رویش روان شناسی، سال۱۴، شماره ۹، شماره پیاپی ۱۱۴، آذر ۱۴۰۴
Rooyesh-e-Ravanshenasi Journal(RRJ),14(9), 2025

تعامل ویژگیهای داینامیک الکتروانسفالوگرافی با عوامل شخصیتی روان رنجوری و برون گرایی

The Interaction of Dynamic Electroencephalographic Features with Personality Traits of Neuroticism and Extraversion

دکتر شادی اکبری (نویسنده مسئول)
استادیار، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
دکتر مرضیه حاجیزادگان
دکترا، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

Dr. Shadi Akbari *
Assistant Professor, University of Tehran, Tehran, Iran.
akbari.sh@ut.ac.ir
Dr. Marzieh Hajizadegan
PhD, University of Tehran, Tehran, Iran.

چکیده

عوامل شخصیتی تأثیر قابل توجهی بر رفتارها و عملکرد شناختی افراد دارند و ارزیابی آنها از اهمیت بالایی برخوردار است. در حالی که مطالعات قبلی ارتباط بین باندهای فرکانسی فردی EEG و ویژگی‌های شخصیتی را شناسایی کرده‌اند، تعامل بین ویژگی‌های الکتروفیزیولوژیکی در چندین باند فرکانسی کمتر مورد توجه قرار گرفته است. این مطالعه به بررسی رابطه بین مؤلفه‌های EEGو عوامل شخصیتی از طریق مدل‌سازی خطی می‌پردازد تا هم ارتباطات مستقیم و هم تعاملات را به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های ویژگی‌های خاص شخصیتی ارزیابی کند. ثبت‌های EEG از ۲۳ شرکت‌کننده جمع‌آوری شد و ویژگی‌های شخصیتی با استفاده از پرسشنامه پنج عاملی شخصیت NEO ارزیابی گردید. تحلیل داده‌ها با استفاده از تکنیک‌های مدل‌سازی خطی خودکار انجام شد. نتایج نشان داد که اگرچه رابطه آماری مستقیم بین مؤلفه‌های EEG و ویژگی‌های شخصیتی محدود است، رویکرد مدل‌سازی خطی با بررسی تعاملات بین مؤلفه‌های EEG ، موفق به پیش‌بینی روان‌رنجوری، برون‌گرایی، توافق‌پذیری و وظیفه‌شناسی شد. دقت پیش‌بینی به‌طور خاص در مورد وظیفه‌شناسی بسیار بالا بود (R^2=0.877). مطالعه حاضر اهمیت در نظر گرفتن تعاملات بین مؤلفه‌های EEG را در بررسی همبستگی‌های عصبی شخصیت برجسته می‌کند و درک ظریف‌تری از مبانی الکتروفیزیولوژیکی تفاوت‌های فردی ارائه می دهد.

واژه‌های کلیدی: *شخصیت، الکتروانسفالوگرافی (EEG) ، مدل‌سازی خطی، همبستگی، پرسشنامه پنج عاملی شخصیت NE .*

Abstract

Personality factors significantly influence individuals' behaviors and cognitive performance, making their assessment crucial. While previous studies have identified connections between individual EEG frequency bands and personality traits, the interaction among electrophysiological features across multiple frequency bands has garnered less attention. This study explores the relationships between EEG components and personality factors through linear modeling to assess both direct relationships and interactions as predictors for specific traits. EEG recordings were collected from 23 participants, with personality traits assessed using the NEO Five-Factor Personality Inventory. Data analysis employed automatic linear modeling techniques. Findings revealed that although a direct statistical relationship between EEG components and personality traits is limited, the linear modeling approach effectively predicted neuroticism and extraversion by exploring interactions among EEG components. These results suggest that more sophisticated analytical methods, which consider variable interactions, can enhance the prediction of multidimensional and complex traits like personality.

Keywords: *Personality, Electroencephalography, linear modeling, correlation NEO Five-Factor Personality Inventory.*

نوع مقاله : پژوهشی **دریافت : اسفند ۱۴۰۳** **پذیرش: آبان ۱۴۰۴** **ویرایش نهایی: آذر ۱۴۰۴**

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

مقدمه

ویژگی‌های شخصیتی نقش مهمی در شکل‌دهی توانایی‌های شناختی، تنظیم هیجانی و رفتارهای اجتماعی ایفا می‌کنند و نشان‌دهنده ارتباط قوی با مکانیسم‌های عصبی زیربنایی هستند. تحقیقات نشان داده‌اند که شخصیت بر نحوه انجام وظایف شناختی پایه توسط افراد تأثیر می‌گذارد و حتی پیشنهاد می‌کند که برخی از ویژگی‌های شخصیتی ممکن است جنبه‌هایی از هوش را تعریف کنند (Maksimenko et al., 2018). در حالی که ابزارهای متعددی مانند پرسشنامه‌ها و آزمون‌ها برای ارزیابی ویژگی‌های شناختی و روان‌شناختی وجود دارند، قابلیت اطمینان آنها متفاوت است و اغلب به زمان و منابع قابل توجهی برای اجرا و تفسیر نیاز دارند. علاوه بر این، بسیاری از این روش‌ها به داده‌های خودگزارشی متکی هستند که ممکن است تحت تأثیر عواملی مانند تمایل به ارائه/عدم ارائه تصویر مطلوب از خود یا نگرانی‌های مربوط به خودنمایی و یا تعییر نگرش دیگران نسبت به آزمودنی قرار گیرند. مهم‌تر از همه، این روش‌های سنتی اغلب پایه‌های عصبی شخصیت را نادیده می‌گیرند.

