



**دانشکده مهندسی**

**گزارش پروژه درس محاسبات نرم**

**عنوان:   
مرتب‌سازی فازی کانال‌های سیگنال EEG جهت بهبود عملکرد دسته‌بند CNN**

**استاد درس:   
دکتر محمدرضا اکبرزاده توتونچی**

**نام و نام خانوادگی دانشجو:  
مهدی تنباکوچی**

**شماره دانشجویی:   
9815406046**

مرداد / 1399

**فهرست مطالب**

عنوان مطالب شماره صفحه

[چكيده 1](#_Toc45633853)

[1 - مقدمه 2](#_Toc45633854)

[1-1- پیش‌گفتار 3](#_Toc45633855)

[1-2- بیان مسأله 3](#_Toc45633856)

[1-3- ضرورت تحقیق 3](#_Toc45633857)

[1-4- پیشینه تحقیق 3](#_Toc45633858)

[1-5- ساختار گزارش 3](#_Toc45633859)

[2 - اصول ردیابی دیداری 4](#_Toc45633860)

[2-1- مقدمه 5](#_Toc45633861)

**فهرست جدول‌ها**

عنوان شماره صفحه

No table of figures entries found.

**فهرست شکل‌ها**

# چكيده

تشخیص تشنج[[1]](#footnote-1) در نوزادان می‌تواند فرایند درمان را تسریع بخشد و در نتیجه از مشکلات جبران ناپذیر بعدی جلوگیری نماید. از آن جا که این حملات در کودکان بدون نشانه‌های فیزیکی رخ می‌دهند، یافتن روش‌هایی برای خودکار‌سازی این فرایند بسیار حائز اهمیت است. در [[1](#_ENREF_1)] با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی کاملا متصل روشی برای آشکارسازی تشنج در نوزادان ارائه شده است. از آن جا که بر‌چسب‌گذاری به تفکیک کانال سیگنال EEG کاری بسیار زمان‌بر و پرهزینه است تعداد داده آموزشی کمی با چنین کیفیتی موجود است (برای بخش اندکی از سیگنال‌ها کانال دقیقی که دارای نشانه تشنج است توسط متخصص مشخص شده است). با این حال استفاده از برچسب‌گذاری ساده (نشانه تشنج داشته است اما کانال دقیق آن مشخص نیست) برای جبران این مشکل پیشنهاد شده است که مشکل اصلی آن، بالا رفتن نسبت نویز به سیگنال است.

با وجود تعدادی از داده‌ها با بر‌چسب‌گذاری دقیق می‌توان از معیارهای شباهت فازی هم‌چون خوشه‌بندی فازی یا شباهت همگامی فازی[[2]](#footnote-2) جهت مرتب‌سازی کانال‌های EEG قبل از ارائه آن‌ها به شبکه استفاده کرد؛ بدین ترتیب می‌توان بیشترین بهره را از داده‌های آموزشی با برچسب‌گذاری دقیق برد. هم‌چنین مطابق مقاله از معیار AUC نمودار عملکرد دسته‌بند جهت سنجیدن روش پیشنهادی استفاده می‌شود.

**کلیدواژه‌ها:**

شبکه عصبی، لایه کانولوشن، دسته‌بندی، تشنج، سیگنال EEG

# مقدمه

## پیش‌گفتار

تشخیص تشنج در نوزادان از نظر کلینیکی بسیار امری با اهمیت است. دلیل آن نیز آن است که تشنج در دوران نوزادی با آسیب های مغزی همراه است و شناسایی به موقع آن امکان درمان در لحظه را فراهم میآورد که توسط این درمان احمال آسیب‌های بعدی را کاهش می‌دهد. تشنج در کودکان و بزرگ سالان با نشانه های حرکتی همراه است در حالی که در نوزادان در اکثر موارد بدون هیچ نشانه حرکتی یا فیزیکی رخ می‌دهد. همچنین تحقیقات نشان داده‌اند که دو سوم از حملات در حالت زیر‌‌کلینیکال رخ می‌دهند. بنابراین شناسایی قابل اطمینان تشنج ها در نوزادان توسط سیگنال آنالیز EEG امکان‌پذیر است.

## بیان مسأله

اتصال الکترودهای EEG به نوزاد و خواندن سیگنال EEG برای تشخیص آن که تشنج رخ داده است یا خیر نیاز به افرادی متخصص و هم چنین تجهیزات پیشرفته دارد. در بسیاری از بخش های مراقبت ویژه کودکان با وجود سیستم مانیتورینگ EEG افراد متخصص حاضر در سایت اندکی وجود دارد و تشخیص هم چنان بر اساس نشانه های کلینیک انجام می پذیرد که فقط 10 درصد رویدادهای تشنج را آشکار می کند.

