقاله بعدی بحث خواهد شد.

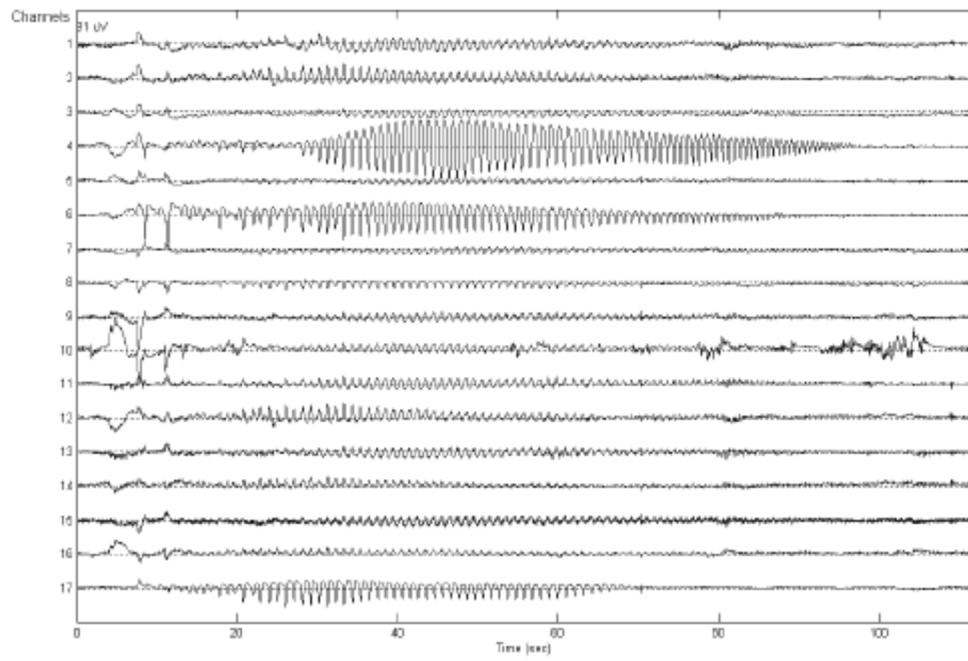


شکل. ۱. مثالی از تشنج سلسله رویداد، که روی کانال ۳ غالب است.

## ۲. روش ها

### A. تشخیص سلسله رویداد

با توجه به "رویکرد ناظر انسانی"، ما باید در جستجوی بخش های شبه-سنبله، تکراری و بسیار همبسته از EEG باشیم. بنابراین، این الگوریتم شامل دو مرحله می شود. گام اول، تشخیص بخش های بسیار پر انرژی در EEG است. مرحله دوم، تجزیه و تحلیل همبستگی بین این بخش ها است.



شکل. ۲. مثال تشنج نوسان، که روی کanal ۴ غالب است.

۱) تقسیم بندی تطبیقی بر اساس انرژی غیر خطی:

اولین گام در تقسیم بندی، محاسبه انرژی غیر خطی (NLEO) است. این اپراتور برای تقسیم بندی EEG به بخش های شبه ثابت [۲] مفید است و به صورت زیر است (به پیوست ۱ مراجعه کنید).

$$\psi_g[X_{(n)}] = X_{(n-l)} \cdot X_{(n-p)} - X_{(n-q)} \cdot X_{(n-s)}, \quad (1)$$

$$l + p = q + s$$

با  $X_n$  به عنوان نمونه فعلی،  $X_{n-l}$  به عنوان نمونه قبل از نمونه  $n$ ، و غیره. با تنظیم پارامتر، ما از  $l=1$ ،  $p=2$ ،  $q=0$ ،  $s=3$  استفاده نمودیم. [2]

بنابراین، ریشه میانگین مربع (RMS) انرژی با یک پنجره در حال حرکت از ۵۰ نمونه و ۳۰ نمونه از همپوشانی محاسبه می شود. سیگنال RMS حاصل، یک نسخه هموار شده از انرژی فرکانس-وزنی سیگنال است.