امروزه پژوهشگران علاقه زیادی دارند تا چگونگی تجلی تفاوت‌های فردی در شخصیت را از طریق رصد فعالیت مغزی، بررسی کنند. با بررسی این همبستگی‌های عصبی، محققان می خواهند درک عمیق‌تری از مبانی زیستی شخصیت به دست آورند. این موضوع باعث افزایش توجه به تعامل بین توانایی‌های شناختی، ویژگی‌های شخصیتی و فعالیت عصبی در تحقیقات روان‌شناختی و علوم اعصاب شده است. در میان ابزارهای موجود برای مطالعه عملکرد مغز، الکتروانسفالوگرافی[۲۱] (EEG) به عنوان یک ابزار رایج و نسبتا در دسترس شناخته شده است. EEG یک تکنیک غیرتهاجمی است که فعالیت الکتریکی مغز را در زمان واقعی اندازه‌گیری می‌کند و اطلاعات ارزشمندی درباره الگوهای نوسانی فعالیت مغز در طی وظایف شناختی و حالت‌های هیجانی مختلف ارائه می‌دهد.

مطالعات نشان داده‌اند که سیگنال‌های EEG ثبت‌شده در حالت استراحت می‌توانند بینش‌های معناداری درباره پروفایل روان‌شناختی و شناختی افراد ارائه دهند (Burleigh et al., 2020; Li et al., 2021; Tarailis et al., 2024). این یافته‌ها پتانسیل EEG را به عنوان یک ابزار مکمل برای ارزیابی ویژگی‌های شخصیتی در کنار ارزیابی‌های روان‌شناختی سنتی برجسته می‌کنند. فراتر از پیامدهای آن برای ارزیابی روان‌شناختی، این درک می‌تواند فناوری‌های تشخیص هیجانات را نیز پیشرفت دهد و به مداخلات شخصی‌سازی‌شده در حوزه سلامت روان کمک کند. با تنظیم مداخلات بر اساس پروفایل‌های شخصیتی فردی و الگوهای فعالیت مغزی مرتبط، ممکن است بتوان نتایج سلامت روان را به‌طور مؤثرتری بهبود بخشید. این درک، علاوه بر پیامدهایش برای ارزیابی روان‌شناختی و فناوری تشخیص هیجانات، ممکن است به کاربردهایی در بهبود نتایج سلامت روان نیز منجر شود. این امر از طریق مداخلات شخصی‌سازی‌شده بر اساس پروفایل‌های شخصیتی و الگوهای فعالیت مغزی مرتبط امکان‌پذیر خواهد بود. به عبارت دیگر، با استفاده از این دانش، می‌توان مداخلاتی طراحی کرد که متناسب با ویژگی‌های شخصیتی فرد و الگوهای فعالیت مغزی او باشند. این رویکرد شخصی‌سازی‌شده می‌تواند به بهبود اثربخشی درمان‌ها و نتایج سلامت روان کمک کند. برای مثال، افراد با سطوح بالای روان‌رنجوری ممکن است از مداخلاتی بهره‌مند شوند که بر کاهش فعالیت مغزی مرتبط با اضطراب تمرکز دارند، در حالی که افراد با سطوح بالای برون‌گرایی ممکن است از برنامه‌هایی سود ببرند که تعاملات اجتماعی و فعالیت‌های گروهی را تقویت می‌کنند.

در حالی که برخی مطالعات ارتباطاتی بین الگوهای خاص EEG و ویژگی‌های شخصیتی مانند برون‌گرایی، روان‌رنجوری و وظیفه‌شناسی شناسایی کرده‌اند (Li et al., 2017)، اما به‌طور کلی ثبات و همبستگی این یافته‌ها پایین است (Jach et al., 2020; Klados et al., 2020) . این مسئله باعث شده است که برخی از محققان استدلال کنند EEG نمی‌تواند شخصیت را پیش‌بینی کند (Korjus et al., 2015). با این حال، مطالعات متعددی به بررسی رابطه بین باندهای فرکانسی EEG ، به‌ویژه امواج آلفا (۱۲–۸ هرتز) و تتا (۷–۴ هرتز)، و ویژگی‌های شخصیتی پرداخته‌اند.

امواج آلفا در یادگیری و پردازش حسی، به‌ویژه در مسیرهای تالاموکورتیکال، نقش حیاتی دارند (Hindriks & van Putten, 2013). این نوسانات با فیلتر کردن اطلاعات نامربوط، تمرکز توجه را در طول وظایف یادگیری تنظیم می‌کنند و در نتیجه کارایی شناختی را افزایش داده و تثبیت اطلاعات را تسهیل می‌کنند. در پردازش حسی، به‌خصوص در حوزه بینایی، فعالیت آلفا به عنوان یک مکانیسم گیتینگ عمل می‌کند و به‌طور انتخابی ارتباط تالاموکورتیکال را تعدیل می‌کند تا محرک‌های مرتبط را در اولویت قرار داده و

1,Electroencephalography
2,Electroencephalography

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

عوامل حواس‌پرتی را سرکوب کند. علاوه بر این، فعالیت آلفا با حالت آرامش و ذهن آرام مرتبط است (Klimesch, 1999). این عملکرد تنظیمی ممکن است پایه‌ای برای ویژگی‌های شخصیتی باشد و به‌طور گسترده‌ای به عنوان همبسته عصبی ویژگی‌های شخصیتی مطالعه شده است. تحقیقات نشان می‌دهند که فعالیت بالاتر آلفا با ویژگی‌هایی مانند گشودگی به تجربه و توافق‌پذیری همبستگی دارد، که نشان‌دهنده تمایل طبیعی به آرامش و آرامش ذهنی است (Fink & Neubauer, 2006). افرادی که این ویژگی‌های شخصیتی را نشان می‌دهند ممکن است به‌طور طبیعی آرامش و آرامش ذهنی بیشتری را تجربه کنند. سایر محققان اشاره کرده‌اند که میانگین فرکانس‌های آلفا در افراد با ویژگی‌های شخصیتی درون‌گرا در مقایسه با افراد برون‌گرا تمایل به بالاتر بودن دارد و این می‌تواند نشان‌دهنده فعالیت موج آلفای برجسته‌تر در میان افراد درون‌گرا باشد (Johannisson, 2016). فراتر از فرکانس‌های باند ثابت، فرکانس‌های آلفای فردی ارتباط قوی‌تری با ویژگی‌هایی مانند ثبات هیجانی و خلاقیت نشان داده‌اند، که نشان‌دهنده نقش ظریف نوسانات آلفا در شکل‌دهی شخصیت است (Bazanova & Vernon, 2014). رابینسون (۲۰۰۱) یازده مطالعه را یافت که ارتباطی بین فرکانس آلفا و درجه برون‌گرایی افراد درون‌گرا در مقایسه با گروه‌های دارای افراد برون‌گرا گزارش کرده‌اند. تفاوت‌ها در هفت مطالعه از نظر آماری معنادار بودند (Johannisson, 2016) . برخی از محققان نیز همبستگی خطی بین چگالی توان آلفا و برون‌گرایی را آزمایش کردند و ضریب همبستگی کوچکی (۰.۲۲) یافتند (Hagemann et al., 2009).

