Published by: Iranian Society for Biomedical Engineering / www.isbme.ir

Iranian Journal of Biomedical Engineering

www.ijbme.org / P-ISSN: 2008-5869 / E-ISSN: 8006-9685

Volume 19, Issue 1, Spring 2025, 65 - 78

Analysis of Pattern Changes in Sleep Electroencephalogram Signals in Newborns at 36 to 45 Weeks Gestational Age

Moghanni-Bashi, Fatemeh [1] / Goshvarpour, Ateke [2*]

[1] - Master student, Department of Biomedical Engineering, Faculty of Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Iran

[2] -Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, Faculty of Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Iran

ARTICLE INFO

DOI: https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2068093.1991

Received: 5-8-2025 Revised: 22-10-2025 Accepted: 12-11-2025

KEYWORDS

Sleep
Newborns
Frequency Bands
Age
Electroencephalogram
Modeling

ABSTRACT

Sleep plays a pivotal role in the brain development and maturation of neonates, and analyzing electroencephalogram (EEG) features across different sleep stages can provide profound insights into the neurophysiological developmental trajectory. In this study, to systematically investigate the neuroelectrical changes associated with advancing gestational age, 1,100 EEG recordings from neonates aged 36 to 45 weeks, collected at the University of Jena, Germany, were analyzed. Following signal preprocessing and artifact removal, frequency-domain features—including power in the delta, theta, alpha, and beta bands, as well as frequency power ratios—and nonlinear features—including Higuchi and Katz fractal dimensions, sample entropy, Poincaré plot parameters, and Recurrence Quantification Analysis (RQA)—were extracted from the C3-T3 and C4-T4 channels. To assess the normality of data distribution, the Kolmogorov-Smirnov test was employed. Hemispheric asymmetries were evaluated using paired t-tests, while inter-group differences across gestational ages were examined using one-way analysis of variance (ANOVA). Furthermore, to model the developmental trajectory of features with advancing gestational age, linear, second-order polynomial, and exponential regression models were applied, and the root mean square error (RMSE) was computed as a goodness-of-fit metric. Paired t-test results indicated no statistically significant differences ($p > 0.05$) in feature values between the left and right hemispheres, reflecting electrophysiological symmetry and balanced hemispheric function during this developmental period. In contrast, ANOVA revealed statistically significant differences ($p < 0.001$) in the extracted features across gestational age groups, underscoring the strong influence of gestational age on the evolution of brain activity patterns. Regression modeling revealed that specific frequency power ratios provided the best fit (lowest RMSE) in characterizing the developmental trends of features with age. These findings underscore the importance of frequency power ratios as sensitive and reliable biomarkers for monitoring brain maturation and evaluating neonatal sleep quality. By providing a comprehensive framework for multidimensional EEG signal analysis, this study represents a significant step toward developing quantitative metrics for clinical monitoring of neonatal neurological health and the early detection of neurophysiological disorders.

[*]**Corresponding Author**

Address: Department of Biomedical Engineering, Imam Reza International University, Mashhad, Razavi Khorasan, Iran

E-Mail: *ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir*

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

ناشر: انجمن مهندسی پزشکی ایران / www.isbme.ir

نشریه‌ی مهندسی پزشکی زیستی

شاپای چاپی: ۵۸۶۹-۲۰۰۸ / شاپای الکترونیکی: ۹۶۸۵-۸۰۰۶ / www.ijbme.org

دوره: ۱۹، شماره: ۱، بهار ۱۴۰۴، ۶۵ - ۷۸

تحلیل الگوی تغییرات سیگنال‌های الکتروآنسفالوگرام خواب نوزادان در محدوده سنی ۳۶ تا ۴۵ هفته بارداری

مقنی باشی، فاطمه [۱] / گشوارپور، عاتکه [۲*]

[۱] – دانشجو کارشناسی ارشد،گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه بین المللی امام رضا(ع)، مشهد، ایران.

[۲] – دانشیار،گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه بین المللی امام رضا(ع)، مشهد، ایران.

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: https://doi.org/10.22041/ijbme.2025.2068093.1991

ثبت در سامانه: ۱۴۰۴/۵/۱۴ بازنگری: ۱۴۰۴/۷/۳۰ پذیرش: ۱۴۰۴/۸/۲۱

واژه‌های کلیدی

خواب
نوزادان
باندهای فرکانسی
سن
الکتروآنسفالوگرام
مدل‌سازی

چکیده

خواب نقش کلیدی در رشد و تکامل مغزی نوزادان ایفا می‌کند و تحلیل ویژگی‌های الکتروانسفالوگرام (EEG) در مراحل مختلف خواب می‌تواند بینشی دقیق از روند رشد نوروفیزیولوژیکی فراهم آورد. در این مطالعه، به منظور بررسی سیستماتیک تحولات نوروالکتریکی ناشی از پیشرفت سن جنینی، ۱۱۰۰ رکورد EEG از نوزادان ۳۶ تا ۴۵ هفته بارداری جمع‌آوری‌شده از دانشگاه ینا، آلمان، مورد تحلیل قرار گرفت. پس از پیش‌پردازش سیگنال و حذف آرتیفکت‌ها، ویژگی‌های فرکانسی (شامل توان باندهای دلتا، تتا، آلفا، بتا و نسبت‌های توان فرکانسی) و ویژگی‌های غیرخطی (شامل بعدهای فرکتال هیگوچی و کتز، آنتروپی نمونه، نمودار پوانکاره و تحلیل کمی‌سازی بازگشتی) از کانال‌های C3-T3 و C4-T4 استخراج شدند. برای ارزیابی نرمال‌بودن توزیع داده‌ها، آزمون کولموگروف-اسمیرنوف به‌کار گرفته شد. تفاوت‌های نیمکره‌ای با آزمون t زوجی و تفاوت‌های بین گروه‌های سنی با تحلیل واریانس یک‌طرفه (ANOVA) مورد بررسی قرار گرفتند. همچنین، به منظور مدلسازی روند تغییرات ویژگی‌ها با پیشرفت سن بارداری، از مدل‌های رگرسیونی خطی، چندجمله‌ای درجه دوم و نمایی استفاده شد و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) به عنوان معیار برازش مدل محاسبه گردید. نتایج آزمون t زوجی نشان داد که هیچ تفاوت آماری معنی‌داری ($p>0/05$) در مقادیر ویژگی‌ها بین نیمکره‌های چپ و راست وجود ندارد، که بیانگر تقارن الکتروفیزیولوژیکی و عملکرد متوازن نیمکره‌ها در این دوره از رشد است. در مقابل، آزمون ANOVA تفاوت‌های معنی‌دار آماری ($p< 0/001$) در ویژگی‌های استخراج‌شده بین گروه‌های سنی را تأیید کرد، که نشان‌دهنده تأثیر قوی سن جنینی بر تکامل الگوهای فعالیت مغزی است. مدل‌سازی رگرسیونی نشان داد که برخی نسبت‌های توان فرکانسی بهترین برازش (کمترین RMSE) را در توصیف روند تغییرات ویژگی‌ها با سن دارند. این یافته‌ها اهمیت نسبت‌های توان فرکانسی به عنوان شاخص‌های حساس و قابل اعتماد در رصد رشد مغزی و ارزیابی کیفیت خواب نوزادان را برجسته می‌سازد. این مطالعه با ارائه چارچوبی جامع از تحلیل چندبعدی سیگنال EEG، گامی مهم در جهت توسعه معیارهای کمی برای نظارت بالینی بر سلامت عصبی نوزادان و تشخیص زودهنگام اختلالات نوروفیزیولوژیکی برداشته است.

[*]نویسنده‌ی مسئول

نشانی: گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه بین‌المللی امام رضا (ع)، مشهد، ایران

پست الکترونیک: ak_goshvarpour@imamreza.ac.ir

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۱- مقدمه

خواب یکی از فرآیندهای زیستی اساسی و حیاتی در زندگی انسان است که نقش ویژه‌ای در رشد و توسعه مغزی نوزادان ایفا می‌کند. در دوران نوزادی، خواب نه تنها برای ترمیم و بازسازی سیستم‌های بدنی لازم است، بلکه به عنوان عامل کلیدی در تکامل مغز و شکل‌گیری پایه‌های شناختی عمل می‌کند.

مراحل مختلف خواب، شامل خواب بدون حرکات سریع چشم (NREM[1]) و خواب با حرکات سریع چشم (REM[2])، با ویژگی‌های الکتروفیزیولوژیکی مشخصی همراه‌اند که می‌توان آن‌ها را از طریق سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام (EEG[3]) بررسی کرد [۱].

پس از طی مراحل NREM، خواب REM آغاز می‌شود که فعالیت مغزی در آن شباهت زیادی به حالت بیداری دارد، عضلات بدن تقریباً فلج شده و بخش عمده‌ای از رویاها در این مرحله شکل می‌گیرند. خواب REM معمولاً حدود ۲۰ تا ۲۵ درصد از کل زمان خواب را شامل می‌شود.

سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی(EEG) ، که از ثبت فعالیت الکتریکی مغز توسط الکترودهای سطحی روی پوست سر به دست می‌آیند، ابزاری غیرتهاجمی و مهم برای بررسی دینامیک‌های خواب و فعالیت‌های نورونی در مراحل مختلف آن هستند. این سیگنال‌ها در باندهای فرکانسی متفاوتی طبقه‌بندی می‌شوند که هر کدام نمایانگر ویژگی‌های خاصی از فعالیت مغزی بوده و در درک بهتر ساختار و کیفیت خواب نقش اساسی دارند. برای مثال، باند دلتا (۴-۰/۵هرتز) که در مرحله عمیق خواب NREM غالب است، با فرآیندهای بازسازی فیزیولوژیکی و تثبیت حافظه مرتبط است. باند تتا (۸-۴ هرتز) عمدتاً در مراحل ابتدایی خواب NREM مشاهده می‌شود و با حالت‌های خلاقانه و آگاهی‌های درونی همراه است. باند آلفا (۸- ۱۲ هرتز) بیشتر در حالت آرامش با چشم‌های بسته و ابتدای خواب دیده می‌شود. باند بتا (۳۰-۱۲ هرتز) در خواب REM غالب بوده و نشان‌دهنده فعالیت‌های شناختی و فکری است. نهایتاً، باند گاما (بالاتر از ۳۰ هرتز) که نشان‌دهنده بالاترین سطوح فعالیت مغزی و تمرکز است، در خواب REM نیز قابل شناسایی است[۲].