در مرحله بعد، این سیگنال به دوره های متداخل ۱۵ ثانیه ای تقسیم می شود. هر دوره آستانه گذاری می شود به طوری که تنها بالاترین سیگنال های انرژی در این دوره باقی می ماند. آستانه، با سیگنال تطبیق می یابد و به صورت زیر تعریف می شود:

$$threshold = \frac{1}{2} \cdot std(epoch) \cdot q3(epoch) \quad (2)$$

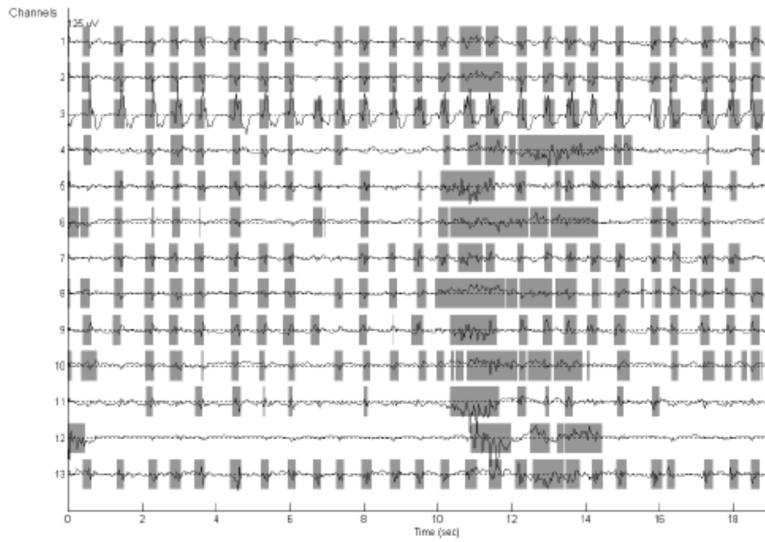
به ترتیب با  $std$  و  $q3$  انحراف استاندارد و صدک ۷۵ام تضمین می کند که فقط بالاترین بخش های انرژی سیگنال انتخاب می شوند. انحراف استاندارد مطابق با آستانه تغییر در سیگنال است. این بدان معنی است که سیگنال های دارای تغییر بالا به یک آستانه بالاتر می رسند. با توجه به همپوشانی پنجره ها، برخی از بخش های این دوره ممکن است چندین بار مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرد. تقسیم بندی های یکسان با تقسیم بندی های قبلی مردود می شوند. شکل. ۳ نمونه ای از نتایج حاصل از تقسیم بندی یک سلسله رویداد را نشان می دهد.

در مرحله بعد، سنبلي بودن هر بخش با انرژی بالا محاسبه می شود.

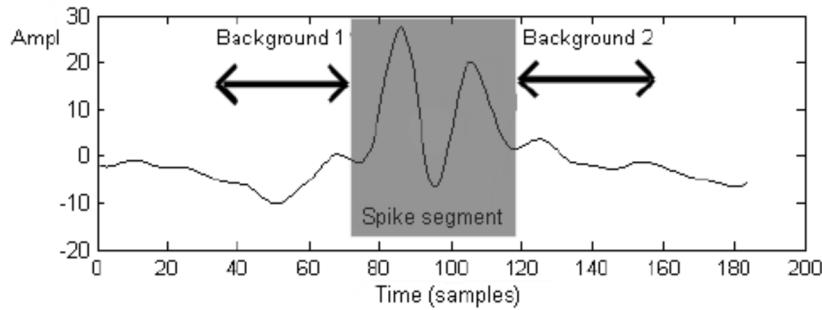
سنبلی بودن به صورت زیر تعریف می شود:

$$spikiness = \frac{|q3(segment) - q1(segment)|}{|q3(background) - q1(background)|} \quad (3)$$