باند فرکانسی دیگری که در مطالعات شخصیت بیشتر مورد بررسی قرار گرفته است، "تتا" است که در فرکانس‌های پایین‌تر (۷–۴ هرتز) عمل می‌کند و با حالت‌های آرامش عمیق، خواب سبک و خلاقیت مرتبط است (Shams, 2017) .این امواج در حالت‌های مراقبه یا رویاپردازی بیشتر مشهود هستند و نقش اساسی در پردازش حافظه ایفا می‌کنند (Mohan et al., 2024) . مطالعات ارتباطاتی بین فعالیت امواج تتا و ویژگی‌هایی مانند خلاقیت و ثبات هیجانی یافته‌اند(Mastorakis et al., 2018) .با وجود این ارتباطات امیدوارکننده، یافته‌ها درباره امواج تتا و ویژگی‌های شخصیتی در تمام مطالعات کاملاً یکسان نیستند (مانند سایر مطالعات در حوزه EEG و ویژگی‌های شخصیتی) . به عنوان مثال، برخی مطالعات همبستگی‌های معناداری بین فعالیت تتا و ویژگی‌های خاص، مانند برون‌گرایی گزارش کرده‌اند، در حالی که برخی دیگر ارتباطات ناسازگار یا ضعیف‌تری یافته‌اند. تران (۲۰۰۶) ارتباطات خفیف اما معنادار و سازگاری بین فعالیت دلتا و تتا در تمام مناطق قشری با برون‌گرایی و وظیفه‌شناسی گزارش کرده است(Tran et al., 2006) . برخی مطالعات نشان داده‌اند که نوسانات تتا در ناحیه پیشانی با استراتژی‌های مؤثر تنظیم هیجانی مرتبط است و آن را به عنوان نشانگری برای مدیریت موفق هیجانات و پیش‌بین‌کننده‌ای برای گشودگی به تجربه معرفی کرده‌اند (Ertl et al., 2013). از سوی دیگر، نوسانات غیرطبیعی تتا در اختلالات شخصیتی و خلقی مختلف مشاهده شده است، که نشان می‌دهد تغییر فعالیت تتا می‌تواند یک راهکار درمانی بالقوه باشد . (McLoughlin et al., 2022)در این زمینه، برخی تحقیقات بر تأثیر اتصال پیشانی-آهیانه‌ای در نوسانات تتا بر کنترل شناختی تمرکز کرده‌اند و گزارش داده‌اند که امواج تتا ممکن است نقش حیاتی در مدیریت انعطاف‌پذیری آن داشته باشند (Cooper et al., 2019; Cooper et al., 2015) .

در حالی که مطالعات پیشین ارتباطاتی بین باندهای فرکانسی EEG بصورت منفرد، مانند آلفا و تتا، و ویژگی‌های شخصیتی شناسایی کرده‌اند، تعامل بین ویژگی‌های الکتروفیزیولوژیکی در چندین باند فرکانسی کمتر مورد توجه قرار گرفته است. با توجه به اینکه شخصیت ترکیبی پیچیده از ویژگی‌های شناختی و هیجانی است، بعید به نظر می‌رسد که یک باند فرکانسی منفرد بتواند به‌طور کامل همبسته‌های عصبی شخصیت را بازتاب دهد. در عوض، این احتمال وجود دارد که ترکیبی از تعاملات بین باندهای فرکانسی مختلف به پایه‌های عصبی شخصیت کمک کند.

در این مطالعه، از مدل‌های تحلیلی برای تعیین میزان قدرت شاخصه های داینامیک EEG در پیش بینی ویژگیهای شخصیتی "روان رنجوری" و "برون گرایی" استفاده شده است که برای بررسی تعاملات بین باندهای فرکانسی مختلف EEG طراحی شده‌اند. ما فرض می‌کنیم که این تعاملات بازنمایی جامع‌تری از مکانیسم‌های عصبی زیربنای ویژگی‌های شخصیتی ارائه می‌دهند. به طور خاص، پیش‌بینی می‌کنیم که تعامل بین باندهای فرکانسی، به جای اندازه‌گیری‌های مجزا، توانایی ما را برای شناسایی همبسته‌های عصبی شخصیت به‌طور قابل توجهی افزایش خواهد داد. این رویکرد با هدف پرداختن به پیچیدگی شخصیت، مشارکت باندهای فرکانسی متعدد را در یک چارچوب تحلیلی یکپارچه ادغام می‌کند.