## ضرورت تحقیق

از آن جا که تشخیص به هنگام وقوع حمله در نوزادان می تواند امکان درمان به موقع را فراهم سازد در نتیجه طراحی الگوریتم هایی که بتوانند با صورت خودکار سیگنال EEG را خوانده و آن را تحلیل کنند و زمان رخداد تشنج کادر درمان را مطلع سازند بسیار به سیستم درمان بخش های مراقبت ویژه کودکان کمک می کند.

از آن جا که این مهم بر محققین پوشیده نبوده است روش هایی تا کنون برای خل این مسأله ارائه شده است. آن چه در این گزارش سعی بر انجام آن داریم بهتر کردن جدیدترین روش مبتنی بر شبکه های عصبی عمیق پیچشی است.

## پیشینه تحقیق

روش های اولیه تشخیص تشنج از یک سری قانون ها و آستانه های ابتکاری استفاده می کردند. در واقع مشخصات کلینیکی تشنج انگیزه ای بوده است تا به دنبال یک سری ویژگی های مشترک در بین موارد تشنج بوده و از آن ها برای شناسایی تشنج استفاده کرد. پس از شناسایی این ویژگی ها یک پنجره از سیگنال EEG را می توان با استفاده از استخراج ویژگی ها از آن و اعمال آستانه ای به عنوان تشنج یا غیر تشنج دسته بندی کرد. در مراجع [[2](#_ENREF_2)] [[3](#_ENREF_3)] و [[4](#_ENREF_4)] نمونه هایی از این روش ها را می توانید مشاهده کنید. هم چنین در مقاله [[5](#_ENREF_5)] سه روش که بر همین اساس ارائه شده اند را با یکدیگر مقایسه کرده است. نتایج آزمایش های انجام شده نشان می دهد که هر الگوریت مبرای شناسایی الگوهای مشخصی از تشنج خوب عمل می کنند. در حالی که به علت تنوع بالای الگوهای تشنج نمی توان از این روش ها حداقل به صورت عملی در کلینیک ها استفاده نمود.

سپس از الگوریتم های پیچیده داده محور یادگیری ماشین برای دسته بندی استفاده شد. الگوریتم های داده محور با استفاده از ویژگی هایی که قبلا تولید شده بود و استفاده از طبقه بند های مختلف مانند ماشین بردار پشتیبان و شبکه های ععصبی مصنوعی برای یافتن تشنج در سیگنال استفاده کردند [[6](#_ENREF_6), [7](#_ENREF_7)].

در روش های فوق الگوریتم یادگیری ماشین بر روی ویژگی هاس استخراج شده پردازش را انجام می دهند که خود نیاز به دانشی از سیگنال EEG نوازد دارد. یکی از الگوریتم هایی که تعدادی از ویژگی های ساده را در یک چارچوب طبقه بندی ترکیب می کند کار [[8](#_ENREF_8)] است. تحقیقات دیگری نیز سعی بر یافتن ویژگی‌های پیچیده‌تر برای بهبود عملکرد سیستم داشته‌اند، توصیفات پیچیده‌ای مبتنی بر نظریه آشوب و آنالیز زمان فرکانس نیز برای یافتن ویژگی که بتواند بین کلاس‌های تشنج و غیر تشنج تمایز قائل شود نیز انجام شده است [[9](#_ENREF_9), [10](#_ENREF_10)]. این روش ها عموما زمان محاسباتی بالای برای استخراج ویژگی های مورد نیاز لازم دارند.

پیشرفت های اخیر در حوزه تحقیقاتی یادگیری عمیق در پردازش تصاویر و صوت که در توسعه الگوریتم های تازه EEG استفاده شده اند نیازی به گام استخراج ویژگی ندارند. در واقع این الگوریتم ها هر دو گام استخراج ویژگی و دسته بندی را در یک رویه بهینه سازی انجام می دهند[[11](#_ENREF_11)]. الگوریتم‌های یادگیری عمیق با سیگنال EEG افراد بزرگ سال اعمال شده است با این حال تحقیقات اندکی بر روی شناساسی تشنج نوازادان به کمک این روش ها انجام شده است.