به ترتیب با  $q1$  و  $q3$  به عنوان صدک ۷۵ام و ۲۵ام. این پیش زمینه به عنوان EEG با طول سنبله در نظر گرفته شده، درست قبل و بعد از سنبله (شکل ۴) تعریف می شود. هدف از این مرحله، انتخاب بخش های احاطه شده توسط EEG و لتاژ پایین تر و کاهش تعداد بخش های مورد استفاده برای تجزیه و تحلیل بیشتر به وسیله آن است. در مقدمه این مرحله، کاهش نرخ مثبت کاذب الگوریتم مشاهده شد.



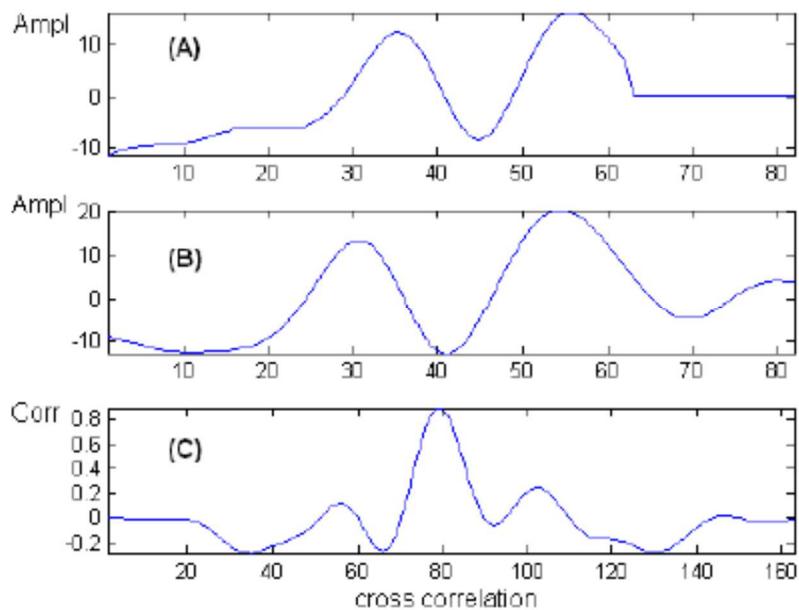
شکل. ۳. تقسیم بندی یک سلسله رویداد. پس از تقسیم بندی، تنها بالاترین بخش های انرژی از EEG باقی می ماند.



شکل. ۴. تعریف سنبلي بودن بخش. این بخش دارای یک سنبلي بودن ۳,۸ است.

علاوه بر سنبلي بودن خاص، چند محدوديت ثانويه در بخشهاي داراي انرژي بالا وجود دارد. حداقل طول يك بخش ۱۰۰ ميلي ثانие است، حداکثر طول ۲۵ و حداقل دامنه  $5\text{ }\mu\text{V}$  است. اين محدوديت ها بسيار قوي نيستند اما آنها به کاهش تعداد همبستگي هايی که باید در گام بعدی محاسبه شوند کمک می نمایند و بنابراین زمان محاسبه کاهش می یابد. همچنان با جلوگيری از تشخيص سیگنال های بسیار کوچک (مانند نویز)، آنها تعداد نرخ مثبت کاذب را کاهش می دهند. آن بخش هایی که همه معیارها را برآورده سازند، سنبلي های صحیح در نظر گرفته می شوند، و وارد مرحله بعدی تجزیه و تحلیل می شوند.