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

روش

در مجموع ۲۱ شرکت‌کننده (۱۱ زن، میانگین سنی: ۲۲٫۱۰ ± ۲٫۷۱ سال) در این مطالعه شرکت کردند. معیارهای ورود به مطالعه عبارت بودند از: الف) عدم وجود اختلالات عصبی یا روان‌پزشکی، بر طبق گزارش خود آزمودنی ب) عدم مصرف داروهای مؤثر بر سیستم عصبی مرکزی(CNS) ، ج) خودداری شرکت‌کنندگان از مصرف قهوه و سیگار حداقل به مدت ۲ ساعت قبل از جلسه ثبت EEG . تمامی مراحل این مطالعه مطابق با آخرین اصلاحیه‌ی بیانیه‌ی هلسینکی انجام شد و توسط کمیته اخلاق دانشگاه تهران تأیید شد.

به شرکت‌کنندگان در مورد هدف مطالعه اطلاع داده شد. به آنها گفته شد که پرسشنامه‌ای را تکمیل خواهند کرد که جنبه‌های مختلف شخصیتشان را ارزیابی می‌کند و فعالیت مغزی آنها با استفاده از EEG ثبت خواهد شد. ثبت EEG پس از امضای فرم رضایت‌نامه کتبی آغاز شد.

تحلیل آماری با استفاده از نرم‌افزار SPSS Statistics نسخه ۲۷ انجام شد. متغیرهای مستقل شامل ویژگی‌های EEG در باندهای فرکانسی ذکر شده، مانند توان مطلق[1] ، توان نسبی[2]، عدم تقارن[3] و نسبت توانها[4] بودند. متغیرهای وابسته نیز نمرات مربوط به صفات شخصیتی روان رونجوری و برون گرایی بودند که از پرسشنامه NEO به دست آمده بودند.

ابزار سنجش

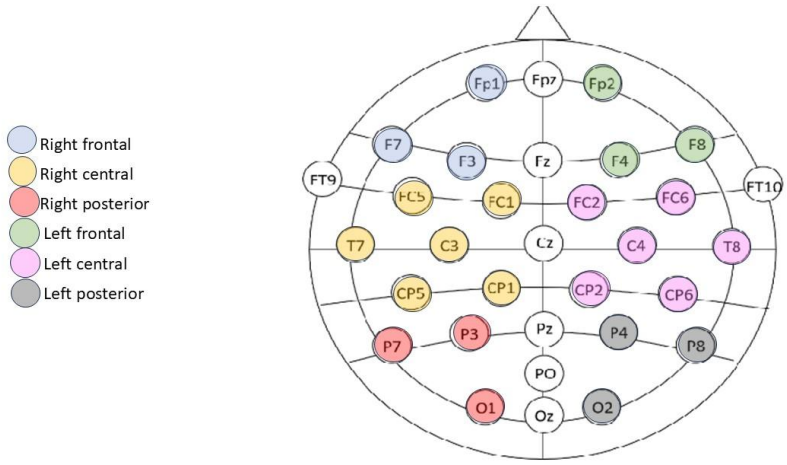
ویژگی‌های شخصیتی: برای جمع‌آوری داده‌های شخصیتی شرکت‌کنندگان، از پرسشنامه ۶۰ سؤالی NEO Personality Inventoryاستفاده شد. این پرسشنامه که به نام NEO-FFI (NEO Five-Factor Inventory) شناخته می‌شود، یک ابزار معتبر و استاندارد از مدل پنج عاملی شخصیت است که شامل پنج عامل روان‌رنجوری (Neuroticism) ، برون‌گرایی (Extraversion)، گشودگی به تجربه(Openness to Experience) ، توافق‌پذیری (Agreeableness) و وظیفه‌شناسی (Conscientiousness)می‌باشد. NEO-FFI نسخه کوتاه‌شده‌ای از پرسشنامه NEO-PI-R است و به‌طور گسترده در زمینه‌های مختلف روان‌شناختی مورد تحقیق قرار گرفته است. ضرایب همسانی درونی برای NEO-FFI به شرح زیر گزارش شده است: روان‌رنجوری (N)و برون‌گرایی(E) : ۰٫۷۹، گشودگی به تجربه(O) : ۰٫۸۰، توافق‌پذیری(A) : ۰٫۷۵ و وظیفه‌شناسی(C) : ۰٫۸۳(Costa Jr, 1985). این پرسشنامه شامل سؤالاتی است که بر اساس مقیاس لیکرت پنج‌درجه‌ای از «کاملاً مخالفم» تا «کاملاً موافقم» نمره‌دهی می‌شوند.

ثبت و پیش‌پردازش داده های الکتروانسفالوگرافی: شش دقیقه فعالیت الکتریکی مغز در حالت استراحت از طریق یک آمپلی فایر الکتروانسفالوگرافی (EEG) ۳۲ کاناله (شرکت میتسار) ثبت شد. این فعالیت از ۳۲ الکترود که بر اساس سیستم بین‌المللی ۱۰—۲۰ چیده شده بودند (Mecarelli, 2019) با مرجع میانگین دو گوش[5] ثبت گردید. امپدانس زیر ۱۰ کیلو اهم نگه داشته شد. نرخ نمونه برداری ۲۵۰ هرتز بود و در حین ثبت فیلتر میانگذر (۰.۰۱ تا ۷۰ هرتز) با استفاده از نرم‌افزار WinEEG اعمال گردید. پیش‌پردازش و تحلیل داده‌ها با استفاده از جعبه ابزار Brainstorm (Tadel et al., 2011) در نرم افزار متلب انجام شد. این جعبه ابزار مستند و به‌طور رایگان برای دانلود آنلاین تحت مجوز عمومی GNU در دسترس است(http://neuroimage.usc.edu/brainstorm) . سیگنال‌های EEG به‌صورت آفلاین با استفاده از یک فیتر میانگذر ۰.۱—۳۵ هرتز فیلتر شدند. آرتیفکتها (امواجی که در هر کانال بیش از ± ۱۰۰ میکروولت بودند) از داده ها حذف شدند و آرتیفکت‌های پلک زدن و حرکات چشم با استفاده از رویکرد تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)[6] اصلاح شدند (Stone, 2002). پس از حذف و اصلاح آرتیفکت‌ها، مجددا داده ها بصورت چشمی بازبینی شدند تا کیفیت داده‌ها تأیید شود. داده‌هایی که پس از حذف آرتیفکت‌ها کمتر از ۶۵٪ از زمان کل آنها باقی مانده بودند، از تحلیل‌های بعدی کنار گذاشته شدند.