## ساختار گزارش

در فصل بعدی ابتدا به صورت خلاصه روش پیشنهادی در مقاله مرجع را برای حل مسأله گفته شده بیان می‌کنیم و سپس ایده خود را جهت بهبود این روش بر روی دادگان مصنوعی شبیه‌سازی می کنیم تا نتیجه عملکرد مرتب‌سازی فازی کانال‌ها را بیابیم. مباحث مربوط به نحوه تولید داده‌های مصنوعی برای شبیه‌سازی و روش پیشنهادی برای مرتب‌سازی فازی کانال‌ها در فصل سوم گزارش قرار می‌گیرند. فصل چهارم به بررسی نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی می‌پردازد.

# تشخیص تشنج با استفاده از شبکه عصبی عمیق کاملا پیوسته

## مقدمه

در این بخش به معرفی روش حل مسأله مقاله مرجع [[1](#_ENREF_1)] می پردازیم و سپس راه حل پیشنهادی خود را برای بهبود عملکرد آن گزارش می کنیم.

## روش حل پیشنهادی

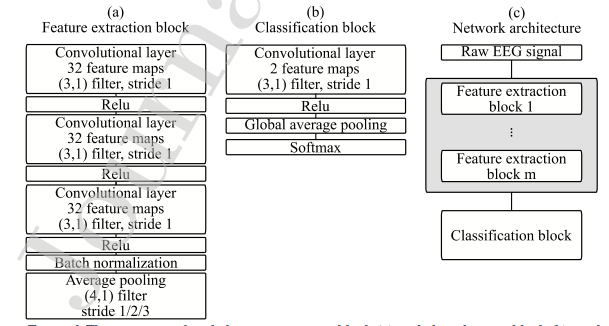
در روش پیشنهادی با توجه به مشکلاتی که در نشانه گذاری سیگنال EEG نوزاد در رابطه با دقت زمانی و مکانی آن وجود دارد و با توجه به این نکته که حتی نشانه تشنج در یک کانال از سیگنال EEG منجر به نشانه گذاری کل قطعه از سیگنال به عنوان تشنج می شود، پیشنهاد شده است که از اکثر داده هایی که دارای نشانه گذاری دقیق زمانی هستند (صرفا) برای آموزش شبکه عمیق استفاده شود.

مشکل در دقت مکانی رخداد تشنج در سیگنال EEG از آن جا ناشی می شود که این گونه برچسب گذاری بسیار زمان بر است و نیاز به کار تخصصی بالایی دارد و عموما چنین داده ای در دسترس نیست. علی رغم این موضوع صرفا مشخص بودن این که قطعه ای از سیگنال EEG دارای نشانه های تشنج است با فراوانی قابل قبولی وجود دارد. بر همین اساس در این مقاله نیز پیشنهاد شده است که با تغذیه شبکه با استفاده از تمام کانال های سیگنال EEG و اعمال برچسب آن برای یادگیری، پارامترهای شبکه تنظیم گردد. امید است که تعداد بالای داده ای آموزشی موجود بتواند خلأ نبود دقت مکانی در رخداد تشنج را جبران کند.

ابتدا باید انتخاب کرد چه ورودی به شبکه داده شود. بر اساس آزمایش هایی که در گزارش آمده است که ویژگی های مختلفی را به عنوان ورودی به شبکه عصبی عمیق داده اند، با استفاده از داده خام EEG توانسته‌اند به نتایج بهتری برسند. به عنوان مثال، در یک آزمایش EEG با استفاده از اسپگتروگرام EEG به نمایش تصویری از EEG رسیده و سپس با اعمال آن به شبکه که شبکه از فیلترهای کانولوشن 2 بعدی استفاده می کند یادگیری انجام شده است. البته دقت نهایی از مدل های قبلی مورد مقایسه نیز کمتر شده است. در آزمایش های بعدی از فیلترهای کانولوشن 1 بعدی به سیگنال EEG خام استفاده کرده اند و فیلترها به عرض پهن انتخاب شدند (طولی برابر 64 تا 128 نمونه). با توجه به فرکانس نمونه برداری معادل با 2 تا 4 ثانیه از سیگنال EEG است. این روش بهبود کارایی نسبت به حالت قبلی را نشان داده است. در نهایت از از فیلترهایی با سایز به طول نمونه ها (3 نمونه) استفاده شد که می توان یادگیری فیلترهای پردازش گر EEG را به صورت سلسله مراتبی انجام دهد. طول فیلترها در تمام لایه های معماری یکسان نگه داشته می شوند.

### اجزای سازنده شبکه

برای ساخت معماری که همزمان استخراج ویژگی و دسته بندی تشنج را انجام دهد باید بلوک های اتخزاج ویژگی و دسته بندی را با استفاده از لایه های یادگیری عمیق بسازیم. شکل 1 لایه های استفاده شده در معماری را نشان می دهد.