۲) تجزیه و تحلیل همبستگی: ناظر انسانی ما، زمانی تشنج را تشخیص می دهد که یک الگو از سنبله های تکراری و مشابه وجود دارد. الگوریتم ما، تشابه بین سیگنال ها را با محاسبه همبستگی بین آنها چک می کند. برای تعیین اینکه آیا سنبله های شناسایی شده، یک الگوی تکراری را دنبال می کنند، همبستگی متقابل بین یک بخش خاص و تمام بخش های دیگر حاضر قبل از ۱۰ ثانیه از EEG ها محاسبه می شود. اگر بخش ها دارای طول های مختلف باشند، کوتاه ترین بخش با صفر به طول طولانی ترین بخش، خالی گذاشته می شود. یک تشنج در صورتی تشخیص داده می شود که بخش فعلی دارای حداکثر همبستگی بالاتر از ۸,۰ با حداقل ۵ بخش دیگر در ۱۰ ثانیه قبلی باشد. پس از آن این ۱۰ ثانیه ها، به عنوان تشنج برچسب گذاری می شوند. شکل. ۵، ۲ بخش سنبله مشابه و همبستگی آنها را نشان می دهد.



شکل. ۵. (A)، (B): دو سنبله تقسیم بندی شده، به صفرهای اضافه شده در شکل (A) توجه داشته باشید. (C) همبستگی سنبله های تقسیم شده. حداکثر مقدار همبستگی متقابل، یک اندازه گیری مناسب از شباهت بین دو بخش است.

جدول نتایج الگوریتم در ۶ بیمار:  $\text{tr}$ : مجموعه آموزش،  $\text{te}$ : مجموعه آزمون)

Patiënt	Sensitivity (%)	PPV (%)	FP/h	EEG duration (h)
1 (tr)	95	81	0.29	24.4
2 (tr)	100	100	0	7.5
3 (tr)	100	86	0.4	7.5
4 (te)	95	85	1.3	7.5
5 (te)	100	78	1	7.5
6 (te)	X	X	X	7.5
mean	98	86	0.6	10.88

### ۳. اطلاعات

همه داده ها در بیمارستان کودکان Sophia (بخشی از دانشگاه علوم پزشکی مرکز روتردام، هلند) ثبت شدند. مجموعه داده ها شامل نظارت تصویری-EEG بلند مدت ۶ نوزاد با ۱۳ تا ۱۷ کanal EEG مطابق با سیستم ۱۰-۲۰ از قرار گرفتن الکترود بودند. طول مدت EEG برابر  $24.4\text{h}$  برای یک نوزاد بود و  $7.5\text{h}$  برای دیگران بود. فرکانس نمونه برداری، ۲۵۶ هرتز بود. همه طول مدت های EEG برای فعالیت تشنج توسط یک متخصص مغز و اعصاب با تجربه رتبه بندی شدند و همه آنها، تشنجاتی از نوع سلسله رویداد را نشان دادند. این الگوریتم، کanal به کanal اعمال شد. در صورت تشخیص تشنج در ۱ کanal، EEG کلی در آن لحظه زمانی به عنوان فعالیت تشنج برچسب گذاری شد. هیچ اطلاعات مکانی استفاده نشد، زیرا اکثر تشنجات به صورت محلی شروع می شوند و از این رو تنها توسط یک کanal EEG ضبط می شوند.

### ۴. نتایج

ما یک مجموعه آموزش از ۳ بیمار و یک مجموعه اعتبار سنجی از ۳ بیمار را تعریف نمودیم. مروری بر نتایج در جدول ۱ آورده شده است. ۳ بیمار اول، مجموعه آموزش هستند. اشکال ۷ و ۸، ۲ نمونه از تشنج تشخیص داده شده را نشان می دهد. بخش های برجسته شده، بخش هایی هستند که با حداقل ۵ بخش دیگر در قبل از ۱۰ ثانیه همبسته هستند. اولین بخش برجسته شده نشان دهنده آغاز تشخیص است.