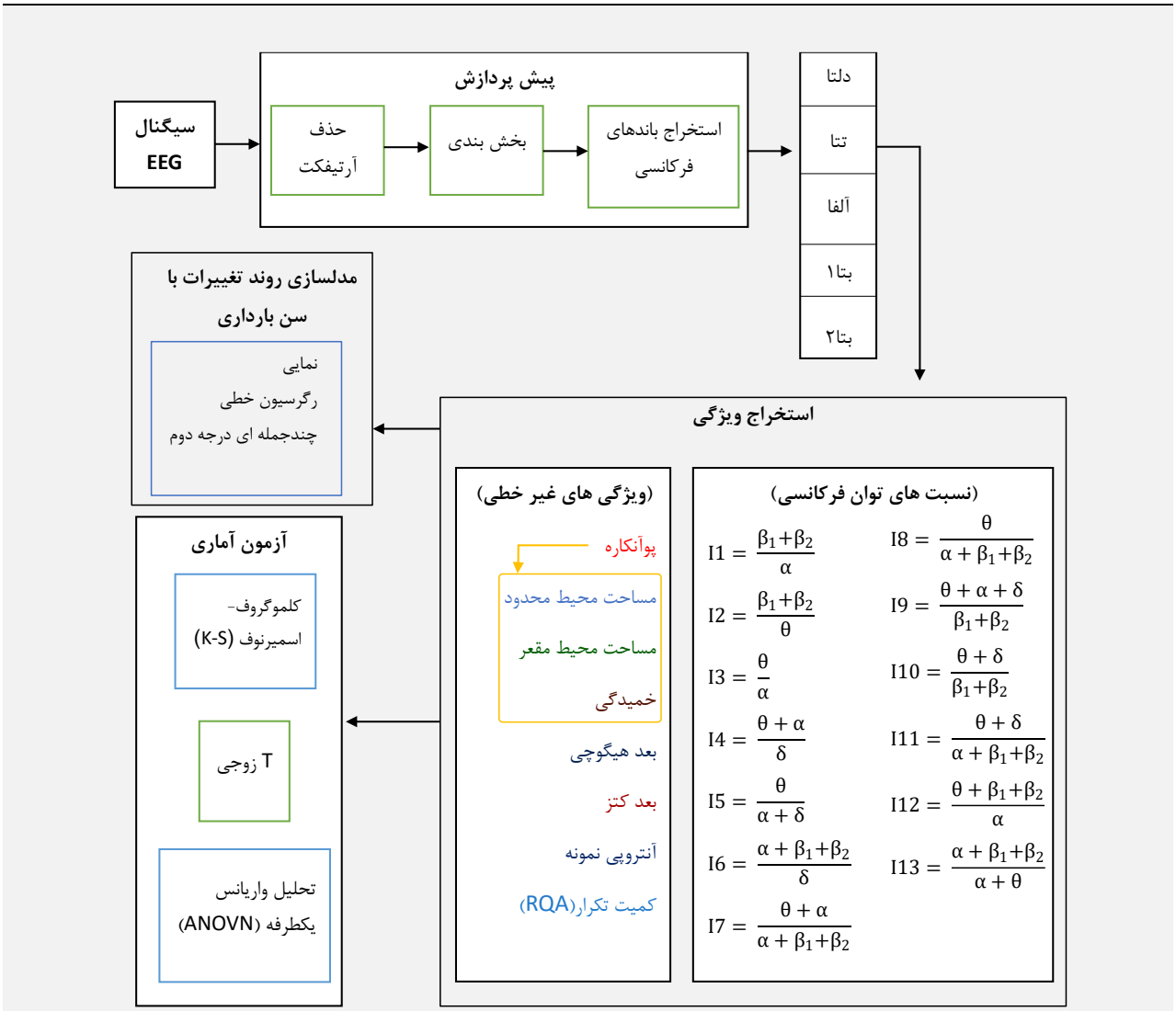
مطالعات نشان داده‌اند که تغییرات EEG در دوره‌های مختلف رشد نوزادان بازتاب‌دهنده تحولات مهم ساختاری و عملکردی مغز است. با این حال، بررسی تفاوت‌های احتمالی میان سیگنال‌های EEG نیمکره‌های چپ و راست مغز و نقش آن‌ها در درک بهتر فرآیندهای رشد مغزی نوزادان، نیازمند پژوهش‌های عمیق‌تر است [۳].

از منظر اهمیت و ضرورت، این پژوهش دو جنبه کلیدی دارد: نخست، شناخت بهتر فرآیندهای رشد و تکامل مغزی نوزادان است. دوم، تحلیل ویژگی‌های فرکانسی و غیرخطی سیگنال‌های EEG در بازه‌های سنی مختلف، می‌تواند در شناسایی الگوهای مشخص خواب نوزادان و همچنین تفاوت‌های عملکردی بین نیمکره‌ها به پزشکان و متخصصان کمک کند.

تحقیقات اخیر در حوزه علوم شناختی و نوروفیزیولوژی به طور گسترده به بررسی نقش خواب در رشد شناختی و نوروفیزیولوژیکی نوزادان پرداخته‌اند. به عنوان مثال، مطالعه خزایی و همکاران [۴] نشان داده‌است که دینامیک‌های مغزی در خواب با فرکانس‌های خاص EEG مرتبط است و بر عملکرد شناختی اثرگذار است. کیسلف و همکاران [۵] تفاوت‌های الگوهای مغزی نوزادان زودرس و به‌موقع متولد شده (ترم[4])، را نشان داده‌اند. همچنین، ماریا کوری-کابررا و همکاران [۶] با شناسایی باندهای فرکانسی جدید، تکامل شبکه‌های تالامو-قشری و فعالیت دوک خواب را در نوزادان به‌موقع متولدشده شرح داده‌اند. مطالعات دیگری مانند تحقیق سارا اف. شوخ و همکاران [۷] ارتباط بین کیفیت خواب و ویژگی‌های EEG در خواب غیر REM را تأیید کرده‌اند و ویتالی شچتینین و لیویجا جا باکیت [۸] با بررسی ۱۱۰۰ نمونه EEG نوزادان، تکنیک‌های نوینی برای تحلیل دقیق‌تر سیگنال‌ها ارائه داده‌اندکه بهترین دقت طبقه‌بندی را با استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده، نسبت به روش‌های مرسوم دارد. مطالعه اخیر توسط پلک و همکاران با استفاده از آنتروپی چندمقیاسی (MSE)[5] به بررسی تحول پیچیدگی فعالیت الکتریکی مغز در ۸۴ نوزاد زودرس طی دو سال اول زندگی پرداخته است[۱۹]. یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که پیچیدگی EEG به‌طور معناداری با افزایش سن پس‌زادی (اصلاح‌شده) افزایش می‌یابد و همبستگی قوی بین کانال‌های مختلف ($R > 0.8$) نشان‌دهنده رشد اتصال عملکردی قشر مغز است. تحلیل‌های منطقه‌ای نیز الگوی بلوغ ناهمگون را آشکار کرد: مناطق پس‌سری و میانی (مربوط به پردازش بینایی و توجه مشترک) نسبت به نواحی پیشانی (مرتبط با شناخت سطح بالا و تنظیم رفتار اجتماعی) زودتر تکامل می‌یابند. نکته قابل توجه، تأثیر ضعیف تجربیات خارج رحمی پیش از سن ترم بر پیچیدگی EEG (با ضریب تعیین

[1] Non Rapid Eye Movement
[2] Rapid Eye Movement
[3] Electroencephalography
[4] Term
[5] Multiscale Entropy

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License



شکل (۱)- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

تعدیل‌شده ۰/۱۳۵) بود که بر نقش غالب عوامل ذاتی رشد عصبی تأکید دارد.

این پیشینه علمی نشان‌دهنده اهمیت درک ویژگی‌های الکتروفیزیولوژیکی خواب و نقش آن در سلامت مغزی نوزادان است. پژوهش حاضر، با استفاده از بررسی همزمان ویژگی‌های فرکانسی و غیرخطی در یک پایگاه داده وسیع، ضرورت انجام مطالعات مشابه را برجسته‌تر می‌کند.

هدف اصلی این مطالعه، بررسی تغییرات سیگنال‌های EEG خواب نوزادان در بازه سنی ۳۶ تا ۴۵ هفته است که تمرکز ویژه‌ای بر تفاوت‌های نیمکره‌ای دارد. برای این منظور، ویژگی‌های فرکانسی و غیرخطی مانند بعد فراکتال، آنتروپی نمونه و شاخص‌های جدید استخراج شده از نمودارهای پوانکاره تحلیل می‌شوند تا با پر کردن خلأهای تحقیقات پیشین، تصویری جامع از روند رشد مغزی ارائه شود. اهداف فرعی تحقیق شامل ارزیابی تغییرات ویژگی‌های EEG به صورت درون‌گروهی و بین‌گروهی، شناسایی الگوهای خاص هر گروه سنی و مقایسه آن‌ها در نیمکره‌های چپ و راست و تحلیل روند تغییرات این ویژگی‌ها با افزایش سن است. این رویکرد جامع، درک بهتری از تکامل عملکرد مغزی و خواب نوزادان فراهم می‌آورد و زمینه‌ساز بهبود تشخیص اختلالات خواب خواهد شد.

۲-روش

بلوک دیاگرام روش پیشنهادی پژوهش در شکل ۱ نمایش داده شده است. توضیحات کامل همراه با جزییات هر بلوک در زیربخش‌های بعدی آورده شده است. همچنین، کدهای شبیه‌سازی در سایت گیت‌هاب در دسترس است.

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

۲-۱ پایگاه داده

داده‌های مورد بررسی در این مطالعه شامل ۱۱۰۰ رکورد EEG ثبت شده از نوزادان خوابیده در ۱۰ گروه سنی مختلف بین ۳۶ تا ۴۵ هفته بوده که در دانشگاه ینا، آلمان جمع‌آوری شده است [۹]. در هر گروه سنی حدود ۱۰۰ رکورد به ثبت رسیده است که مدت زمان هر رکورد، میانگین و انحراف معیار طول ثبت در جدول ۱ گزارش شده است. سیگنال‌های EEG با استفاده از الکترودهای C3-T3 و C4-T4 بر اساس سیستم استاندارد ۱۰-۲۰ و با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز ثبت شده‌اند.

جدول ۱. مدت زمان ثبت‌های الکتروآنسفالوگرام در هفته‌های مختلف

هفته	مدت زمان کل (دقیقه)	±	انحراف معیار (دقیقه)	میانگین دوره زمانی ثبت
۳۶	۴۳۵۶۴/۹۶	±	۵۹/۸۲	۱۹۴/۴۹
۳۷	۴۵۶۶۱/۹۵	±	۶۶/۸۳	۱۹۵/۱۴
۳۸	۴۳۵۲۳/۸۲	±	۶۴/۹۷	۱۹۰/۸۹
۳۹	۳۹۳۷۴/۷۶	±	۶۲/۱۱	۱۷۸/۹۸
۴۰	۴۶۴۱۷/۹۳	±	۶۷/۲۷	۱۹۸/۳۷
۴۱	۴۸۴۱۴/۰۱	±	۷۴/۹۶	۲۰۶/۹۰
۴۲	۴۴۹۸۰/۲۴	±	۷۸/۸۲	۲۱۰/۱۹
۴۳	۴۳۸۲۸/۱۶	±	۶۹/۷۶	۲۰۸/۷۱
۴۴	۴۴۳۳۱/۴۸	±	۷۴/۱۵	۲۱۷/۳۱
۴۵	۴۶۵۲۰/۰۳	±	۸۰/۶۹	۲۱۳/۳۹

۲-۲ پیش‌پردازش

سیگنال‌های EEG خام ابتدا برای حذف نویزهای فرکانس پایین (<۰/۱ هرتز) و نویزهای فرکانس بالا (>۳۰ هرتز) فیلتر شدند. بخش‌هایی از سیگنال که دامنه‌شان در پنجره لغزنده ۲ دقیقه‌ای بیش از ±۱/۵برابر انحراف معیار بود، به عنوان آرتیفکت حذف شدند. همچنین بخش‌هایی با قدرت طیفی کمتر از ٪۱۰ میانگین نیز به عنوان سیگنال گمشده حذف شدند. به طور میانگین، حدود ٪۲۰ از داده‌ها به دلیل آرتیفکت حذف شدند [۸].

۲-۲-۱ بخش بندی

برای تحلیل دقیق‌تر، سیگنال‌ها به بخش‌های غیرهمپوشان ۱۰۲۴ نمونه‌ای (معادل ۱۰ ثانیه) تقسیم شدند. در هر بخش، داده‌های کانال‌های C3-T3 و C4-T4 استخراج و برای محاسبات ویژگی‌ها و تحلیل‌های بعدی استفاده شدند.