شکل 1 ساختار هر بلوک استخراج ویژگی و دسته بندی به همراه معماری کامل شبکه پیشنهادی

در CNN های رایج بخش دسته بندی با استفاده از لایه های متصل سنگین پیاده سازی می شوند. در این معماری که تماما کانولوشنی است از همین لایه های کانولوشن نیز برای دسته بندی استفاده می شود. هم چنین تعداد فیلترها در لایه دسته بندی برابر با تعداد کلاس های مورد نظر برای دسته بندی انتخاب می شود. در نهایت از یک میانگین گیری کلی روی هر نقشه ویژگی استفاده می شود. پس از آن لایه softmax مقادیر تولید شده را به احتمال تبدیل می کند. در واقع با این معماری از آن جا که هیچ لایه متصل چگالی نداریم، شبکه بهینه می شود تا اطلاعات لازم برای تمایز بین دو دسته را در سلسله مراتبی از فیلترهای کانولوشنی بیاموزد.

### پارامترهای مدل

همان طور که در شکل 1 مشخص است می توان عمق شبکه را با تغییر تعداد لایه های استخراج ویژگی به هر مقدار تعیین کرد. استفاده از بلوک های بیشتر به معنای یادگیری شبکه های عمیق تر و ویژگی های پیچیده تر از سیگنال است.

فیلتر کانولوشنی در هر لایه از شبکه تحت تأثیر بخش خاصی از سیگنال EEG ورودی قرار می گیرند. میدان گیرندگی بر همین اساس محدوده نمونه هایی است که به وزن های کانولوشنی مرتبط هستند. در اولین عملیات کانولوشنی میدان گیرندگی برابر اندازه ماتریس وزن است که هر چه به عمق شبکه می رویم این میدان وسیع تر می گردد. برای افزایش میدان گیرندگی یک لایه کانولوشن می توان یا تعداد لایه ها را افزایش داد یا از کاهش نمونه با استفاده از لایه های pooling این کار را انجام داد. بیشترین میدان گیرندگی در این معماری تمام نمونه ها در لایه آخر خواهد بود (256 نمونه) که برابر 8 ثانیه از داده است که با نرخ 32 هرتز نمونه برداری شده است.

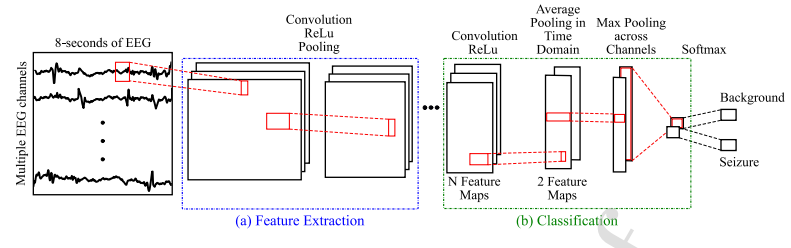
میدان گیرندگی را می توان به صورت بازگشتی از طریق رابطه زیر به دست آورد:

که در آن s به جای stride و f به جای filter به ترتیب نشان دهنده گام حرکت و اندازه فیلتر هستند. همان طور که می بینید stride در میدان گیرندگی به صورت ضریب وارد می شود. از آن جا که در معماری CNN به صورت رایح در لایه آخر از لایه های متصل چگال استفاده می شود بنابراین در این لایه تمام نمونه های ورودی تأثیر گذارند. با این حال از آن جا که در معماری پیشنهادی از چنین لایه ای استفاده نشده است، لایه آخر دارای بیشترین میدان گیرندگی بوده و تعداد نمونه هایی را که از ورودی در مقدار آن نقش بازی می‌کنند مشخص می کند.

### لایه تماما کانولوشنی 2 بعدی

معماری این شبکه را می توان در شکل 2 یافت. هم چنین در همین شکل مشخص است که چگونه لایه آخر به عنوان دسته بند برای کل شبکه عمل می کند. ورودی می تواند به هر تعداد کانال EEG داشته باشد. در این گزارش هر کانال یک پنجره 8 ثانیه ای از سیگنال EEG با فرکانس نمونه برداری 32 هرتز است که به آرایه ای 256 در N منتج می شود که N هم تعداد کانال را مشخص می کند. هم چنین در لایه آخر از یک محاسبه کننده بیشینه حول تمام کانال ها نیز برای شناسایی وجود یک تشنج در یکی از کانال ها استفاده شده است.