1 Absolute power
2 Relative power
3 Asymmetry
4 Power ratio
5 Linked Ear
6 Independent Component Analysis

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

تحلیل داده‌های الکتروانسفالوگرافی: الکترودها در ۶ ناحیه[1] (ROI) تقسیم بندی شدند که شامل: پیشانی راست، پیشانی چپ، مرکزی راست، مرکزی چپ، خلفی راست و خلفی چپ می‌شود (به شکل ۱ مراجعه کنید). سپس تحلیل چگالی طیفی توان [2] (PSD) برای EEG خوشه‌بندی‌شده در شش باند فرکانسی شامل: دلتا (۰.۵-۳ هرتز)، تتا (۴-۷ هرتز)، آلفا ۱ (۸-۱۰ هرتز)، آلفا ۲ (۱۰-۱۲ هرتز)، بتا۱ (۱۳-۱۵ هرتز) و بتا ۲ (۱۶-۲۰ هرتز) انجام شد. برای هر ناحیه ROI ، توان مطلق، توان نسبی، نسبت توان و عدم تقارن برای هر باند فرکانسی محاسبه گردید. به‌منظور القای توزیع نرمال داده‌ها، تمام داده‌های EEG قبل از تحلیل‌های آماری به صورت لگاریتم پایه ۱۰ تبدیل شدند.



شکل ۱. نحوه دسته بندی الکترودها برای تحلیل فرکانس

به دلیل حجم بالای متغیرها و تمرکز بر توسعه یک مدل پیش‌بین، ابتدا از ضریب همبستگی پیرسون دوطرفه برای ارزیابی همبستگی‌های بین متغیرهای EEG و پنج عامل شخصیتی استفاده شد. همبستگی‌ها بر اساس اصول تفسیر ضریب همبستگی (Akoglu, 2018) به صورت ضعیف (کمتر از ۰،۳۰)، متوسط (۰،۳۰ تا ۰،۴۹) یا قوی (بیشتر از ۰،۴۹) در نظر گرفته شدند. سطح معناداری آماری نیز $p < 0.01$ تعیین شد تا خطر ناشی از مقایسه‌های چندگانه کاهش یابد.

پس از بررسی همبستگی‌های مستقیم آماری بین متغیرها، از مدل‌سازی خطی خودکار[3] برای شناسایی ویژگی‌های EEG که قادر به پیش‌بینی صفات شخصیتی هستند، استفاده شد. تمامی متغیرهای EEG به عنوان پیش‌بین‌کننده‌ها وارد مدل شدند و نمرات NEO-PI به عنوان متغیرهای وابسته در نظر گرفته شدند. این قابلیت، ایجاد مدل‌های پیش‌بین را با خودکارسازی انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌های مرتبط و ساده‌سازی فرآیند مدل‌سازی، تسهیل می‌کند. تمامی متغیرهای مستقل ذکر شده در تحلیل به عنوان پیش‌بینی کننده‌های متغیرهای وابسته گنجانده شدند.

برای انتخاب فاکتورهای پیش بینی کننده نهایی، از روش بهترین زیرمجموعه ها[4] استفاده شد و معیار ورود یا حذف پیش‌بینی‌کننده‌ها نیز بر اساس معیارهای جلوگیری از بیش‌برازش[5] (ASE) تعیین شد. تنها متغیرهای با مقدار p کمتر از ۰،۰۵ به عنوان پیش‌بین‌کننده در مدل باقی ماندند. این تحلیل برای هر صفت شخصیتی به صورت جداگانه انجام شد.

برای پیش‌بین‌کننده‌هایی که ضریب بتای پایین داشتند، تأثیر متقابل پیش‌بین‌کننده‌ها از طریق رگرسیون خطی بررسی شد و پیش‌بین‌کننده‌های با ضرایب پایین به عنوان متغیرهای تعدیل‌کننده در نظر گرفته شدند. سپس مقادیر R^2 و ضرایب بتای استاندارد شده

1 Region Of Interest
2 Power Spectral Density
3 Automated Linear Modeling
4 Best subsets method
5 Overfit prevention criteria

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

برای تمامی مدل‌ها مقایسه شدند تا بررسی شود که آیا اضافه کردن متغیرهای تعدیل‌کننده، قدرت پیش‌بینی مدل را بهبود بخشیده است یا خیر.

یافته ها

جدول ۱ آمار توصیفی مربوط به متغیرهای جمعیت‌شناختی و مقادیر صفات شخصیتی را نشان می‌دهد. ۴،۳۴٪ از داده‌ها (یک فرد) که ۱،۵ برابر بزرگ‌تر از محدوده بالایی چارک سوم (Q3) و ۱،۵ برابر کوچک‌تر از محدوده پایینی چارک اول (Q1) بودند، به عنوان داده‌های پرت[1] در نظر گرفته شده و از تحلیل حذف شدند.

جدول ۱ .آمار توصیفی برای متغیرهای جمعیت‌شناختی و مقادیر صفات شخصیتی

	تعداد	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار
سن	۲۳	۱۹	۲۸	۲۲،۳۶	۲،۷۹
روان‌رنجوری (N%)	۲۳	۲۵،۰۰	۸۹،۵۸	۵۲،۸۳	۱۹،۲۷
برون‌گرایی (E%)	۲۳	۲۲،۹۲	۸۵،۴۲	۵۳،۲۶	۱۵،۳۲

تحلیل همبستگی: روان‌رنجوری، هیچ همبستگی آماری معناداری با ویژگی‌های EEG نداشت ($p > 0.01$) . با این حال، ضرایب همبستگی پیرسون نشان‌دهنده همبستگی‌های قوی و متوسط با برخی از متغیرهای EEG بودند (جدول ۲). برون‌گرایی همبستگی منفی با توان مطلق بتا۱ در ناحیه خلفی سمت چپ ($r = -0.569, p = 0.006$) ، نسبت توان تتا/آلفا۱ در همان ناحیه ($r = -0.592, p = 0.004$) و در الکترودهای مرکزی سمت راست ($r = -0.580, p = 0.005$) نشان داد.