حساسیت و مقدار پیشگویی مثبت (PPV) به صورت زیر تعریف می شود [۱۰]:

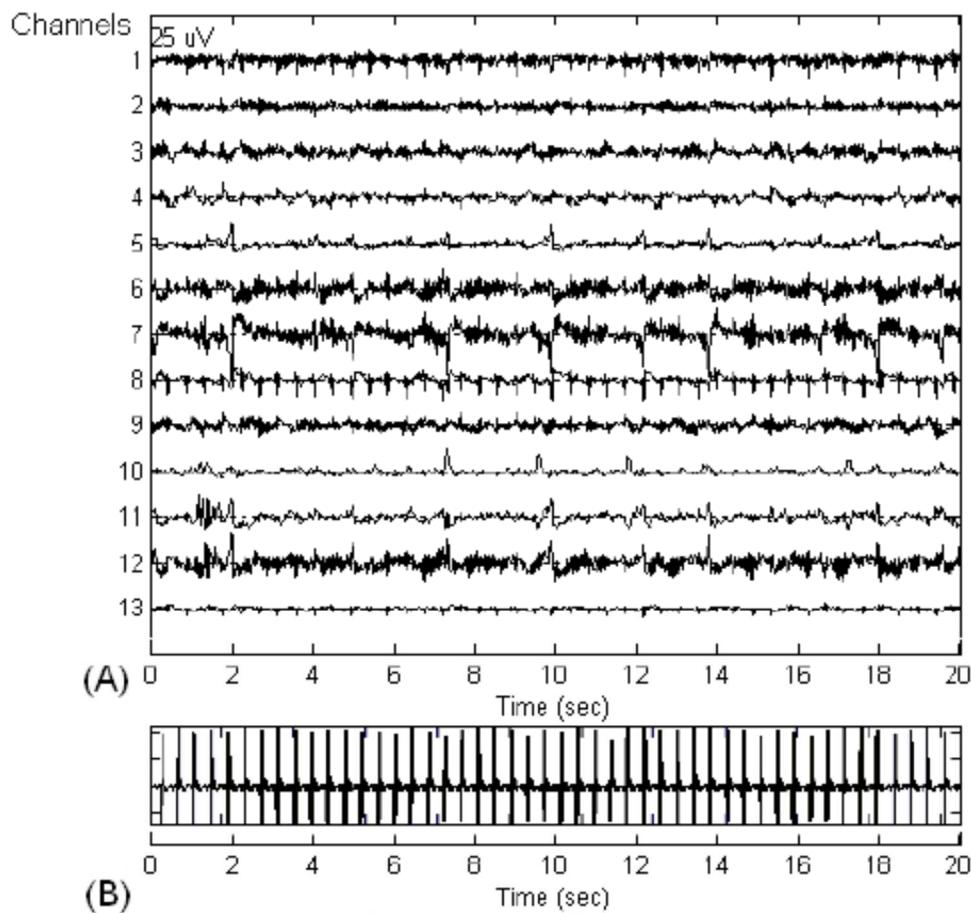
$$Sensitivity = (SZdet/SZtot).100 \quad (4)$$

با  $SZtot$  که تعداد تشنجات مشخص شده توسط متخصص مغز و اعصاب، و  $SZdet$  تعداد شناسایی شده توسط الگوریتم ماست