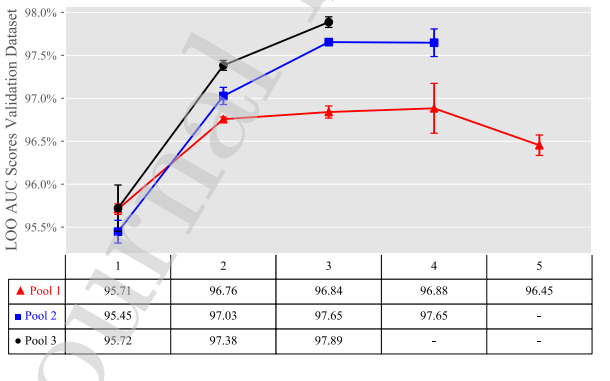
از آن جا که در این معماری هم از فیلترهای 1 بعدی در تمام لایه ها استفاده شده است از هیچ رابطه همبستگی بین کانال ها در تعیین تشنج استفاده نمی شود. این کار موجب می شود تا ویژگی ها تشنج یادگیری شوند نه ویژگی هایی که مخصوص به هر نوزاد است. این شبکه باید تشنج از غیر تشنج را بین تعداد کانال های داده شده به آن شناسایی کند (8 در این گزارش). بنابراین در حالتی که فقط تشنج در یک کانال رخ داده است می توان نسبت سیگنال به نویزی برابر 1 به 8 داشت.



شکل 2 معماری شبکه تماما کانولوشنی 2 بعدی، چند کانال EEG را در ورودی می گیرد و تشنج را در صورت وقوع در یکی از کانال ها در خروجی مشخص می کند.

## بررسی پارامترهای شبکه

همان طور که گفته شد با تغییر پارامترهای شبکه از جمله عمق آن و هم چنین طول گام استفاده شده در هر لایه میدان گیرندگی شبکه تغییر می کند و این امر موجب تغییر در عملکرد شبکه می شود. برای بررسی حالات مختلف از اعتبارسنجی یکی بیرون استفاده می شود تا بتوان اعتبارسنجی مستقل از نوزاد داشت.



شکل 3 بررسی پارامترهای عمق و گام حرکت بر عملکرد معماری پیشنهادی

همان طور که در شکل 3 مشاهده می کنید در ابتدا با افزایش عمق شبکه AUC افزایش می یابد و سپس از 4 لایه بیشتر این مقدار کاهش می یابد. هم چنین بهترین مقدار برای گام حرکت در شبکه نیز مطابق اعتبارسنجی انجام شده برابر با 3 است.

مراجع

1. 1. O’Shea, A., et al., *Neonatal seizure detection from raw multi-channel EEG using a fully convolutional architecture.* Neural Networks, 2020. **123**: p. 12-25.
2. 2. Liu, A., et al., *Detection of neonatal seizures through computerized EEG analysis.* Electroencephalography and clinical neurophysiology, 1992. **82**(1): p. 30-37.
3. 3. Gotman, J., et al., *Automatic seizure detection in the newborn: methods and initial evaluation.* Electroencephalography and clinical neurophysiology, 1997. **103**(3): p. 356-362.
4. 4. Celka, P. and P. Colditz, *A computer-aided detection of EEG seizures in infants: a singular-spectrum approach and performance comparison.* IEEE transactions on biomedical engineering, 2002. **49**(5): p. 455-462.
5. 5. Faul, S., et al., *An evaluation of automated neonatal seizure detection methods.* Clinical Neurophysiology, 2005. **116**(7): p. 1533-1541.
6. 6. Thomas, E.M., et al., *Discriminative and generative classification techniques applied to automated neonatal seizure detection.* IEEE journal of biomedical and health informatics, 2012. **17**(2): p. 297-304.
7. 7. Aarabi, A., R. Grebe, and F. Wallois, *A multistage knowledge-based system for EEG seizure detection in newborn infants.* Clinical Neurophysiology, 2007. **118**(12): p. 2781-2797.
8. 8. Temko, A., et al., *Clinical implementation of a neonatal seizure detection algorithm.* Decision support systems, 2015. **70**: p. 86-96.
9. 9. Faul, S., et al. *Chaos theory analysis of the newborn EEG-is it worth the wait?* in *IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing, 2005.* 2005. IEEE.
10. 10. Tapani, K.T., S. Vanhatalo, and N.J. Stevenson, *Time-varying EEG correlations improve automated neonatal seizure detection.* International journal of neural systems, 2019. **29**(04): p. 1850030.
11. 11. O'Shea, A., et al. *Neonatal seizure detection using convolutional neural networks*. in *2017 IEEE 27th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*. 2017. IEEE.

1. Seizure detection [↑](#footnote-ref-1)
2. Fuzzy Synchronization Likelihood [↑](#footnote-ref-2)