تحلیل مدل‌سازی خطی

پیش‌بین‌کننده‌های EEG برای برون‌گرایی: دقت مدل 73.4% (R^2) بود. شش متغیر به عنوان پیش‌بین‌کننده معرفی شدند (جدول ۲). بر اساس ضرایب، هیچ‌یک از متغیرها به طور مستقیم برون‌گرایی را پیش‌بینی نکردند، اما مدل از لحاظ تعامل بین متغیرها مناسب بود (R^2 در مدل ۱ = ۰.۰۶ R^2 ,در مدل ۲ = ۰.۱۰ R^2 ,در مدل ۳ = ۰.۵۹ R^2 ,در مدل ۴ = ۰.۶۱ R^2 ,در مدل ۵ = ۰.۶۶ R^2 , در مدل ۶ = ۰.۷۱).

جدول ۲ . خروجی مدل خطی خودکار برای صفت شخصیتی برون‌گرایی

R^2	متغیرها	ضریب بتا	خطای استاندارد	t	فاصله اطمینان ٪۹۵	p-value	اهمیت
			برون گرایی				
۰/۷۳۴	نسبت بتا۱/بتا۲ در خلفی چپ	۰،۰۰۰	۰،۰۰۰	۵،۶۲۶-	۰،۰۰۰	۰،۰۰۱<	۰،۳۲۴
	قدرت مطلق بتا۲ در خلفی چپ	۰،۰۰۰	۰،۰۰۰	۵،۰۸۴-	۰،۰۰۰	۰،۰۰۱<	۰،۲۶۵
	نسبت دلتا/آلفا۱ در پیشانی چپ	۰،۰۰۰	۰،۰۰۰	۴،۲۵۶	۰،۰۰۰	۰،۰۰۱	۰،۱۸۶

1 outliers

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

نسبت آلفا۲/بتا۲ در خلفی راست	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	-۳٫۳۲۲	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۴	۰٫۱۱۳
نسبت تتا/بتا۱ در خلفی چپ	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	۲٫۳۴۳	۰٫۰۰۰	۰٫۰۳۲	۰٫۰۵۶
قدرت مطلق بتا۱ در پیشانی راست	۰٫۰۰۰	۰٫۰۰۰	۲٫۳۲۳	۰٫۰۰۰	۰٫۰۳۴	۰٫۰۵۵

پیش‌بین‌کننده‌های مرتبط با الکتروانسفالوگرافی (EEG) برای روان رنجوری: نتایج مدل‌سازی خطی خودکار در جدول ۳ ارائه شده است. بر اساس این جدول، دقت مدل (R^2) ۵۹.۸٪ بود و عدم تقارن دلتای پیشانی، قدرت نسبی تتا در ناحیه مرکزی راست و نسبت قدرت دلتا به بتا۱ در ناحیه خلفی چپ به عنوان پیش‌بین‌کننده‌های معنادار شناسایی شدند. اگرچه قدرت نسبی تتا و نسبت قدرت دلتا به بتا۱ به طور مستقیم متغیر مستقل را پیش‌بینی نکردند، اما تعامل آن‌ها با عدم تقارن دلتای پیشانی به طور معناداری در پیش‌بینی روان رنجوری مؤثر بود. این تعامل با استفاده از رگرسیون خطی ارزیابی شد (R^2در مدل ۱ = ۰.۲۴، R^2در مدل ۲ = ۰.۴۵ و R^2 در مدل ۳ = ۰.۴۹).

جدول ۴. خروجی مدل خطی خودکار برای صفت شخصیتی نوروتیسیسم

R^2	متغیرها	ضریب بتا	خطای استاندارد	t	۹۵٪ فاصله اطمینان	مقدار p	اهمیت
			روان رنجوری				
۰.۵۹۸	عدم تقارن دلتای پیشانی	-۴۸.۹۸۴	۱۳.۲۹۵	-۳.۶۸۴	-۷۶.۷۱۷ تا -۲۱.۲۵۱	۰.۰۰۱	۰.۵۹۶
	قدرت نسبی تتا در ناحیه مرکزی راست	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	۳.۰۳۴	۰.۰۰۰	۰.۰۰۷	۰.۴۰۴
	نسبت قدرت دلتا/بتا۱ در ناحیه خلفی چپ	۰.۰۰۰	۰.۰۰۰	-۲.۸۲۸	۰.۰۱۱	۰.۰۰۱	۰.۱۶۴

*مقدار p در سطح ۰.۰۵ معنادار است.

بحث و نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر، از پرسشنامه NEO-FFI برای ارزیابی صفات شخصیتی روان رنجوری و برون گرایی در بزرگسالان عادی استفاده شد و همزمان فعالیت الکتریکی مغز (EEG) در حالت استراحت ثبت گردید. هدف ما بررسی همزمان همبستگی بین مؤلفه‌های EEG و تعامل آن‌ها با این صفات شخصیتی بود. برای دستیابی به این هدف، از همبستگی رتبه‌ای پیرسون و مدل‌سازی خطی برای شناسایی این پیش‌بین‌کننده‌ها استفاده شد.