$$PPV = (EVsz/EVtot).100 \quad (5)$$

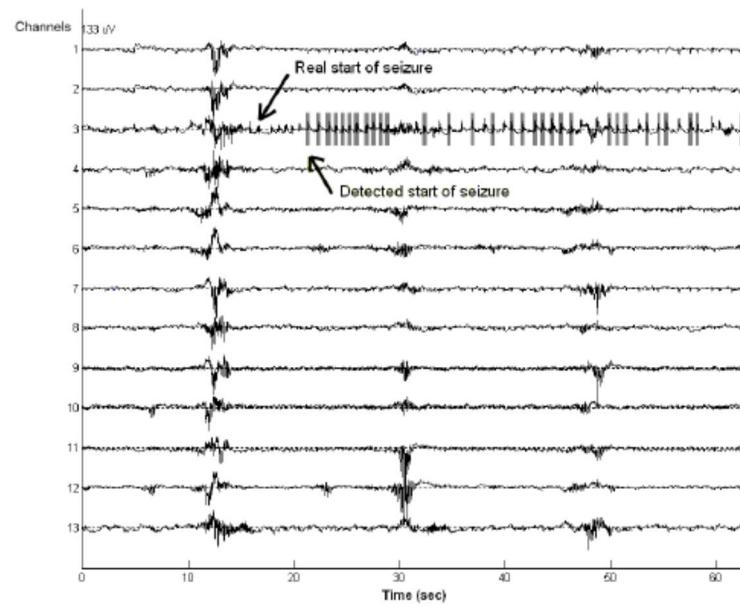
با  $EVsz$  و  $EVtot$ ، به ترتیب تعداد کل حوادث تشخیص داده و تعداد تشنجات تشخیص داده شده را نشان می دهد. گاهی اوقات یک تشنج واحد چندین بار توسط این الگوریتم شناسایی می شود. در رویکرد ما، همه حوادث تشخیص داده شده توسط الگوریتم ما که بخشی از حمله تشنج هستند به عنوان یک تشخیص  $EVsz$  در نظر گرفته می شوند. یکی دیگر از اندازه گیری های مناسب از عملکرد الگوریتم، تعداد مثبت های کاذب در ساعت ( $h / FP$ ) است. این اندازه گیری نشان دهنده یک شاخص مهم از قابلیت استفاده عملی الگوریتم است، زیرا هر  $FP$  نشان می دهد که کسی در ICU باید بدون لزوم بیمار را چک نماید.

در جدول ۱، نتایج بیمار ۶ نشان داده نشده است. EEG کلی به عنوان تشنج برچسب گذاری شد و این ناشی از یک نتیجه مصنوعی ECG بسیار ملموس است. در این مورد، این الگوریتم، مجموعه های QRS از ECG ضبط شده توسط EEG را (مثال شکل ۶) تشخیص می دهد. در اصل، این مشکل می تواند مجدداً با تقلید از این مورد حل شود که چگونه ناظر انسان با چنین نتیجه مصنوعی رفتار می کند. یعنی، با همبستگی الگوی تشخیص داده با ECG مستقیماً اندازه گیری شده (که معمولاً برای این منظور، همزمان با EEG ثبت می شود). اگر زمان بین سنبله های بی در پی با زمان بین ضربان های قلب برابر باشد، الگوی تشخیص داده شده به احتمال زیاد ناشی از ECG است و نه فعالیت تشنج. این نتیجه مصنوعی در مجموعه آموزش رخ نمی دهد.

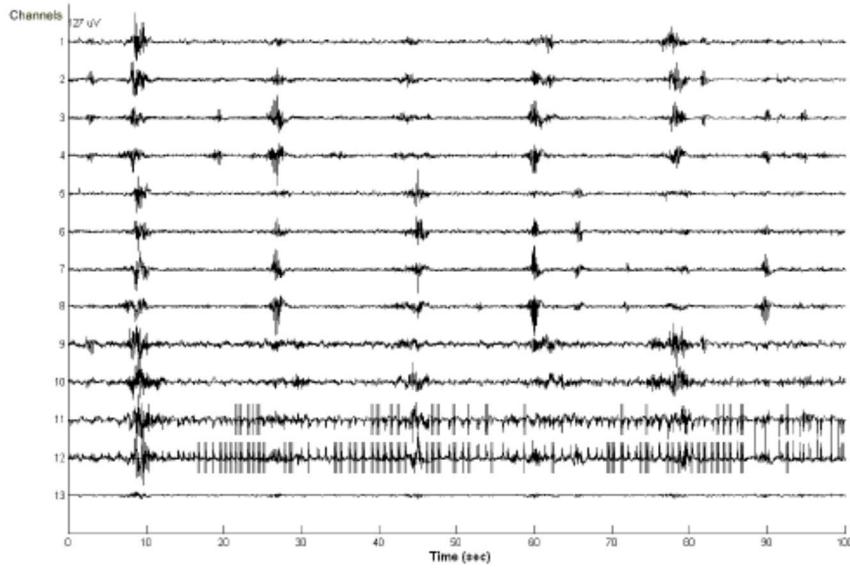


شکل. ۶. EEG(A) : با نتیجه مصنوعی قوی ECG(B) (غالب ترین در کanal ۸). ECG(B) متناظر.