۲-۲-۲ استخراج باندهای فرکانسی

برای جداسازی باندهای فرکانسی مختلف، از فیلتر دیجیتال باترورث مرتبه دوم استفاده شد که به دلیل پاسخ فرکانسی مسطح در باند عبور، نویز و نوسانات اضافی را به حداقل می‌رساند. باندهای فرکانسی دلتا (۱/۵–۳/۵ هرتز)، تتا (۳/۵–۷/۵ هرتز)، آلفا (۷/۵–۱۳/۵هرتز)، بتا۱ (۱۳/۵–۱۹/۵ هرتز) و بتا۲ (۱۹/۵–۲۵ هرتز) استخراج و به صورت جداگانه تحلیل شدند [۱۰]،[۱۱].

۲-۳ استخراج ویژگی

۲-۳-۱ نسبت‌های توان فرکانسی و ویژگی‌های غیرخطی

ویژگی های غیرخطی در تحلیل سیگنال‌های EEG اهمیت بالایی دارند، چرا که فعالیت‌های مغزی پیچیده و دینامیکی هستند و رفتار غیرخطی و آشوبناک در آنها دیده می‌شود. در این پژوهش، چندین ویژگی غیرخطی مهم برای بررسی ویژگی‌های دینامیکی و پیچیدگی سیگنال EEG استخراج شده‌اند. همچنین نسبتهای توان فرکانسی طبق (جدول ۲) بررسی شد [۱۲].

جدول ۲. نسبتهای توان فرکانسی

$I1=\frac{\beta_1+\beta_2}{\alpha}$	$I9=\frac{\theta+\alpha+\delta}{\beta_1+\beta_2}$
$I2=\frac{\beta_1+\beta_2}{\theta}$	$I10=\frac{\theta+\delta}{\beta_1+\beta_2}$
$I3=\frac{\theta}{\alpha}$	$I11=\frac{\theta+\delta}{\alpha+\beta_1+\beta_2}$
$I4=\frac{\theta+\alpha}{\delta}$	$I12=\frac{\theta+\beta_1+\beta_2}{\alpha}$
$I5=\frac{\theta}{\alpha+\delta}$	$I13=\frac{\alpha+\beta_1+\beta_2}{\alpha+\theta}$
$I6=\frac{\alpha+\beta_1+\beta_2}{\delta}$	$I14=\frac{\theta+\delta}{\alpha}$
$I7=\frac{\theta+\alpha}{\alpha+\beta_1+\beta_2}$	$I15=\frac{\alpha}{\alpha+\delta+\theta}$
$I8=\frac{\theta}{\alpha+\beta_1+\beta_2}$	

- **تحلیل پوانکاره[1]**

نقشه پوانکاره روشی هندسی برای بررسی دینامیک سیگنال‌های زمان پیوسته است که در آن جفت نقاط متوالی سیگنال $(X(n), X(n+1))$ در فضای دوبعدی رسم می‌شوند. این نقشه نمایانگر رفتار غیرخطی و بی‌نظمی سیگنال است[۱۳]. عموما دو معیار اصلی برای کمی‌سازی آن استفاده می‌شود:

[1] Poincaré Analysis

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

- **SD1**: اندازه پراکندگی نقاط در جهت عمودی که نشان‌دهنده بی‌نظمی کوتاه‌مدت سیگنال است.
- **SD2**: اندازه پراکندگی در جهت افقی که نمایانگر بی‌نظمی بلندمدت سیگنال است و رفتار کلی سیستم را در طول زمان توصیف می‌کند.

علاوه بر دو معیار فوق، برای کمی‌سازی نقشه پوانکاره، چهار شاخصه جدید در مطالعه حاضر ارائه و تحلیل شد. تا جایی که نویسندگان اطلاع دارند، این شاخصه‌ها تاکنون در هیچ مطالعه‌ای برای کمی‌سازی نقشه پوانکاره بررسی نشده است.

- **انحراف معیار فاصله زمانی(TDSD)**[1]

TDSDیک شاخص غیرخطی است که از تحلیل نمودار پوانکاره محاسبه می‌شود و نشان‌دهنده پراکندگی کلی نقاط در نمودار پوانکاره است. این معیار به عنوان یک شاخص جامع از تنوع سیگنال و پیچیدگی دینامیک آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. مقادیر بالاتر TDSD بیانگر پویایی غنی‌تر و بی‌نظمی بیشتر در سیگنال EEG نوزادان است که با پیشرفت سن جنینی افزایش می‌یابد [۱۳].

$$TDSD = \pi \times SD1 \times SD2 \quad (۱)$$

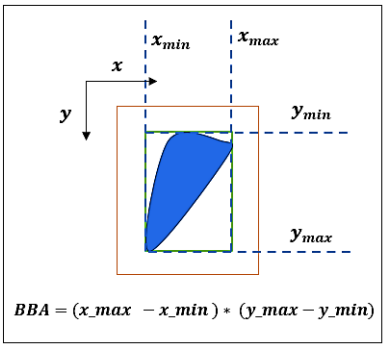
$$SD1 = \sqrt{\frac{1}{2} var\,(x_{n+1} - x_n)} \quad (۲)$$

$$SD2 = \sqrt{\frac{1}{2} var\,(x_{n+1} + x_n)} \quad (۳)$$

- **مساحت محیط محدود**[2]

کوچک‌ترین مستطیلی است که تمام نقاط نقشه پوانکاره را در بر می‌گیرد (شکل ۲). این معیار با استفاده از اختلاف بین مقادیر ماکزیمم و مینیمم مختصات نقاط در دو محور X و Y محاسبه می‌شود و نشان‌دهنده گستردگی کلی تغییرات سیگنال است. در این فرمولx_minو x_max به ترتیب بیشینه و کمینه مقدار مختصات X نقاط بوده و y_minو y_max نیز، نشاندهنده بیشینه و کمینه مقدار مختصات Y نقاط هستند. پارامترهای L نشانگر طول و W عرض مستطیل محدودکننده است.

$$BBA = L * W = (x_max - x_min) * (y_max - y_min) \quad (۴)$$



شکل (۲)- مساحت محیط محدود

- **مساحت محیط مقعر**[3]

این معیار، کوچک‌ترین چندضلعی مقعر است که تمام نقاط نقشه را احاطه می‌کند و شکل هندسی بهتری نسبت به مستطیل برای توصیف پراکندگی نقاط فراهم می‌کند (شکل ۳). مساحت این چندضلعی نمایانگر پیچیدگی و پراکندگی داده‌ها در فضای دوبعدی است. فرمول محاسبه مساحت چندضلعی به صورت زیر است:

$$CHA = \frac{1}{2}\left|\sum_{i=1}^{n} x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i\right| \quad (۵)$$

که در آن، n تعداد راس‌های چندضلعی بوده و x_i وy_i مختصات راس i ام اند.

شکل (۳)- مساحت محیط مقعر

- **خمیدگی**[4]

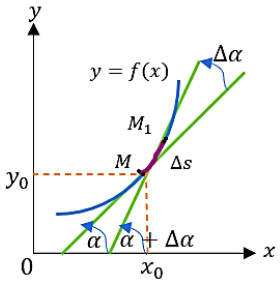
خمیدگی معیاری برای سنجش انحنا یا پیچش منحنی است و نشان می‌دهد چقدر یک منحنی در نقطه‌ای خاص تغییر جهت می‌دهد (شکل ۴). این ویژگی به بررسی تغییرات محلی سیگنال کمک می‌کند.

$$K = \frac{|\dot{x}\ddot{y} - \dot{y}\ddot{x}|}{(\dot{x}^2 + \dot{y}^2)^{3/2}} \quad (۶)$$

که در آن، $\dot{y}$ و $\dot{x}$ مشتقات اول مختصات x و y نسبت به متغیر مستقل بوده و $\ddot{y}$ و $\ddot{x}$ مشتقات دوم مختصات x و yهستند.

[1] Time Distance Standard Deviation
[2] Bounding Box Area
[3] Convex Hull Area
[4] Curvature

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License



شکل (۴)- خمیدگی

- **بعد فرکتالی هیگوچی**[1]

بعد فرکتالی معیاری برای اندازه‌گیری پیچیدگی ساختاری سیگنال است که میزان غیرخطی بودن و پیچیدگی را نشان می‌دهد. روش هیگوچی با تقسیم سیگنال به زیربخش‌های مختلف و محاسبه میانگین طول مسیر در هر زیربخش، بعد فرکتالی را تعیین می‌کند. در این فرمول N طول کل سیگنال، K اندازه زیربخش‌ها و $\boldsymbol{x(i)}$ مقدار سیگنال در نقطه $\boldsymbol{i}$ است [۸].

$$\boldsymbol{L(k) = \frac{1}{(N-k)} \sum_{i=1}^{N-k} |x(i+k) - x(i)|} \quad (۷)$$

$$\boldsymbol{HFD = \lim_{k \to \infty} \frac{\log L(k)}{\log k}} \quad (۸)$$

- **آنتروپی نمونه**[2]

آنتروپی نمونه معیاری برای سنجش پیچیدگی و بی‌نظمی سیگنال است که به دنبال الگوهای تکراری در داده‌ها می‌گردد. برای محاسبه، دو پارامتر اصلی m (طول زیرسری) و r (مقدار آستانه) تعیین می‌شود. برای هر m، تعدادی از زیرسری‌های هم‌پوشان با طول m استخراج می‌شوند و سپس با استفاده از تابع شباهت، تعداد زیرسری‌های مشابه محاسبه می‌شود.

$$\boldsymbol{SampEn(m, r, N) = -log\left(\frac{A}{B}\right)} \quad (۹)$$

در این فرمول، N طول کل سیگنال بوده ، A تعداد جفت زیرسری‌های مشابه با طول $m+1$ و پارامتر B تعداد جفت زیرسری‌های مشابه با طول m است[۲۰].

- **تحلیل کمی‌سازی بازگشتی (RQA)**[3]

RQA الگوهای تکراری و پایدار موجود در سیگنال را با تحلیل ماتریس بازگشتی بررسی می‌کند [۱۳]. ماتریس بازگشتی R i,j برای سیگنال زمانی x(i) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{R_{i,j} = \Theta(\varepsilon - \| x(i) - x(j) \|) \quad i,j = 1,2,\dots,N} \quad (۱۰)$$

که در آن :

$\boldsymbol{x(i)}$ بردار فضای حالت در زمان $\boldsymbol{i}$ ، ε شعاع شبکه (threshold) برای تشخیص بازگشت و Θ تابع پله هویساید است، از مهم‌ترین شاخص‌های این روش:

- **قطعیت (DET)**[4]: نسبت تعداد نقاط بازگشتی که به صورت خطوط افقی در ماتریس بازگشتی تشکیل شده‌اند (به جز خطوط تک‌نقطه‌ای) به کل تعداد نقاط بازگشتی است. این شاخص نشان‌دهنده میزان نظم و پیش‌بینی‌پذیری در سیگنال است. مقادیر بالاتر DET بیانگر رفتارهای دوره‌ای یا قطعی بیشتر و کاهش آن نشان‌دهنده رفتارهای تصادفی یا آشوبناک است.

$$\boldsymbol{DET = \frac{\sum_{l=l\,min}^{N} l \times p(l)}{\sum_{l=1}^{N} l \times p(l)}} \quad (۱۱)$$

$\boldsymbol{p(l)}$ توزیع فراوانی خطوط افقی و $\boldsymbol{l_{min}}$ حداقل طول خطوط مجاز است تا اثر خطوط تک‌نقطه‌ای (نویز) حذف شود.

- **لایه‌ای (LAM)**[5]: نسبت تعداد نقاط بازگشتی که در خطوط عمودی با طول حداقل $\boldsymbol{l_{min}}$ قرار دارند به کل تعداد نقاط بازگشتی است. این شاخص بیانگر پایداری سیستم و تمایل آن به ماندن در حالت‌های موقتاً ثابت است. مقادیر بالاتر LAMنشان‌دهنده حضور بیشتر "لایه‌ها" یا رفتارهای پایدار در سیگنال است.

$$\boldsymbol{LAM = \frac{\sum_{v=v\,min}^{N} v \times p(v)}{\sum_{v=1}^{N} v \times p(v)}} \quad (۱۲)$$

$\boldsymbol{p(v)}$ توزیع فراوانی خطوط عمودی و $\boldsymbol{v_{min}}$ حداقل طول مجاز برای خطوط عمودی است.