بر اساس تحلیل همبستگی، تنها تعداد کمی از متغیرها با صفات شخصیتی خاص همبستگی نشان دادند، در حالی که روان رنجوری هیچ همبستگی آماری با فعالیت الکتریکی مغز نداشت. با این حال، مدل‌سازی خطی ما که دقت متوسط تا قوی را نشان داد، بیانگر این بود که متغیرهای EEG می‌توانند این دو فاکتور شخصیت را پیش‌بینی کنند و این رابطه نه به دلیل ارتباطات مستقیم، بلکه به دلیل تعامل بین متغیرهای مختلف است که می‌تواند قدرت این پیش‌بینی را افزایش دهد. ناپایداری نتایج همبستگی بین متغیرهای EEG و عوامل شخصیتی یافته‌ای رایج در مطالعات مختلف است، به طوری که در تحقیقات مشابه نتایج ناسازگاری مشاهده شده است تا حدی که برخی ادعا کرده‌اند شخصیت از طریق EEG قابل پیش‌بینی نیست (Jach et al., 2020; Korjus et al., 2015). با این حال، تا آنجا که ما می‌دانیم، هیچ تلاشی برای بررسی تعامل بین این متغیرها و عوامل شخصیتی انجام نشده است. به عنوان مثال، در مورد روان رنجوری، اگرچه این صفت با ویژگی‌های EEG همبستگی آماری نداشت، اما می‌توانست به میزان متوسط (۵۹.۸٪) توسط تعامل سه متغیر EEG

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

پیش‌بینی شود (جدول ۳). پیش‌بین‌کننده اصلی روان رنجوری، عدم تقارن دلتای پیشانی است که با نتایج مطالعات قبلی همسو است افزایش فعالیت دلتای پیشانی اغلب در زمینه‌های مرتبط با تأثیرات منفی و واکنش‌پذیری عاطفی مشاهده می‌شود، که این موضوع ارتباط با نوروتیسیسم را تقویت می‌کند. علاوه بر این، تحقیقات نشان می‌دهند که افراد با نوروتیسیسم بالا ممکن است الگوی خاصی از عدم تقارن EEG پیشانی را نشان دهند که با پاسخ‌های عاطفی آن‌ها همبستگی دارد (Kuper et al., 2019) . نتایج ما نشان داد که قدرت بتا به طور منفی برون‌گرایی را پیش‌بینی می‌کند، که با مطالعات قبلی همخوانی دارد. همان‌طور که گفته شد، توان بتای پایین‌تر می‌تواند نشان‌دهنده حالت شناختی آرام‌تر باشد که ممکن است ویژگی‌های مرتبط با برون‌گرایی، مانند اجتماعی بودن و گشودگی به تجربه را تقویت کند (Jach et al., 2020; Lobasyuk et al., 2021).

بنابراین، با استفاده از مدل‌های آماری پیشرفته و الگوریتم‌های تشخیص الگو، محققان می‌توانند روابط ظریف بین باندهای فرکانسی EEGو چگونگی همبستگی این روابط با ارزیابی‌های شخصیتی خودگزارش‌شده را رمزگشایی کنند. چنین روش‌هایی می‌توانند راه را برای رویکردهای شخصی‌سازی‌شده‌تر در درک و پیش‌بینی رفتار بر اساس مکانیسم‌های عصبی زمینه‌ای هموار کنند.

در دوره‌ای که مطالعه‌ی زیست‌نشانگرها[۱] (biomarkers) و نشانگرهای عصبی (neuro-markers) در حوزه‌های تحقیقات پایه‌ای و درمانی از اهمیت بالایی برخوردار است، نتایج پژوهش ما بر اهمیت بررسی تعامل بین این نشانگرها در توسعه‌ی پروتکل‌های تشخیصی تأکید می‌کند.

از سوی دیگر، اگرچه همبستگی‌های مستقیم بین باندهای فرکانسی EEG و صفات شخصیتی ممکن است همچنان مبهم باقی بمانند، اما پتانسیل پیش‌بینی‌کننده‌ای که در تعامل بین این باندها نهفته است، زمینه‌ی حاصلخیزی را برای تحقیقات آینده فراهم می‌کند. با تغییر تمرکز از فعالیت‌های عصبی مجزا به تعامل پویای باندهای فرکانسی، محققان می‌توانند درک جامع‌تری از بنیان‌های زیستی شخصیت به دست آورند. این رویکرد نه تنها درک ما از تفاوت‌های فردی را افزایش می‌دهد، بلکه تلاش برای ادغام نظریه‌های علوم اعصاب و روان‌شناسی در مطالعه‌ی رفتار انسان را نیز پیش می‌برد.

منابع

Akoglu, H. (2018). User's guide to correlation coefficients. *Turk J Emerg Med*, *18*(3), 91-93. https://doi.org/10.1016/j.tjem.2018.08.001

Bazanova, O. M., & Vernon, D. (2014). Interpreting EEG alpha activity. *Neurosci Biobehav Rev*, *44*, 94-110. https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2013.05.007

Burleigh, T. L., Griffiths, M. D., Sumich, A., Wang, G. Y., & Kuss, D. J. (2020). Gaming disorder and internet addiction: A systematic review of resting-state EEG studies. *Addict Behav*, *107*, 106429. https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106429

Cooper, P. S., Karayanidis, F., McKewen, M., McLellan-Hall, S., Wong, A. S. W., Skippen, P., & Cavanagh, J. F. (2019). Frontal theta predicts specific cognitive control-induced behavioural changes beyond general reaction time slowing. *Neuroimage*, *189*, 130-140. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.01.022

Cooper, P. S., Wong, A. S., Fulham, W. R., Thienel, R., Mansfield, E., Michie, P. T., & Karayanidis, F. (2015). Theta frontoparietal connectivity associated with proactive and reactive cognitive control processes. *Neuroimage*, *108*, 354-363. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2014.12.028

Costa Jr, P., McCrae, rr. (1985). The NEO Personality Inventory manual. Odessa, FL: psychological assessment resources. In.