اگر ما بیمار ۶ را حذف نماییم، حساسیت الگوریتم برابر با ۹۸٪ با  $PPV = 86\%$  و  $FP = 6/h$  یافت می شود.



شکل. ۷. یک مثال از یک تشنج شناسایی شده. بخش های برجسته شده با حداقل ۵ بخش قبلی دیگر حاضر در ۱۰ ثانیه قبلی EEG همبستگی دارند.



شکل. ۸. یک مثال از یک تشنج شناسایی شده. بخش های برجسته شده با حداقل ۶ بخش قبلی دیگر حاضر در ۱۰ ثانیه قبلی EEG همبستگی دارند

## ۵. بحث

حساسیت این الگوریتم بسیار خوب است و نرخ مثبت کاذب آن برای نظارت آنلاین قابل قبول است. نتایج اولیه در این زیر مجموعه ها بسیار بهتر از نتایج دیگر الگوریتم های منتشر شده است که یک PPV را روی گستره ۱۰٪/۴۹-۱۰٪ در حساسیت بین ۷۳-۹۸٪ [۱۰] حاصل می نماید. البته ما تنها تعداد کمی از بیماران را آزمایش نمودیم و آزمایشات گسترده تری برای تایید این نتایج نیاز خواهد شد.

الگوریتم ما به نتایج مصنوعی مقاوم است (که توسط PPV بالا ثابت شده است) چرا که تنها نتایج مصنوعی بسیار تکراری ممکن است به اشتباه تشخیص داده شوند. معیار قوی حداقل ۵ بخش شبه-سنبله مشابه در ۱۰ ثانیه از EEG، مانع تشخیص نادرست بسیاری از نتایج مصنوعی می شود (مانند نتایج مصنوعی حرکت / عضلات)، در حالی که با تشخیص تشنج تداخلی ندارد.

با این حال، مهم ترین ایراد الگوریتم حاضر اینست که برخی از نتایج مصنوعی نیز ممکن است از یک الگوی سنبله تکراری، مانند نتیجه مصنوعی ECG، تشکیل شده باشند. برای جداسازی این تشخیص های نادرست از مقادیر مثبت واقعی، تحقیقات بیشتری مورد نیاز است.

الگوریتم ارائه شده، هیچ بهینه سازی خاص- یک بیمار ندارد و ما دوست داریم که آن را حفظ نماییم. با این حال، در صورتی که این الگوریتم در یک مانیتور کنار تختخواب پیاده سازی شود، تنظیم دستی حساسیت و  $h / FP$  توسط تطبیق آستانه های مربوطه باید ممکن باشد. ۲ آستانه مهم اول، تعداد سنبله های همبسته در یک پنجره ۱۰ ثانیه (در حال حاضر در ۵ تنظیم می شود) و مقدار همبستگی بین سنبله های مختلف (در حال حاضر در ۸٪ تنظیم می شود) هستند.