- **بعد فرکتالی کتز**[6]

در این روش، با توجه به طول مسیر سیگنال، دامنه تغییرات و فاصله انتها به انتهای سیگنال، میزان پیچیدگی و تغییرپذیری سیگنال اندازه‌گیری می‌شود [۱۴]. در این فرمول، L طول کل مسیر سیگنال، R بیشینه فاصله بین نقطه شروع و سایر نقاط مسیر و D، طول خط مستقیم بین شروع و پایان مسیر است.

$$\boldsymbol{FD = \frac{log\,(L)}{log\,(\frac{L * R}{D})}} \quad (۱۳)$$

۴-۲ آزمون‌های آماری

در این پژوهش، برای تجزیه و تحلیل ویژگی‌های EEG نوزادان و بررسی تفاوت‌های موجود در داده‌ها، از سه آزمون آماری اصلی استفاده شده است. ابتدا، جهت ارزیابی نرمال بودن توزیع داده‌ها، آزمون کولموگروف-اسمیرنوف (K-S) به‌کار گرفته شد

[1] Higuchi Fractal Dimension
[2] Sample Entropy
[3] Recurrence Quantification Analysis
[4] Determinism
[5] Laminarity
[6] Katz Fractal Dimension

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

که امکان مقایسه توزیع تجربی نمونه‌ها با توزیع نرمال را فراهم می‌سازد. فرض صفر آزمون مبنی بر پیروی داده‌ها از توزیع نرمال است و در صورت حصول p-value >۰/۰۵، این فرض حفظ می‌شود و داده‌ها به‌عنوان نرمال تلقی می‌شوند. در غیر این صورت، داده‌ها از نرمال بودن معاف می‌شوند.

پس از تایید نرمال بودن داده‌ها، به منظور مقایسه ویژگی‌های EEGدر دو نیمکره مغزی، آزمون t زوجی اجرا شد. این آزمون برای تحلیل اختلاف میانگین ویژگی‌های سیگنال در کانال‌های زوج C3-T3 و C4-T4 که نمایانگر فعالیت هم‌زمان دو نیمکره است، به‌کار گرفته شد. فرض صفر در این آزمون، برابری میانگین ویژگی‌ها در نیمکره‌های راست و چپ است و رد این فرض (p-value <۰/۰۵) نشان‌دهنده تفاوت آماری معنادار در فعالیت‌های EEG بین دو نیمکره می‌باشد.

علاوه بر این، برای بررسی اثر سن نوزادان بر ویژگی‌هایEEG ، آزمون تحلیل واریانس یک‌طرفه (ANOVA) به‌منظور مقایسه میانگین‌های ویژگی‌های EEG بین گروه‌های سنی مختلف به‌کار گرفته شد. فرض صفر در این آزمون، برابری میانگین ویژگی‌ها در کلیه گروه‌های سنی است و در آن با p-value کمتر از ۰/۰۰۱ حاکی از وجود تفاوت معنادار آماری بین گروه‌های سنی است.

برای کنترل خطاهای نوع ۱ و ۲ از روش توکی[1]، به عنوان یک روش مقایسه چندگانه پس از ANOVA، استفاده کردیم. همچنین برای درک تعادل بهینه‌ای بین کشف تفاوت‌های واقعی و کنترل خطاهای نوع ۱، از نرخ کشف نادرست (FDR) [2] بهره بردیم [۱۶].

۳- بیان و تحلیل نتایج

این بخش شامل ارائه نتایج آزمون‌های t زوجی در جدول ۳ با اندازه اثر کوهن (جدول ۴) و تحلیل واریانس یک‌طرفه (ANOVA) در جدول ۵ است . همچنین روند تغییرات ۳۲ ویژگی مد نظر در بازه سنی ۳۶ تا ۴۵ هفته بارداری در جدول‌های ۶ و ۷ بررسی شده است.

مقادیر p-value همه ویژگی‌ها در جدول ۳، بالاتر از سطح معنی‌داری ۰/۰۵ بود، که نشان می‌دهد هیچ تفاوت آماری معناداری بین میانگین این ویژگی‌ها در دو نیمکره وجود ندارد. این نتیجه دلالت بر تقارن فعالیت الکتریکی مغز، در نوزادان ۳۶ تا ۴۵ هفته بارداری دارد و نشان می‌دهد که عملکرد نیمکره‌ها در این بازه زمانی به طور هماهنگ و متوازن است.

برای ارزیابی تقارن نیمکره‌ها، علاوه بر آزمون t، اندازه اثر کوهن (Cohen's d) محاسبه شد (جدول ۴). نتایج نشان داد که اکثر ویژگی‌ها اثرات بسیار کوچک یا کوچک دارند که بیانگر تقارن نسبی بین کانال‌های C3-T3 و C4-T4 است. تنها در چند ویژگی، اثر متوسط تا بزرگ مشاهده شد که تفاوت معنادار را نشان می‌دهد.

جدول ۳. مقادیر p آزمون t زوجی برای ۳۲ ویژگی در کانالهای C3-T3 و C4-T4

ویژگی	C3-T3	C4-T4
DIST	۰/۴۹۵۱۲	۰/۸۳۴۱۶
CURV	۰/۱۷۲۴۸	۰/۵۰۲۵۹
BBA	۰/۴۲۹۱۷	۰/۳۳۸۷۶
CHULL	۰/۱۷۵۷۱	۰/۶۷۹۳۴
SD1	۰/۶۳۹۸۵	۰/۹۹۰۸
SD2	۰/۰۷۹۰۶۹	۰/۸۰۳۰۷
TDSD	۰/۶۲۶۸۶	۰/۳۸۵۴۸
HFD	۰/۱۵۵۸۴	۰/۴۳۷۵۱
SAMPEN	۰/۴۲۶۰۵	۰/۳۳۵۰۱
RQA-DET	۰/۵۸۶۴۱	۰/۱۲۱۰۳
RQA-LAM	۰/۷۴۹۲۶	۰/۳۸۵۴۱
KATZFD	۰/۵۵۲۱۱	۰/۸۹۹۵۳
DELTA	۰/۵۴۳۰۲	۰/۲۹۴۱۲
THETA	۰/۲۸۸۳۹	۰/۱۷۳۰۵
ALPHA	۰/۶۵۶۲۹	۰/۴۸۳۹
BETA1	۰/۶۵۱۲۵	۰/۵۹۵۲۵
BETA2	۰/۳۵۷۸۱	۰/۸۹۴۱۶
I1	۰/۶۱۳۱۳	۰/۱۱۴۳۷
I2	۰/۹۰۹۵۱	۰/۳۹۸۰۳
I3	۰/۶۸۷۹۸	۰/۴۱۹۴۸
I4	۰/۷۸۵۸۴	۰/۳۶۰۴۱
I5	۰/۷۹۸۸۴	۰/۷۴۳۷۴
I6	۰/۵۴۳۷۹	۰/۱۴۲۷۶
I7	۰/۸۸۵۵۱	۰/۲۵۱۶۴
I8	۰/۸۸۳۹۸	۰/۹۳۵۸۴
I9	۰/۷۲۱۳۵	۰/۴۶۰۷۲
I10	۰/۵۵۷۸۵	۰/۴۶۴۳۸
I11	۰/۵۵۳۳۱	۰/۸۶۲۸۳
I12	۰/۰۵۷۴۷	۰/۹۴۵۱۸
I13	۰/۴۷۹۴۶	۰/۱۶۸۱۲
I14	۰/۷۹۷۸۹	۰/۹۴۷۶۲
I15	۰/۹۹۳۳	۰/۸۵۵۰۹

[1] Tukey HSD

[2] False Discovery Rate

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

جدول ۴. مقادیر اندازه اثر کوهن برای ۳۲ ویژگی استخراجی در کانالهای C3-T3 و C4-T4

ویژگی	اثر کوهن	ویژگی	اثر کوهن
DIST	-۰/۳۱	Beta2	-۰/۱۱
CURV	-۰/۰۳	I1	-۰/۴۱
BBA	-۰/۳۲	I2	-۰/۳۴
CHULL	-۰/۳۱	I3	-۰/۴۷
SD1	-۰/۲۹	I4	۰/۱۱
SD2	-۰/۳۰	I5	۰/۱۷
TDSD	-۰/۲۷	I6	-۰/۱۸
HFD	۰/۶۳	I7	۰/۶۳
SAMPEN	-۲/۵۴	I8	۰/۶۱
RQA-DET	۰/۴۰	I9	۰/۶۳
RQA-LAM	۰/۴۴	I10	۰/۶۲
KATZFD	-۰/۰۲	I11	۰/۴۶
DELTA	۰/۱۲	I12	۰/۴۰
THETA	۰/۲۱	I13	-۰/۴۷
ALPHA	-۰/۰۴	I14	۰/۳۴
BETA1	-۰/۱۲	I15	-۰/۲۳

مقادیر p برای تمامی ویژگی‌ها در جدول ۵ برابر صفر است، که این امر نشان‌دهنده وجود تفاوت آماری معنادار بین گروه‌های سنی است. همچنین، مقادیر آماره F در جدول ۵، برای تمامی ویژگی‌ها بسیار بزرگ بوده‌اند که دلالت بر اثر قابل توجه گروه سنی بر روی مقادیر ویژگی‌ها دارد. این نتایج بیانگر آن است که تغییرات ویژگی‌های EEG به‌صورت معناداری وابسته به سن جنینی می‌باشد.

آزمون توکی برای بررسی تفاوت‌های معنی‌دار بین گروه‌های سنی انجام شد. نتایج نشان داد که تمام ویژگی‌ها به جز ویژگی‌های ۱۱ (لایه‌ای تحلیل نمودار بازگشتی)، ۱۲ (بعد فرکتال کتز) و ۲۲ (I5) دارای تفاوت‌های معنی‌دار آماری ($p <$ ۰/۰۵) در تمام مقایسات خود بودند. در ویژگی ۱۱، مقایسه بین هفته‌های ۳۶ و ۳۷ ($p =$ ۰/۲۶)، در ویژگی ۱۲، مقایسه بین هفته‌های ۴۲ و ۴۴ ($p =$ ۰/۹۹) و در ویژگی ۲۲، مقایسه بین هفته‌های ۳۶ و ۴۰ ($p =$ ۰/۹۹) از آستانه معنی‌داری عبور کردند که نشان‌دهنده عدم تفاوت معنی‌دار این ویژگی‌ها در این مقایسات خاص است.

برای بررسی الگوی تغییرات ۳۲ ویژگی استخراجی از سیگنال EEG در هفته‌های مختلف سنی، مدل‌های رگرسیونی خطی، چندجمله‌ای درجه دوم و نمایی با کمک اعتبار سنجی کافولد (k-fold) ، استفاده شد و شاخصه RMSE جهت ارزیابی عملکرد مدل بررسی گردید؛ جدول های ۶ و۷ سایر مقادیر معیارهای ارزیابی سه مدل در ویژگی‌های استخراجی از الگوی تغییرات مغزی در ۱۰ هفته سن نوزاد را برای دو کانال C3-T3 و C4-T4 نشان می‌دهند.

جدول ۵. مقادیر p و f آزمون تحلیل واریانس یک‌طرفه برای ۳۲ ویژگی در ۱۰ گروه سنی ۳۶ تا ۴۵ هفته بارداری در کانالهای C3-T3 و C4-T4

ویژگی	C3-T3		C4-T4	
	p	F	p	F
DIST	۰	۱۲۷۱/۲۴	۰	۱۶۲۹/۱۴
CURV	۰	۷۳۴۷۷/۲۷	۰	۸۴۱۴۳/۹۲
BBA	۰	۱۱۹۲۰/۴۴	۰	۱۴۶۶۳/۸۲
CHULL	۰	۱۹۷۵/۶۵	۰	۲۶۱۵/۵۱
SD1	۰	۱۱۶۴/۰۸	۰	۱۳۵۷/۴۷
SD2	۰	۳۲۲۹۶/۵	۰	۳۸۶۵۲/۸
TDSD	۰	۳۳۶۳/۸۹	۰	۴۶۰۲/۹
HFD	۰	۲۳۷۶۱/۷۸	۰	۱۰۵۲۸۰/۰۷
SAMPEN	۰	۱۳۰۳۰/۷۱	۰	۴۳۷۴۶/۳۲
RQA-DET	۰	۱۶۸۳/۰۹	۰	۲۱۳۸۹/۵۷
RQA-LAM	۰	۱۲۵۱/۰۶	۰	۱۸۹۷/۶۹
KATZFD	۰	۴۹۵/۳۸	۰	۶۳۴/۴۸
DELTA	۰	۶۲۵۴۷/۷۴	۰	۶۹۵۳۷/۴۲
THETA	۰	۵۳۵۹۱/۱۱	۰	۶۱۵۶۱/۱۴
ALPHA	۰	۱۲۹۶/۰۱	۰	۱۵۰۳/۷۳
BETA1	۰	۱۷۹۸/۸۹	۰	۱۹۲۰/۱۲
BETA2	۰	۶۵۲/۷۱	۰	۶۵۷/۴۲
I1	۰	۱۶۵۰۰/۸۹	۰	۱۸۷۹۰/۹۴
I2	۰	۳۷۳۲۱/۸۵	۰	۴۲۶۳۱/۸۶
I3	۰	۱۴۱۹۷۲/۶۶	۰	۱۶۰۹۰۹/۲۴
I4	۰	۲۴۲۱۳/۱۵	۰	۲۷۲۱۸/۴۸
I5	۰	۱۳۵۰۰/۵۶	۰	۱۵۵۴۹/۸۹
I6	۰	۳۴۸۴۴/۸۳	۰	۳۸۹۳۶/۱۵
I7	۰	۱۵۹۱۴۹/۶۷	۰	۱۸۰۵۵۲/۱۲
I8	۰	۱۵۸۴۷۹/۳۶	۰	۱۷۹۶۰۰/۶۹
I9	۰	۱۴۶۶۲۸/۶۲	۰	۱۶۴۳۶۰/۸
I10	۰	۱۴۷۰۱۹/۱۷	۰	۱۶۴۶۴۶/۰۴
I11	۰	۱۴۶۶۶۳/۷۱	۰	۱۶۴۲۱۸/۵۲
I12	۰	۱۲۸۷۹۲/۱۶	۰	۱۴۵۵۲۶/۳۶
I13	۰	۱۰۳۷۶۹/۵۶	۰	۱۱۸۹۸۰/۴۲
I14	۰	۱۳۶۹۵۴/۱۵	۰	۱۴۲۶۵۲/۸۲
I15	۰	۱۳۷۸۲۹/۷۷	۰	۱۴۹۲۲۸/۷۳

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

جدول۶. معیارهای RMSE، AIC و BIC برای برازش سه مدل خطی، درجه دو و نمایی در ویژگی‌های استخراجی از کانال C3-T3

ویژگی	RMSE خطی	RMSEدرجه دو	RMSE نمایی	AIC خطی	AICدرجه دو	AICنمایی	BIC خطی	BICدرجه دو	BIC نمایی
DIST	۲/۱۹×۱۰^{۳}	۲/۱۸×۱۰^{۳}	۲/۲۱×۱۰^{۳}	۱×۱۰^{۸}	۱×۱۰^{۸}	۱×۱۰^{۸}	۱×۱۰^{۸}	۱×۱۰^{۸}	۱×۱۰^{۸}
CURV	۷/۶۴×۱۰	۷/۶۴×۱۰	۷/۶۶×۱۰	۵/۶۷×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}
BBA	۲/۳۹×۱۰^{۳}	۲/۳۹×۱۰^{۳}	۲/۴۸×۱۰^{۳}	۱/۰۲×۱۰^{۸}	۱/۰۲×۱۰^{۸}	۱/۰۲×۱۰^{۸}	۱/۰۲×۱۰^{۸}	۱/۰۲×۱۰^{۸}	۱/۰۲×۱۰^{۸}
CHULL	۹/۰۱×۱۰^{۲}	۹/۰۱×۱۰^{۲}	۹/۲۸×۱۰^{۲}	۸/۸۹×۱۰^{۷}	۸/۸۹×۱۰^{۷}	۸/۹۳×۱۰^{۷}	۸/۸۹×۱۰^{۷}	۸/۸۹×۱۰^{۷}	۸/۹۳×۱۰^{۷}
SD1	۱/۴۷	۱/۴۷	۱/۴۹	۵/۰۴×۱۰^{۶}	۵/۰۴×۱۰^{۶}	۵/۲۱×۱۰^{۶}	۵/۰۵×۱۰^{۶}	۵/۰۴×۱۰^{۶}	۵/۲۱×۱۰^{۶}
SD2	۷/۲۳	۷/۲۳	۷/۳۵	۲/۵۹×۱۰^{۷}	۲/۵۹×۱۰^{۷}	۲/۶۱×۱۰^{۷}	۲/۵۹×۱۰^{۷}	۲/۵۹×۱۰^{۷}	۲/۶۱×۱۰^{۷}
TDSD	۱/۴۵×۱۰^{۲}	۱/۴۵×۱۰^{۲}	۱/۴۹×۱۰^{۲}	۶/۵۱×۱۰^{۷}	۶/۵۱×۱۰^{۷}	۶/۵۴×۱۰^{۷}	۶/۵۱×۱۰^{۷}	۶/۵۱×۱۰^{۷}	۶/۵۴×۱۰^{۷}
HFD	۱/۰۷	۱/۰۷	۰/۱۲	۹/۴۲×۱۰^{۵}	۹/۳۸×۱۰^{۵}	-۵/۱۷×۱۰^{۶}	۹/۴۲×۱۰^{۵}	۹/۳۸×۱۰^{۵}	-۵/۱۷×۱۰^{۶}
SAMPEN	۲/۷۶	۲/۷۵	۰/۷۸	۱/۳۳×۱۰^{۷}	۱/۳۲×۱۰^{۷}	-۶/۷۹×۱۰^{۴}	۱/۳۳×۱۰^{۷}	۱/۳۲×۱۰^{۷}	-۶/۷۹×۱۰^{۴}
RQA-DET	۱/۶۱	۱/۶۱	۱/۶۴	۶/۶۱×۱۰^{۶}	۶/۶×۱۰^{۶}	۶/۷۸×۱۰^{۶}	۶/۶۱×۱۰^{۶}	۶/۶×۱۰^{۶}	۶/۷۸×۱۰^{۶}
RQA-LAM	۲/۳۸	۲/۳۸	۲/۴۹	۱/۱۴×۱۰^{۷}	۱/۱۴×۱۰^{۷}	۱/۱۹×۱۰^{۷}	۱/۱۴×۱۰^{۷}	۱/۱۴×۱۰^{۷}	۱/۱۹×۱۰^{۷}
KATZFD	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۰۸	-۲/۳۱×۱۰^{۷}	-۲/۳۱×۱۰^{۷}	-۳/۲×۱۰^{۷}	-۲/۳۱×۱۰^{۷}	-۲/۳۱×۱۰^{۷}	-۳/۲×۱۰^{۷}
DELTA	۱/۴۹×۱۰^{۲}	۱/۴۸×۱۰^{۲}	۱/۵۴×۱۰^{۲}	۶/۵۴×۱۰^{۷}	۶/۵۴×۱۰^{۷}	۶/۵۹×۱۰^{۷}	۶/۵۴×۱۰^{۷}	۶/۵۴×۱۰^{۷}	۶/۵۹×۱۰^{۷}
THETA	۵/۷۴×۱۰	۵/۷۴×۱۰	۵/۸۹×۱۰	۵/۲۹×۱۰^{۷}	۵/۲۹×۱۰^{۷}	۵/۳۳×۱۰^{۷}	۵/۲۹×۱۰^{۷}	۵/۲۹×۱۰^{۷}	۵/۳۳×۱۰^{۷}
ALPHA	۲/۰۹×۱۰	۲/۰۹×۱۰	۲/۱۲×۱۰	۳/۹۷×۱۰^{۷}	۳/۹۷×۱۰^{۷}	۳/۹۹×۱۰^{۷}	۳/۹۷×۱۰^{۷}	۳/۹۷×۱۰^{۷}	۳/۹۹×۱۰^{۷}
BETA1	۱/۵۳×۱۰	۱/۵۳×۱۰	۱/۵۵×۱۰	۳/۵۶×۱۰^{۷}	۳/۵۶×۱۰^{۷}	۳/۵۸×۱۰^{۷}	۳/۵۶×۱۰^{۷}	۳/۵۶×۱۰^{۷}	۳/۵۸×۱۰^{۷}
BETA2	۱/۰۸×۱۰	۱/۰۸×۱۰	۱/۰۹×۱۰	۳/۱۱×۱۰^{۷}	۳/۱۱×۱۰^{۷}	۳/۱۳×۱۰^{۷}	۳/۱۱×۱۰^{۷}	۳/۱۱×۱۰^{۷}	۳/۱۳×۱۰^{۷}
I1	۰/۳۳	۰/۳۳	۰/۳۳	-۱/۴۶×۱۰^{۷}	-۱/۴۶×۱۰^{۷}	-۱/۴۳×۱۰^{۷}	-۱/۴۶×۱۰^{۷}	-۱/۴۶×۱۰^{۷}	-۱/۴۳×۱۰^{۷}
I2	۰/۲۱	۰/۲۱	۰/۲۲	-۲/۰۳×۱۰^{۷}	-۲/۰۳×۱۰^{۷}	-۲×۱۰^{۷}	-۲/۰۳×۱۰^{۷}	-۲/۰۳×۱۰^{۷}	-۲×۱۰^{۷}
I3	۱/۷۷	۱/۷۷	۱/۸۱	۷/۴۸×۱۰^{۶}	۷/۴۷×۱۰^{۶}	۷/۷۴×۱۰^{۶}	۷/۴۸×۱۰^{۶}	۷/۴۷×۱۰^{۶}	۷/۷۴×۱۰^{۶}
I4	۰/۵۵	۰/۵۵	۰/۵۶	-۷/۸۳×۱۰^{۶}	-۷/۸۵×۱۰^{۶}	-۷/۶۲×۱۰^{۶}	-۷/۸۳×۱۰^{۶}	-۷/۸۶×۱۰^{۶}	-۷/۶۲×۱۰^{۶}
I5	۰/۳۷	۰/۳۷	۰/۳۷	-۱/۳۱×۱۰^{۷}	-۱/۳۲×۱۰^{۷}	-۱/۲۹×۱۰^{۷}	-۱/۳۱×۱۰^{۷}	-۱/۳۲×۱۰^{۷}	-۱/۲۹×۱۰^{۷}
I6	۰/۴۳	۰/۴۳	۰/۴۳	-۱/۱۲×۱۰^{۷}	-۱/۱۲×۱۰^{۷}	-۱/۱×۱۰^{۷}	-۱/۱۲×۱۰^{۷}	-۱/۱۲×۱۰^{۷}	-۱/۱×۱۰^{۷}
I7	۱/۴۶	۱/۴۶	۱/۴۹	۴/۹۷×۱۰^{۶}	۴/۹۷×۱۰^{۶}	۵/۲۲×۱۰^{۶}	۴/۹۷×۱۰^{۶}	۴/۹۷×۱۰^{۶}	۵/۲۲×۱۰^{۶}
I8	۱/۴۲	۱/۴۲	۱/۴۵	۴/۵۵×۱۰^{۶}	۴/۵۴×۱۰^{۶}	۴/۹×۱۰^{۶}	۴/۵۵×۱۰^{۶}	۴/۵۴×۱۰^{۶}	۴/۹×۱۰^{۶}
I9	۳/۴×۱۰	۳/۳۹×۱۰	۳/۵۶×۱۰	۴/۶۱×۱۰^{۷}	۴/۶×۱۰^{۷}	۴/۶۷×۱۰^{۷}	۴/۶۱×۱۰^{۷}	۴/۶×۱۰^{۷}	۴/۶۷×۱۰^{۷}
I10	۳/۳×۱۰	۳/۲۹×۱۰	۳/۴۷×۱۰	۴/۵۷×۱۰^{۷}	۴/۵۷×۱۰^{۷}	۴/۶۳×۱۰^{۷}	۴/۵۷×۱۰^{۷}	۴/۵۷×۱۰^{۷}	۴/۶۳×۱۰^{۷}
I11	۵/۵۲	۵/۵	۵/۶۹	۲/۲۳×۱۰^{۷}	۲/۲۳×۱۰^{۷}	۲/۲۳×۱۰^{۷}	۲/۲۳×۱۰^{۷}	۲/۲۳×۱۰^{۷}	۲/۲۳×۱۰^{۷}
I12	۱/۷۵	۱/۷۵	۱/۷۸	۷/۳۴×۱۰^{۶}	۷/۳۴×۱۰^{۶}	۷/۵۴×۱۰^{۶}	۷/۳۴×۱۰^{۶}	۷/۳۴×۱۰^{۶}	۷/۵۴×۱۰^{۶}
I13	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۱۷	-۲/۳۲×۱۰^{۷}	-۲/۳۳×۱۰^{۷}	-۲/۳۱×۱۰^{۷}	-۲/۳۲×۱۰^{۷}	-۲/۳۳×۱۰^{۷}	-۲/۳۱×۱۰^{۷}
I14	۷/۲	۷/۱۸	۷/۳۹	۲/۵۸×۱۰^{۷}	۲/۵۸×۱۰^{۷}	۲/۶۱×۱۰^{۷}	۲/۵۸×۱۰^{۷}	۲/۵۸×۱۰^{۷}	۲/۶۱×۱۰^{۷}
I15	۰/۰۵	۰/۰۵	۰/۰۵	-۳/۹۶×۱۰^{۷}	-۳/۹۶×۱۰^{۷}	-۳/۹۳×۱۰^{۷}	-۳/۹۶×۱۰^{۷}	-۳/۹۶×۱۰^{۷}	-۳/۹۳×۱۰^{۷}

نتایج جداول ۶ و ۷ بیان می‌کند که پایین‌ترین RMSE برای I15 در هر دو کانال مغزی حاصل شده است و این ویژگی دقیق‌ترین شاخص کمی برای تخمین سن جنینی در مدل‌های رگرسیونی است.

روند تغییرات این ویژگی از هفته ۳۶ تا ۴۵ بارداری، کاهشی است (شکل ۵).

این یافته‌ها نشان می‌دهند که نسبت‌های توان فرکانسی نه تنها تغییرات کمّی، بلکه الگوهای کیفی پیچیده‌ای از رشد مغزی را در طول ۱۰ هفته آخر بارداری منعکس می‌کنند.

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

جدول۷. معیارهای RMSE، AIC و BIC برای برازش سه مدل خطی، درجه دو و نمایی در ویژگی‌های استخراجی از کانال C4-T4

ویژگی	RMSE خطی	RMSE درجه دو	RMSE نمایی	AIC خطی	AICدرجه دو	AICنمایی	BIC خطی	BICدرجه دو	BIC نمایی
DIST	۲/۱۱×۱۰^{۳}	۲/۱۱×۱۰^{۳}	۲/۱۴×۱۰^{۳}	۱/۰۶×۱۰^{۸}	۱/۰۷×۱۰^{۸}	۱/۰۷×۱۰^{۸}	۱/۰۷×۱۰^{۸}	۱/۰۷×۱۰^{۸}	۱/۰۷×۱۰^{۸}
CURV	۷/۶۸×۱۰	۷/۶۸×۱۰	۷/۶۹×۱۰	۶/۰۵×۱۰^{۷}	۶/۰۵×۱۰^{۷}	۶/۰۶×۱۰^{۷}	۶/۰۵×۱۰^{۷}	۶/۰۵×۱۰^{۷}	۶/۰۶×۱۰^{۷}
BBA	۲/۳۳×۱۰^{۳}	۲/۳۳×۱۰^{۳}	۲/۴۳×۱۰^{۳}	۱/۰۸×۱۰^{۸}	۱/۰۸×۱۰^{۸}	۱/۰۹×۱۰^{۸}	۱/۰۸×۱۰^{۸}	۱/۰۸×۱۰^{۸}	۱/۰۹×۱۰^{۸}
CHULL	۸/۷۷×۱۰^{۲}	۸/۷۷×۱۰^{۲}	۹/۰۳×۱۰^{۲}	۹/۴۵×۱۰^{۷}	۹/۴۵×۱۰^{۷}	۹/۴۹×۱۰^{۷}	۹/۴۵×۱۰^{۷}	۹/۴۵×۱۰^{۷}	۹/۴۹×۱۰^{۷}
SD1	۱/۴۲	۱/۴۲	۱/۴۴	۴/۹۳×۱۰^{۶}	۴/۹۳×۱۰^{۶}	۵/۱×۱۰^{۶}	۴/۹۳×۱۰^{۶}	۴/۹۳×۱۰^{۶}	۵/۱×۱۰^{۶}
SD2	۷/۱۲	۷/۱۲	۷/۲۴	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۶×۱۰^{۷}	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۶×۱۰^{۷}
TDSD	۱/۴×۱۰^{۲}	۱/۴×۱۰^{۲}	۱/۴۴×۱۰^{۲}	۶/۹×۱۰^{۷}	۶/۹×۱۰^{۷}	۶/۹۳×۱۰^{۷}	۶/۹×۱۰^{۷}	۶/۹×۱۰^{۷}	۶/۹۳×۱۰^{۷}
HFD	۰/۱۲	۰/۱۲		-۲/۹۲×۱۰^{۷}	-۲/۹۲×۱۰^{۷}		-۲/۹۲×۱۰^{۷}	-۲/۹۲×۱۰^{۷}	
SAMPEN	۰/۲۶	۰/۲۶	۰/۲۷	-۱/۸۶×۱۰^{۷}	-۱/۸۶×۱۰^{۷}	-۱/۸۵×۱۰^{۷}	-۱/۸۶×۱۰^{۷}	-۱/۸۶×۱۰^{۷}	-۱/۸۴×۱۰^{۷}
RQA-DET	۰/۱	۰/۱	۰/۱۱	-۳/۱۶×۱۰^{۷}	-۳/۱۶×۱۰^{۷}	-۳/۱۲×۱۰^{۷}	-۳/۱۶×۱۰^{۷}	-۳/۱۶×۱۰^{۷}	-۳/۱۲×۱۰^{۷}
RQA-LAM	۹/۶۹	۹/۶۹	۹/۶۹	۳/۱۷×۱۰^{۷}	۳/۱۷×۱۰^{۷}	۳/۱۷×۱۰^{۷}	۳/۱۷×۱۰^{۷}	۳/۱۷×۱۰^{۷}	۳/۱۷×۱۰^{۷}
KATZFD	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۰۸	-۲/۴۵×۱۰^{۷}	-۲/۴۵×۱۰^{۷}	-۳/۴۱×۱۰^{۷}	-۲/۴۵×۱۰^{۷}	-۲/۴۵×۱۰^{۷}	-۳/۴۱×۱۰^{۷}
DELTA	۱/۴۷×۱۰^{۲}	۱/۴۷×۱۰^{۲}	۱/۵۲×۱۰^{۲}	۶/۹۶×۱۰^{۷}	۶/۹۶×۱۰^{۷}	-۷/۰۱×۱۰^{۷}	۶/۹۶×۱۰^{۷}	۶/۹۶×۱۰^{۷}	-۷/۰۱×۱۰^{۷}
THETA	۵/۶۹×۱۰	۵/۶۹×۱۰	۵/۸۴×۱۰	۵/۶۴×۱۰^{۷}	۵/۶۴×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}	۵/۶۴×۱۰^{۷}	۵/۶۴×۱۰^{۷}	۵/۶۷×۱۰^{۷}
ALPHA	۲/۰۶×۱۰	۲/۰۶×۱۰	۲/۱×۱۰	۴/۲۲×۱۰^{۷}	۴/۲۲×۱۰^{۷}	۴/۲۴×۱۰^{۷}	۴/۲۲×۱۰^{۷}	۴/۲۲×۱۰^{۷}	۴/۲۴×۱۰^{۷}
BETA1	۱/۵×۱۰	۱/۵×۱۰	۱/۵۲×۱۰	۳/۷۷×۱۰^{۷}	۳/۷۷×۱۰^{۷}	۳/۷۹×۱۰^{۷}	۳/۷۷×۱۰^{۷}	۳/۷۷×۱۰^{۷}	۳/۷۹×۱۰^{۷}
BETA2	۱/۰۵×۱۰	۱/۰۵×۱۰	۱/۰۷×۱۰	۳/۲۸×۱۰^{۷}	۳/۲۸×۱۰^{۷}	۳/۳×۱۰^{۷}	۳/۲۸×۱۰^{۷}	۳/۲۸×۱۰^{۷}	۳/۳×۱۰^{۷}
I1	۰/۳۳	۰/۳۳	۰/۳۳	-۱/۵۶×۱۰^{۷}	-۱/۵۶×۱۰^{۷}	-۱/۵۳×۱۰^{۷}	-۱/۵۶×۱۰^{۷}	-۱/۵۶×۱۰^{۷}	-۱/۵۳×۱۰^{۷}
I2	۰/۲۱	۰/۲۱	۰/۲۲	-۲/۱۵×۱۰^{۷}	-۲/۱۵×۱۰^{۷}	-۲/۱۲×۱۰^{۷}	-۲/۱۵×۱۰^{۷}	-۲/۱۵×۱۰^{۷}	-۲/۱۲×۱۰^{۷}
I3	۱/۷۶	۱/۷۶	۱/۸	۷/۸۸×۱۰^{۶}	۷/۸۷×۱۰^{۶}	۸/۱۶×۱۰^{۶}	۷/۸۸×۱۰^{۶}	۷/۸۷×۱۰^{۶}	۸/۱۶×۱۰^{۶}
I4	۰/۶۲	۰/۶۲	۰/۶۳	-۶/۷×۱۰^{۶}	-۶/۷۱×۱۰^{۶}	-۶/۴۹×۱۰^{۶}	-۶/۷×۱۰^{۶}	-۶/۷×۱۰^{۶}	-۶/۴۹×۱۰^{۶}
I5	۰/۴	۰/۴	۰/۴۱	-۱/۲۸×۱۰^{۷}	-۱/۲۹×۱۰^{۷}	-۱/۲۶×۱۰^{۷}	-۱/۲۸×۱۰^{۷}	-۱/۲۹×۱۰^{۷}	-۱/۲۶×۱۰^{۷}
I6	۰/۴۹	۰/۴۹	۰/۴۹	-۱/۰۱×۱۰^{۷}	-۱/۰۱×۱۰^{۷}	-۹/۸۸×۱۰^{۶}	-۱/۰۱×۱۰^{۷}	-۱/۰۱×۱۰^{۷}	-۹/۸۸×۱۰^{۶}
I7	۱/۴۵	۱/۴۵	۱/۴۸	۵/۲۱×۱۰^{۶}	۵/۲×۱۰^{۶}	۵/۴۷×۱۰^{۶}	۵/۲۱×۱۰^{۶}	۵/۲×۱۰^{۶}	۵/۴۷×۱۰^{۶}
I8	۱/۴۱	۱/۴۱	۱/۴۴	۴/۷۵×۱۰^{۶}	۴/۷۵×۱۰^{۶}	۵/۱۳×۱۰^{۶}	۴/۷۵×۱۰^{۶}	۴/۷۵×۱۰^{۶}	۵/۱۳×۱۰^{۶}
I9	۳/۳۷×۱۰	۳/۳۶×۱۰	۳/۵۳×۱۰	۴/۹۱×۱۰^{۷}	۴/۹×۱۰^{۷}	۴/۹۷×۱۰^{۷}	۴/۹۱×۱۰^{۷}	۴/۹×۱۰^{۷}	۴/۹۷×۱۰^{۷}
I10	۳/۲۷×۱۰	۳/۲۶×۱۰	۳/۴۳×۱۰	۴/۸۷×۱۰^{۷}	۴/۸۶×۱۰^{۷}	۴/۹۳×۱۰^{۷}	۴/۸۷×۱۰^{۷}	۴/۸۶×۱۰^{۷}	۴/۹۳×۱۰^{۷}
I11	۵/۴۷	۵/۴۵	۵/۶۳	۲/۳۷×۱۰^{۷}	۲/۳۷×۱۰^{۷}	۲/۴۱×۱۰^{۷}	۲/۳۷×۱۰^{۷}	۲/۳۷×۱۰^{۷}	۲/۴۱×۱۰^{۷}
I12	۱/۷۴	۱/۷۴	۱/۷۷	۷/۷۴×۱۰^{۶}	۷/۷۳×۱۰^{۶}	۷/۹۵×۱۰^{۶}	۷/۷۴×۱۰^{۶}	۷/۷۳×۱۰^{۶}	۷/۹۵×۱۰^{۶}
I13	۰/۱۷	۰/۱۷	۰/۱۷	-۲/۴۸×۱۰^{۷}	-۲/۴۸×۱۰^{۷}	-۲/۴۶×۱۰^{۷}	-۲/۴۸×۱۰^{۷}	-۲/۴۸×۱۰^{۷}	-۲/۴۶×۱۰^{۷}
I14	۷/۱۴	۷/۱۱	۷/۳۲	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۸×۱۰^{۷}	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۴×۱۰^{۷}	۲/۷۸×۱۰^{۷}
I15	۰/۰۵	۰/۰۵	۰/۰۵	-۴/۲×۱۰^{۷}	-۴/۲×۱۰^{۷}	-۴/۱۷×۱۰^{۷}	-۴/۲×۱۰^{۷}	-۴/۲×۱۰^{۷}	-۴/۱۷×۱۰^{۷}

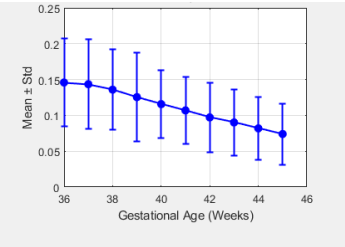
۴- نتیجه گیری و پیشنهادات

این مطالعه با تحلیل ۱۱۰۰ رکورد EEG از نوزادان ۳۶ تا ۴۵ هفته بارداری، شواهد قوی از تحولات سیستماتیک فعالیت مغزی در دوره انتهایی بارداری ارائه کرد. یافته‌های کلیدی نشان داد که علیرغم تقارن عملکردی نیمکره‌های چپ و راست مغز (بدون تفاوت معنی‌دار آماری در هیچ یک از ۳۲ ویژگی استخراج‌شده)، تحولات قابل توجهی در تمامی ویژگی‌های

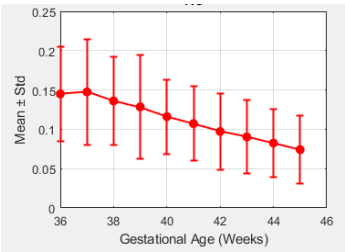
Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

فرکانسی و غیرخطی با پیشرفت سن جنینی رخ می‌دهد. این امر بیانگر آن است که در حالی که سازماندهی دوطرفه فعالیت مغزی در این دوره به صورت متوازن صورت می‌گیرد، مغز در معرض تحولات ساختاری و عملکردی پویا و وابسته به زمان است که به وضوح در پارامترهای EEG منعکس می‌شود. آزمون ANOVA نشان داد که سن جنینی تأثیر بسزایی بر تمامی ویژگی‌های استخراج‌شده دارد ($p<$ ۰/۰۰۱)، که حاکی از تکامل سریع شبکه‌های عصبی و افزایش کارایی انتقال سیناپسی در قشر مغز است.

نتایج این مطالعه به‌طور چشمگیری با یافته‌های کلیدی تحقیقات قبلی در حوزه تحلیل EEG نوزادان همسو است. کاهش نسبت I15 با افزایش سن، کاملاً مطابق با یافته‌های کوری-کابررا و همکاران [۵] است که بیانگر کاهش فعالیت‌های پرفرکانس نسبت به فعالیت‌های کند (دلتا و تتا) در طول تکامل مغز است. این کاهش می‌تواند نشان‌دهنده کاهش نوسانات تصادفی، بهبود سازماندهی سیناپسی و کاهش نویز الکتروفیزیولوژیک در شبکه‌های عصبی باشد. تغییرات معنادار و یکنواخت ویژگی‌های غیرخطی مانند آنتروپی نمونه و بعد فرکتالی، نشان‌دهنده توانایی بالای این شاخص‌ها در شناسایی تحولات پیچیدگی دینامیک سیگنال EEG است. این یافته‌ها با رویکرد شچتینین و جاکاکیت [۸] که از این ویژگی‌ها به عنوان شاخص‌های کمّی بلوغ عصبی استفاده کرده‌اند، هم‌راستا است. بنابراین، نتایج این مطالعه نه تنها یافته‌های قبلی را تأیید می‌کند، بلکه با ارائه یک چارچوب تحلیلی جامع بر پایه یک پایگاه داده وسیع، آن‌ها را تعمیق بخشیده است.



(الف)



(ب)

شکل (۵)- روند تغییرات ویژگی I15 در ۱۰ هفته بارداری (الف) کانال C3-T3، (ب) کانال C4-T4

تحلیل روند تغییرات ویژگی‌ها با استفاده از مدل‌های رگرسیونی نشان داد که نسبت توان فرکانسی I15 بهترین برازش را با داده‌ها دارد و کمترین مقدار RMSE را ارائه می‌کنند. معادله بهینه برای این ویژگی از درجه دوم بوده است که نشان‌دهنده تغییرات غیرخطی و منحنی‌شکل آن در طول ۱۰ هفته موردنظر، در بارداری است. الگوی روند I15 دارای روند کاهشی هستند که نشان‌دهنده کاهش تدریجی فعالیت‌های پرفرکانس و بهبود کیفیت سیگنال مغزی در طول رشد هستند. این تغییرات، صرفاً یک پدیده ریاضی نیستند، بلکه بازتابی از تحولات عصبی بنیادین از جمله بلوغ میلیناسیون، تشکیل شبکه‌های عصبی منظم و کاهش نویز ذاتی سیستم عصبی مرکزی هستند [۱۶].

پیشتر بر همین پایگاه داده چندین مطالعه انجام شده است. در مطالعه نمازی و جعفری صرفاً بر یک شاخص غیرخطی خاص یعنی بعد فرکتال تمرکز شده است[۱۷]. نتایج آن مطالعه حاکی است که بعد فرکتال با افزایش سن به صورت خطی رشد می‌کند (ضریب همبستگی پیرسون ۰/۹۴). بالاترین مقدار بعد فرکتال در ۴۵ هفته و پایین‌ترین مقدار در ۳۶ هفته ثبت شد و تفاوت‌های بعد فرکتال بین گروه‌های سنی از نظر آماری معنادار بود. همسویی نتایج دو مطالعه را می‌توان استنتاج کرد زیرا هر دو پژوهش با روش‌های متفاوت تأیید می‌کنند که سن جنینی عامل تعیین‌کننده اصلی در الگوهای EEG نوزادان است. با وجود همسویی کلی، دو تفاوت روش‌شناختی مهم وجود دارد. اول آنکه مطالعه حاضر طیف گسترده‌ای از ویژگی‌های فرکانسی و غیرخطی را بررسی کرده، در حالی که مطالعه مذکور فقط بر یک شاخص بعد فرکتال تمرکز دارد. دوم، روش‌های کمی‌سازی متفاوتی برای ارزیابی ویژگی ها بکار گرفته اند. این مطالعه از معیار RMSE برای ارزیابی مدل‌های رگرسیونی استفاده می‌کند، ولی مطالعه نمازی و جعفری از همبستگی پیرسون و آزمون‌های پس‌آزمون برای تحلیل تغییرات بعد فرکتال بهره برده است. در مقایسه نتایج مطالعه حاضر با تحقیق نمازی مبتنی بر تحلیل آنتروپی شانون، نیز همسویی قابل توجهی در یافته‌ها مشاهده می‌شود[۱۸]. مطالعه مذکور که منحصراً بر پارامتر آنتروپی شانون متمرکز بود، افزایش خطی آنتروپی با سن را نشان داد (R^2=۰/۶۱) و مشخص کرد که کمترین مقدار آنتروپی در ۳۶ هفته و بیشترین مقدار در ۴۵ هفته رخ می‌دهد. از این رو، هر دو پژوهش به‌طور مستقل افزایش سیستماتیک پیچیدگی EEG را در بازه ۴۵-۳۶ هفته با شواهد آماری قوی تأیید می‌کنند. تفاوت‌های مشاهده‌شده دو مطالعه ناشی از تفاوت در متغیرهای مورد مطالعه (تمرکز بر آنتروپی شانون در

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

مقابل بررسی طیف وسیع‌تر ویژگی‌ها) است و نه تضاد در یافته‌های بنیادین. ترکیب نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که هم نسبت‌های توان فرکانسی و هم آنتروپی شانون، نشانگرهای معتبر و مکملی برای رصد بلوغ مغزی در نوزادان هستند. مطالعه دیگری نیز روی این پایگاه داده انجام شده است که بر صحت طبقه‌بندی سن با روش‌های خاص (مانند ارزیابی بیزی مبتنی بر ناپیوستگی EEG) تمرکز داشته است[۷]. هدف اصلی مطالعه حاضر، استخراج و اعتبارسنجی آماری شاخص‌های کمی EEG (فرکانسی/غیرخطی) به‌عنوان پایه‌ای برای مدل‌سازی رشد مغزی بوده است، نه صحت روش‌های تشخیصی موجود. از این رو، خروجی‌های این پژوهش (مقادیر RMSE) با خروجی‌های مطالعاتی که صحت طبقه‌بندی را گزارش می‌کنند، مستقیماً قابل مقایسه نیستند.

این تحقیق دارای چندین نقطه قوت مهم است. نخست، استفاده از یک پایگاه داده وسیع شامل ۱۱۰۰ رکورد EEG از ۱۰ گروه سنی مختلف، قدرت آماری تحلیل‌ها را به طور چشمگیری افزایش داده و امکان استخراج یافته‌های قابل اعتماد و تعمیم‌پذیر را فراهم می‌کند. دوم، رویکرد تحلیل چندوجهی، که شامل ویژگی‌های فرکانسی، غیرخطی و شاخص‌های جدیدی مانند مساحت محیط محدود، محیط مقعر و خمیدگی در تحلیل پوانکاره است، امکان درک جامع‌تری از دینامیک سیگنال را فراهم می‌آورد. سوم، انجام تحلیل مقایسه‌ای جامع بین نیمکره‌های چپ و راست، با استفاده از آزمون t زوجی، به بررسی دقیق تقارن عملکردی مغز در این دوره حساس از رشد پرداخته است. در نهایت، مدلسازی روند تغییرات ویژگی‌ها با سن بارداری، با استفاده از معیار RMSE، به جای گزارش صرف تفاوت‌های آماری، امکان پیش‌بینی و ردیابی تحولات نوروفیزیولوژیکی را فراهم کرده است.

با وجود نقاط قوت چشمگیر، این مطالعه دارای برخی محدودیت‌ها است. اولین محدودیت ، تمرکز صرف بر دو کانال C3-T3 و C4-T4 بود که ناشی از محدودیت‌های پایگاه داده موجود است. اگرچه این نواحی مرکزی به عنوان مناطق پایه برای مطالعات EEG نوزادان در نظر گرفته می‌شوند و می‌توانند نماینده‌ای از فعالیت کلی مغز باشند، اما قطعاً پوشش کامل‌تر الکترودها می‌توانست درک جامع‌تری از دینامیک شبکه‌های مغزی در حال تکامل ارائه دهد. دوم، داده‌های مورد استفاده بیشتر از نوزادان به‌موقع متولدشده جمع‌آوری شده است. بنابراین، یافته‌های این مطالعه مستقیماً به نوزادان زودرسی که در هفته های قبل از ۳۵ هفته متولد می‌شوند؛ قابل تعمیم نیستند و مقایسه بین این دو گروه برای شناسایی الگوهای غیرطبیعی رشد، همچنان نیازمند تحقیق است. سوم، ویژگی‌های مورد مطالعه محدود بودند و نمی‌توانند تغییرات و دینامیک سیگنال را بطور جامع نشان دهد. چهارم، رویکرد تحلیلی مورد استفاده در بررسی اثر سن بر ویژگی‌های EEG است. در این پژوهش، آزمون‌های آماری (t-test زوجی و ANOVA) بر روی اپک‌های ۱۰ ثانیه‌ای (نه روی میانگین هر نوزاد) انجام شدند. این روش اگرچه امکان استفاده از حجم بیشتری از داده‌ها را فراهم می‌کند، اما می‌تواند منجر به نادیده گرفتن وابستگی داده‌های درون هر نوزاد شود، زیرا اپک‌های متعلق به یک نوزاد با یکدیگر همبستگی دارند. برای تحلیل دقیق‌تر در مطالعات آینده، پیشنهاد می‌شود از مدل‌های آمیخته[1]استفاده شود که هم اثرات ثابت (مانند سن) که ما صرفا آن را بررسی کردیم و هم اثرات تصادفی (مانند تفاوت‌های بین نوزادان) را در نظر می‌گیرند. این رویکرد می‌تواند تخمین دقیق‌تری از خطاهای استاندارد ارائه دهد و از خطاهای آماری ناشی از وابستگی داده‌ها جلوگیری کند. مورد پنجم، یکی از محدودیت‌های مهم این مطالعه، تقسیم‌بندی هفتگی سن جنینی بدون در نظر گرفتن دقت روزانه است. در پایگاه داده حاضر، اطلاعات دقیق روزانه سن جنینی در دسترس نبود که این امر ممکن است موجب هموار شدن برخی از تغییرات سریع و ظریف رشدی شده باشد. مطالعات آینده با در نظر گرفتن دقت روزانه و انجام تحلیل‌های مبتنی بر سن دقیق جنینی می‌توانند بینش عمیق‌تری از دینامیک رشد عصبی در این دوره بحرانی ارائه دهند. همچنین پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی، هفته‌های ۳۶ تا ۳۸ با تفکیک روزانه و با حجم نمونه بزرگتر مورد بررسی قرار گیرند.

با توجه به این یافته‌ها، پیشنهاد می‌شود که نسبت‌های توان فرکانسی — به ویژه I15 — به عنوان نشانگر زیستی[2] بالینی در بخش‌های مراقبت‌های ویژه نوزادان[3] (NICU) معرفی شوند تا به تشخیص زودهنگام اختلالات نوروتوکسیسیتی و ارزیابی پاسخ به درمان کمک کنند. البته عدم دسترسی به داده‌های بالینی جامع است که امکان ارتباط مستقیم یافته‌های EEG با پیامدهای بالینی را محدود می‌کند، که ضرورت انجام مطالعات آینده با طراحی پروسپکتیو و جمع‌آوری داده‌های بالینی کامل را نشان می‌دهد.

[1] Mixed Effects Models
[2] Biomarkers
[3] Neonatal Intensive Care Unit

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

همچنین، با توجه به حجم بالای داده‌های EEG، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی خودکار پیش‌بینی سن عصبی توصیه می‌شود تا دقت تشخیصی و سرعت تحلیل به طور چشمگیری افزایش یابد. علاوه بر این، گسترش تحلیل به کانال‌های دیگر مغز (مانند Fp1، O1 و O2) می‌تواند بینشی جامع‌تر از تکامل منطقه‌ای مغز و نقش مناطق مختلف در رشد شناختی فراهم کند. همچنین، تلفیق EEG با سایر سیگنال‌های فیزیولوژیکی مانند ECG، HRV و سیگنال‌های حرکتی می‌تواند تصویری چندوجهی از وضعیت کلی نوزاد ارائه دهد و به درک جامع‌تری از تعاملات فیزیولوژیکی در طول خواب منجر شود. در نهایت، پیشنهاد می‌شود پایگاه داده استفاده‌شده در این مطالعه یا داده‌های مشابه، پس از برچسب‌گذاری دقیق مراحل خواب و اطلاعات بالینی، در دسترس جامعه علمی قرار گیرد تا زمینه‌ساز پیشرفت‌های بیشتر در حوزه تحلیل EEG نوزادان و توسعه سیستم‌های نظارت هوشمند بر سلامت عصبی شود.

۵- منابع

1. Skagenholt, M., Skagerlund, K., & Träff, U. (2021). Neurodevelopmental differences in child and adult number processing: An fMRI-based validation of the triple code model. *Developmental Cognitive Neuroscience*, *48*, 100933. https://doi.org/10.1016/j.dcn.2021.100933
2. Dang-Vu, T. T., McKinney, S. M., Buxton, O. M., Solet, J. M., & Ellenbogen, J. M. (2010). Functional Neuroimaging Insights into the Physiology of Human Sleep, Sleep, 33(12):1589–1603. https://doi.org/10.1093/sleep/33.12.1589
3. Khazaei, M., Raeisi, K., Croce, P., Tamburro, G., Tokariev, A., Vanhatalo, S., Zappasodi, F., & Comani, S. (2021). Characterization of the Functional Dynamics in the Neonatal Brain during REM and NREM Sleep States by means of Microstate Analysis. Brain topography, 34(5), 555–567. https://doi.org/10.1007/s10548-021-00861-1
4. Kiselev, A.R., Drapkina, O.M., Novikov, M.Y. et al. Examining time–frequency mechanisms of full-fledged deep sleep development in newborns of different gestational age in the first days of their postnatal development. Sci Rep 12, 21593 (2022). https://doi.org/10.1038/s41598-022-26111-3
5. Corsi-Cabrera, M., Cubero-Rego, L., Ricardo-Garcell, J., & Harmony, T, Week-by-week changes in sleep EEG in healthy full-term newborns, Sleep, Volume 43, Issue 4, April 2020, zsz261, https://doi.org/10.1093/sleep/zsz261
6. Schoch, S. F., Jaramillo, V., Markovic, A., Huber, R., Kohler, M., Jenni, O. G., Lustenberger, C., & Kurth, S. (2023). Bedtime to the brain: how infants' sleep behaviours intertwine with non-rapid eye movement sleep electroencephalography features. Journal of Sleep Research, 33(2), e13936. https://doi.org/10.1111/jsr.13936
7. Schetinin V, Jakaite L (2017) Extraction of features from sleep EEG for Bayesian assessment of brain development. PLoS ONE 12(3): e0174027. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174027
8. Schetinin, Vitaly; Jakaite, Livija (2017). Newborn sleep EEG data. figshare. Dataset. https://doi.org/10.6084/m9.figshare.4729840.v1
9. Schetinin, V., & Schult, J. (2004). The combined technique for detection of artifacts in clinical electroencephalograms of sleeping newborns. IEEE transactions on information technology in biomedicine: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 8(1), 28–35. https://doi.org/10.1109/titb.2004.824735
10. Holthausen, K., Breidbach, O., Scheidt, B., & Frenzel, J. (1999). Clinical relevance of age-dependent EEG signatures in the detection of neonates at high risk for apnea. Neuroscience letters, 268(3), 123–126. https://doi.org/10.1016/s0304-3940(99)00397-3
11. Marcantoni, I., Assogna, R., Del Borrello, G., Di Stefano, M., Morano, M., Romagnoli, S., Leoni, C., Bruschi, G., Sbrollini, A., Morettini, M., & Burattini, L. (2023). Ratio Indexes Based on Spectral Electroencephalographic Brainwaves for Assessment of Mental Involvement: A Systematic Review. Sensors (Basel, Switzerland), 23(13), 5968. https://doi.org/10.3390/s23135968
12. De Wel, O., Lavanga, M., Dorado, A. C., Jansen, K., Dereymaeker, A., Naulaers, G., & Van Huffel, S. (2017). Complexity Analysis of Neonatal EEG Using Multiscale Entropy: Applications in Brain Maturation and Sleep Stage Classification. Entropy, 19(10), 516. https://doi.org/10.3390/e19100516
13. Marwan, N., Carmen Romano, M., Thiel, M., & Kurths, J. (2007). Recurrence plots for the analysis of complex systems. Physics Reports, 438(5-6), 237–329. https://doi.org/10.1016/j.physrep.2006.11.001
14. Katz, M. J. (1988). Fractals and the analysis of waveforms. Computers in Biology and Medicine, 18(3), 145–156. https://doi.org/10.1016/0010-4825(88)90041-8
15. Zhang, R., Dong, X., Zhang, L., Lin, X., Wang, X., Xu, Y., Wu, C., Jiang, F., Wang, J. (2024). Quantitative Electroencephalography in Term Neonates During the Early Postnatal Period Across Various Sleep States. Nature and Science of Sleep. 16:1011-1025. https://doi.org/10.2147/NSS.S472595
16. Lee, S., & Lee, D. K. (2020). What is the proper way to apply the multiple comparison test? Korean Journal of Anesthesiology, 73(6):572. https://doi.org/10.4097/kja.d.18.00242.e1
17. Namazi, H. and Jafari, S. (2019). Estimating of brain development in newborns by fractal analysis of sleep electroencephalographic (eeg) signal. Fractals, 27(03), 1950021. https://doi.org/10.1142/s0218348x1950021x
18. Namazi H. Investigating the brain development in newborns by information-based analysis of electroencephalography (EEG) signal. Fluct. Noise Lett. 2020; 19(4). 2050043. https://doi.org/10.1142/S0219477520500431
19. Pelc, K., Gajewska, A., Napiórkowski, N., Dan, J., Verhoeven, C., & Dan, B. (2022). Multiscale entropy as a metric of brain maturation in a large cohort of typically developing children born preterm using longitudinal high-density EEG in the first two years of life. *Physiological measurement*, *43*(12), 10.1088/1361-6579/aca26c. https://doi.org/10.1088/1361-6579/aca26c
20. Richman, J. S., & Moorman, J. R. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. American journal of physiology. Heart and circulatory physiology, 278(6), H2039–H2049. https://doi.org/10.1152/ajpheart.2000.278.6.H2039

Copyright © 2025 by ISBME, http://www.ijbme.org - All rights reserved
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License