Ertl, M., Hildebrandt, M., Ourina, K., Leicht, G., & Mulert, C. (2013). Emotion regulation by cognitive reappraisal - the role of frontal theta oscillations. *Neuroimage*, *81*, 412-421. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.05.044

Fink, A., & Neubauer, A. C. (2006). EEG alpha oscillations during the performance of verbal creativity tasks: differential effects of sex and verbal intelligence. *Int J Psychophysiol*, *62*(1), 46-53. https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2006.01.001

Hagemann, D., Hewig, J., Walter, C., Schankin, A., Danner, D., & Naumann, E. (2009). Positive evidence for Eysenck's arousal hypothesis: A combined EEG and MRI study with multiple measurement occasions. *Personality and Individual Differences*, *47*(7), 717-721. https://doi.org/10.1016/j.paid.2009.06.009

Hindriks, R., & van Putten, M. J. (2013). Thalamo-cortical mechanisms underlying changes in amplitude and frequency of human alpha oscillations. *Neuroimage*, *70*, 150-163. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.12.018

Jach, H. K., Feuerriegel, D., & Smillie, L. D. (2020). Decoding personality trait measures from resting EEG: An exploratory report. *Cortex*, *130*, 158-171. https://doi.org/10.1016/j.cortex.2020.05.013

۱

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

Johannisson, T. (2016). Correlations between personality traits and specific groups of alpha waves in the human EEG. *PeerJ*, *4*, e2245. https://doi.org/10.7717/peerj.2245

Klados, M. A., Konstantinidi, P., Dacosta-Aguayo, R., Kostaridou, V. D., Vinciarelli, A., & Zervakis, M. (2020). Automatic Recognition of Personality Profiles Using EEG Functional Connectivity During Emotional Processing. *Brain Sci*, *10*(5). https://doi.org/10.3390/brainsci10050278

Klimesch, W. (1999). EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. *Brain Res Brain Res Rev*, *29*(2-3), 169-195. https://doi.org/10.1016/s0165-0173(98)00056-3

Korjus, K., Uusberg, A., Uusberg, H., Kuldkepp, N., Kreegipuu, K., Allik, J., Vicente, R., & Aru, J. (2015). Personality cannot be predicted from the power of resting state EEG. *Front Hum Neurosci*, *9*, 63. https://doi.org/10.3389/fnhum.2015.00063

Kuper, N., Käckenmester, W., & Wacker, J. (2019). Resting Frontal Eeg Asymmetry and Personality Traits: A Meta–Analysis. *European Journal of Personality*, *33*(2), 154-175. https://doi.org/10.1002/per.2197

Li, F., Jiang, L., Liao, Y., Si, Y., Yi, C., Zhang, Y., Zhu, X., Yang, Z., Yao, D., Cao, Z., & Xu, P. (2021). Brain variability in dynamic resting-state networks identified by fuzzy entropy: a scalp EEG study. *J Neural Eng*, *18*(4). https://doi.org/10.1088/1741-2552/ac0d41

Li, T., Yan, X., Li, Y., Wang, J., Li, Q., Li, H., & Li, J. (2017). Neuronal Correlates of Individual Differences in the Big Five Personality Traits: Evidences from Cortical Morphology and Functional Homogeneity. *Front Neurosci*, *11*, 414. https://doi.org/10.3389/fnins.2017.00414

Lobasyuk, B. A., Bodelan, M., & Zamkovaya, A. V. (2021). Influence of EEG rhythms on extraversion-introversion indicators and smiles test. *Journal of Education, Health and Sport*, *11*(3), 200-211. https://doi.org/10.12775/jehs.2021.11.03.020

Maksimenko, V. A., Runnova, A. E., Zhuravlev, M. O., Protasov, P., Kulanin, R., Khramova, M. V., Pisarchik, A. N., & Hramov, A. E. (2018). Human personality reflects spatio-temporal and time-frequency EEG structure. *PLoS One*, *13*(9), e0197642. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0197642

Mastorakis, N., Koudelková, Z., Strmiska, M., Mladenov, V., & Bulucea, A. (2018). Introduction to the identification of brain waves based on their frequency. *MATEC Web of Conferences*, *210*. https://doi.org/10.1051/matecconf/201821005012

McLoughlin, G., Gyurkovics, M., Palmer, J., & Makeig, S. (2022). Midfrontal Theta Activity in Psychiatric Illness: An Index of Cognitive Vulnerabilities Across Disorders. *Biol Psychiatry*, *91*(2), 173-182. https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2021.08.020

Mecarelli, O. (2019). *Clinical Electroencephalography*. springer.

Mohan, U. R., Zhang, H., Ermentrout, B., & Jacobs, J. (2024). The direction of theta and alpha travelling waves modulates human memory processing. *Nat Hum Behav*, *8*(6), 1124-1135. https://doi.org/10.1038/s41562-024-01838-3

Shams, N. (2017). *Simultaneous EEG-fMRI Study of Audiovisual Sensory Processing*.

Stone, J. V. (2002). Independent component analysis: an introduction. *Trends Cogn Sci*, *6*(2), 59-64. https://doi.org/10.1016/s1364-6613(00)01813-1

Tadel, F., Baillet, S., Mosher, J. C., Pantazis, D., & Leahy, R. M. (2011). Brainstorm: a user-friendly application for MEG/EEG analysis. *Comput Intell Neurosci*, *2011*, 879716. https://doi.org/10.1155/2011/879716

Tarailis, P., Koenig, T., Michel, C. M., & Griskova-Bulanova, I. (2024). The Functional Aspects of Resting EEG Microstates: A Systematic Review. *Brain Topogr*, *37*(2), 181-217. https://doi.org/10.1007/s10548-023-00958-9

Tran, Y., Craig, A., Boord, P., Connell, K., Cooper, N., & Gordon, E. (2006). Personality traits and its association with resting regional brain activity. *Int J Psychophysiol*, *60*(3), 215-224. https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2005.05.008

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]

[Downloaded from frooyesh.ir on 2026-07-10]