## ۱. پیوست VI

Teager، یک اپراتور انرژی غیر خطی ساده (NLEO)  $(\psi_{teager})$  را پیشنهاد نمود که در اینجا به صورت گستته [۷] ارائه شده است:

$$\psi_{teager}[X_{(n)}] = X_{(n)}^2 - X_{(n-1)} \cdot X_{(n-2)} \quad (6)$$

با  $X_n$  به عنوان نمونه فعلی،  $X_{n-1}$  به عنوان نمونه قبلی، و غیره مهمترین خاصیت این عملگر، رفتار برای یک موج سینوسی خالص است:

$$\psi_{teager}[A \cdot \cos(\omega_o n + \theta)] = \frac{1}{2} \cdot A^2 \cdot \omega_o^2 \quad (7)$$

این فرمول نشان می دهد که خروجی، متناسب با مربع دامنه و فرکانس خواهد بود. در این راستا، NLEO می تواند برتر از دیگر تخمین زننده های انرژی که به سادگی، میانگین مربع سیگنال هستند و مستقل از فرکانس هستند، در نظر گرفته شود. یک نسخه کلی تر در [۱۱] به صورت زیر داده شده است:

$$\psi_g[X_{(n)}] = X_{(n-l)} \cdot X_{(n-p)} - X_{(n-q)} \cdot X_{(n-s)}, \quad (8)$$

$$l + p = q + s$$

می توان نشان داد که برای  $\psi_g$  در برابر نویز مقاوم تر است. اگر سیگنال ورودی شامل نویز اضافی باشد، آنگاه خروجی شامل یک جزء منعکس کننده نویز ورودی نخواهد بود. یک انتخاب ممکن برای پارامترها،  $l = 1$ ،  $s = 3$  و  $q = 0$  است [۲].

## REFERENCES

- [1] A. Aarabi, F. Wallois, and R. Grebe. Automated neonatal seizure detection: A multistage classification system through feature selection based on relevance and redundancy analysis. *Clin. Neurophysiol.*, 117:328–340, 2006.
- [2] R. Agarwal, J. Gotman, D. Flanagan, and B. Rosenblatt. Automatic eeg analysis during long-term monitoring in the icu. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 107:44–58, 1998.
- [3] P. Celka and P. Colditz. A computer-aided detection of eeg seizures in infants: A singularspectrum approach and performance comparison. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 49(5):363–369, 2002.
- [4] R.R. Clancy, A. Legido, and D. Lewis. Occult neonatal seizures. *Epilepsia*, 29:256–261, 1988.
- [5] J. Gotman, D. Flanagan, J. Zhang, and B. Rosenblatt. Automatic seizure detection in the newborn: methods and initial evaluation. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 103:356–362, 1997.
- [6] B.R. Greene, G.B. Boylan, R.B. Reilly, P. de Chazal, and S. Connolly. Combination of eeg and ecg for improved automatic neonatal seizure detection. *Clin. Neurophysiol.*, 118:1348–1359, 2007.
- [7] J.F. Kaiser. On a simple algorithm to calculate the energy of a signal. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP90)*, pages 381–384, Apr. 1990.
- [8] A. Liu, J.S. Hahn, G.P. Heldt, and R.W. Coen. Detection of neonatal seizures through computerized eeg analysis. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 82:363–369, 1992.
- [9] M.C. McBride, N. Laroia, and R. Guillet. Electrographic seizures in neonates correlate with poor neurodevelopmental outcome. *Neurology*, 55:506–514, 2000.
- [10] M.A. Navakatikyan, P.B. Colditz, C.J. Burke, T.E. Inder, J. Richmond, and C.E. Williams. Seizure detection algorithm for neonates based on wave-sequence analysis. *Clin. Neurophysiol.*, 117:1190–1203, 2006.
- [11] E.I. Plotkin and M.N.S. Swamy. Nonlinear signal processing based on parameter invariant moving average modeling. In *Proc. CCECE '21*, pages TM3.11.1–TM3.11.4, 1992.
- [12] J.J. Volpe. *Neurology of the newborn*. PA: Saunders, 1987.
- [13] P. Zarjam, M. Mesbah, and B. Boashash. An optimal feature set for seizure detection systems for newborn eeg signals. In *ISCAS (5)*, pages 33–36, 2003.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

✓ لیست مقالات ترجمه شده

✓ لیست مقالات ترجمه شده رایگان

✓ لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI

سایت ترجمه فا؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی