مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
مقاله پژوهشی
جلد ۱۸، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۳، صفحه ۱۰۵-۹۵

ارزیابی سطح توجه افراد با استفاده از یادگیری ماشین و تحلیل الگوهای حرکتی چشم و دست در آزمون مسیرسازی

سپیده اطاعتی[۱]، مهدی دلربایی[۲]

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران، etaati@email.kntu.ac.ir

[۲]استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران، delrobaei@kntu.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۰۷ ویرایش: ۱۴۰۳/۱۱/۰۳ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۲۰

چکیده: توجه به‌عنوان یکی از فرایندهای شناختی کلیدی، نقش محوری در فعالیت‌های روزمره، یادگیری و تعاملات انسان با محیط ایفا می‌کند. ارزیابی دقیق و عینی سطح توجه افراد، به‌ویژه در موقعیت‌های پویا و واقعی، همواره با چالش‌هایی همراه بوده است. روش‌های سنتی مانند پرسش‌نامه‌های خودگزارشی یا آزمون‌های مبتنی بر کاغذ، اغلب قادر به ثبت تغییرات لحظه‌ای توجه یا تأثیر عوامل محیطی نیستند. در این مطالعه با هدف ارائه روشی دقیق و کارآمد برای ارزیابی میزان توجه، از تحلیل الگوهای حرکتی چشم و دست در چارچوب آزمون مسیرسازی بهره برده است. طی فرایند داده‌گیری، داده‌های ۴۲ شرکت‌کننده سالم در حین انجام آزمون مسیرسازی ثبت شد. حرکات چشم و دست شرکت‌کنندگان با استفاده از فناوری‌های ردیابی چشم و ثبت حرکات موشواره به‌دقت اندازه‌گیری شده‌اند و ویژگی‌هایی مانند جهش‌ها، تثبیت‌های چشمی، تعداد پلک‌زدن و سرعت حرکت موشواره استخراج گردیدند. سپس با بهره‌گیری از این ویژگی‌ها، یک مدل جنگل تصادفی برای پیش‌بینی سطح توجه آموزش داده شد. نتایج نشان می‌دهند که مدل مذکور با ضریب تعیین ۷۲ درصد توانسته است میزان توجه را به طور دقیق پیش‌بینی کند. این یافته‌ها مؤید آن است که الگوهای حرکتی چشم و دست می‌توانند به‌عنوان شاخص‌هایی قابل‌اعتماد برای ارزیابی توجه مورداستفاده قرار گیرند؛ بنابراین استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در تحلیل داده‌های حرکتی چشم و دست روشی قابل‌اعتماد برای ارزیابی سطح توجه در موقعیت‌های واقعی است. این رویکرد، علاوه بر اهمیت علمی و پژوهشی خود، می‌تواند کاربردهای عملی در زمینه‌های مختلف مانند آموزش، روان‌شناسی بالینی و طراحی سیستم‌های تعاملی انسان و کامپیوتر داشته باشد.

کلمات کلیدی: ارزیابی شناختی، عملکرد اجرایی، آزمون مسیرسازی، تعامل انسان و ماشین، یادگیری ماشین.

Assessment of Individuals' Attention Levels Using Machine Learning and Analysis of Eye and Hand Movement Patterns in the Trail-Making Test

Sepideh Etaati, Mehdi Delrobaei

Abstract: Attention, as one of the key cognitive processes, plays a central role in daily activities, learning, and human-environment interactions. Accurately and objectively assessing individuals' attention levels, particularly in dynamic and real-world situations, has always been a challenge. Traditional methods, such as self-report questionnaires or paper-based tests, often fail to capture momentary attention fluctuations or the impact of environmental factors. This study, aiming to provide a precise and efficient method, utilized the analysis of eye and hand movement patterns within the framework of the Trail-Making Test. Data from 42 healthy participants were collected while they performed the test. Their eye and hand movements were accurately measured using eye-tracking technology and mouse movement tracking. Features such as saccades, fixations, blinks, and mouse movement speed were extracted. A Random Forest model was then trained using these features to predict attention levels. The results indicate that the model achieved a coefficient of determination R^2 score of 72%, demonstrating its ability to predict attention levels accurately. These findings confirm that eye and hand movement patterns can serve as reliable indicators for attention assessment. Therefore, applying machine learning techniques to analyze eye and hand movement data presents a reliable approach for evaluating attention levels in real-world settings. Beyond its scientific and research significance, this approach has practical applications in various fields, including education, clinical psychology, and the design of human-computer interaction systems.

Keywords: Cognitive assessment, executive function, trail-making test (TMT), human-robot interaction, machine learning.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر تعامل انسان و ماشین به یکی از موضوعات محوری در زمینه مهندسی شناختی تبدیل شده است. با پیشرفت‌های چشمگیر در زمینه‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، امکان ارزیابی و تحلیل وضعیت‌شناختی انسان‌ها از طریق داده‌های رفتاری به طور فزاینده‌ای فراهم شده است. یکی از جنبه‌های کلیدی این تعامل، ارزیابی توجه انسان است که نقش تعیین‌کننده‌ای در کاربردهایی همچون رانندگی خودکار، محیط‌های صنعتی، سیستم‌های آموزشی و حتی فعالیت‌های روزمره ایفا می‌کند. ارزیابی دقیق و به‌موقع توجه نه‌تنها به بهبود ایمنی و بهره‌وری در این حوزه‌ها کمک می‌کند؛ بلکه زمینه را برای توسعه سیستم‌های هوشمند پیشرفته نیز فراهم می‌سازد [۱].

طبق تعاریف روان‌شناسی شناختی، توجه یکی از سازوکارهای شناختی بنیادین انسان است که امکان انتخاب و پردازش بخش محدودی از اطلاعات دریافتی را از میان حجم گسترده‌ای از داده‌های حسی، حافظه و سایر فرآیندهای شناختی فراهم می‌کند [۲]. توجه انواع مختلفی دارد که هر یک نقش متمایزی در پردازش اطلاعات ایفا می‌کنند، ازجمله توجه پایدار [۳]، توجه انتخابی [۴]، توجه تقسیم‌شده [۵] و توجه اجرایی [۶]. این سازوکارهای شناختی با تعامل با یکدیگر نقش مهمی در مدیریت فعالیت‌های روزمره ایفا می‌کنند.

ارزیابی توجه به طور سنتی با استفاده از روش‌های بالینی انجام می‌شود که همچنان در روان‌شناسی و آموزش کاربرد دارند. یکی از این روش‌ها، آزمون استروپ رنگ و کلمه است که ابتدا برای سنجش توانایی مهار تداخل شناختی طراحی شد، اما به‌عنوان معیاری برای ارزیابی توجه انتخابی نیز استفاده می‌شود [۷]. آزمون ویسکانسین برای ارزیابی فرآیندهای شناختی همچون توجه و حافظه کاری به‌کار می‌رود [۸] و همچنین برای ارزیابی افراد مبتلابه اختلالات مختلف مانند اسکیزوفرنی و بیش‌فعالی نیز استفاده می‌شود [۹]. آزمون مسیرسازی[1] نیز یکی از ابزارهای مهم برای ارزیابی توجه بصری و انعطاف‌پذیری شناختی است [۱۰] و در پژوهش‌های مختلف برای ارزیابی تکانش‌گری توجه مورداستفاده قرارگرفته است [۱۱].

با پیشرفت فناوری، ابزارهای نوینی برای ارزیابی توجه معرفی‌شده‌اند. یکی از این ابزارها استفاده از شبکه‌های عصبی برای ارزیابی توجه است که از مختصات صورت برای تخمین وضعیت سر بهره می‌برد [۱۲]. همچنین استفاده از الگوریتم‌های بینایی رایانه‌ای در نظارت بر توجه دانش‌آموزان در کلاس‌ها نیز برای یادگیری بهتر دانش‌آموزان مفید بوده است [۱۳]. درنهایت، استفاده از ابزارهای زیست پزشکی برای ارزیابی عملکرد شناختی نتایج قابل‌توجهی را نشان داده است [۱۴].

آزمون مسیرسازی به‌عنوان ابزاری کارآمد برای ارزیابی عملکردهای اجرایی در عصب‌روان‌شناختی شناخته می‌شود، اما استفاده از نسخه سنتی آن محدودیت‌هایی به همراه دارد. استفاده از ردیابی چشم و ابزارهای دیجیتالی، به‌ویژه در نسخه رایانه‌ای، امکان ثبت معیارهای جدیدی مانند طول مسیر دیدن و تثبیت‌های چشمی را فراهم کرده‌اند که به تمایز افراد سالم از مبتلا به اختلالات شناختی کمک می‌کنند [۱۵]. مطالعات نشان داده‌اند که معیارهای حرکات چشم، مانند مدت‌زمان تثبیت و دامنه جهش، بینش‌هایی در مورد فرآیندهای شناختی فراهم می‌کنند، هرچند که در تشخیص هماهنگی چشم و دست محدودیت دارند [۱۶]. همچنین در نسخه مبتنی بر ردیابی چشم، از سیستم استنتاج نروفازی تطبیقی[2] برای ارزیابی سرعت جستجوی بصری و توجه استفاده می‌شود که می‌تواند در تشخیص اختلالات شناختی مفید باشد [۱۷]. درنهایت با ترکیب ردیابی چشم و حرکات دست، این رویکردها امکان ارزیابی دقیق‌تری از عملکردهای شناختی و بهبود تشخیص اختلالات و بیماری‌هایی مانند دمانس و بیماری آلزایمر را فراهم می‌آورند [۱۸].

این پژوهش رویکردی نوین برای ارزیابی توجه از طریق تحلیل الگوهای حرکتی چشم و دست ارائه می‌دهد. برای این منظور، مجموعه‌ای از فعالیت‌های شناختی معیار طراحی‌شده‌اند که امکان جمع‌آوری داده و ارزیابی میزان توجه را فراهم می‌کنند. پس از گردآوری داده‌ها، فرایند پیش‌پردازش شامل حذف نویز و استانداردسازی انجام و ویژگی‌های کلیدی مرتبط با حرکات چشم و دست استخراج شده‌اند. سپس، از روش‌های آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای انتخاب ویژگی‌های بهینه استفاده‌شده است و مدل‌های برازش برای ارزیابی میزان توجه آموزش داده می‌شوند. به‌منظور اعتبارسنجی چارچوب پیشنهادی، از آزمون‌های شناختی معیار مانند مقیاس کنترل توجه[3] استفاده‌شده است. دستاوردهای اصلی پژوهش به طور خلاصه عبارت‌اند از:

- تهیه یک مجموعه‌داده‌ی ساختارمند و ترکیبی از الگوهای حرکتی چشم و دست به همراه داده پرسش‌نامه‌های توجه و ذهن‌آگاهی که قابلیت استفاده در پژوهش‌های آینده را دارد.
- توسعه الگوریتمی جهت ارزیابی میزان توجه با استفاده از الگوهای حرکتی و شبکه‌های عصبی.
- ایجاد امکان سنجش کمی سطح توجه افراد در شرایط واقعی با استفاده از تعامل رایانه‌ای و بدون نیاز به تجهیزات پیچیده پزشکی.

در ادامه مقاله، پس از مرور اجمالی بر مطالعات موجود، به بررسی روش‌های ارزیابی توجه پرداخته می‌شود. این مرور بستر مناسبی برای طراحی مجموعه فعالیت‌ها و انتخاب روش‌های تحلیل داده‌ها فراهم می‌آورد. در بخش بعدی، روند طراحی فعالیت‌ها، روش‌های جمع‌آوری داده، استخراج ویژگی و مدل‌سازی پیشنهادی شرح داده شده است. این بخش نقش کلیدی در تبیین روش‌شناسی پژوهش ایفا می‌کند و جزئیات عملی اجرای آزمایش‌ها و تحلیل داده‌ها را به‌صورت ساختارمند بیان می‌کند. درنهایت، نتایج حاصل از تحلیل داده‌ها ارائه‌شده است و یافته‌های

[1] Trail Making Test (TMT)
[2] Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
[3] Attention Control Scale (ACS)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

پژوهش مورد بررسی و تفسیر قرار می‌گیرند. در بخش نتیجه‌گیری، نتایج کلیدی پژوهش و پیشنهادهایی برای انجام تحقیقات بیشتر در این زمینه ارائه می‌شوند.

۲- فرآیند انجام آزمایش و تحلیل داده‌ها

در این بخش، ابتدا فرایند اجرای آزمون‌ها و جمع‌آوری داده‌ها تشریح می‌شود. سپس روش‌های به‌کاررفته برای استخراج ویژگی‌های مربوط به حرکات چشم و دست با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و پردازش سیگنال توضیح داده می‌شوند. در ادامه، معیارهای انتخاب ویژگی‌های مناسب جهت آموزش مدل برازشی تحلیل و فرآیند آموزش مدل برازش جنگل تصادفی شرح داده می‌شود.

۲-۱ شیوه‌نامه آزمایش و جمع‌آوری داده‌ها

در این پژوهش، داده‌ها از ۴۲ شرکت‌کننده (۱۹ زن و ۲۳ مرد) با میانگین سنی ۲۴/۶۴ سال و انحراف معیار ۳/۳۲ جمع‌آوری‌شده‌اند. تمامی شرکت‌کنندگان از دانشجویان دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی بودند و فرآیند داده‌گیری طی سه هفته انجام شد. برای ارزیابی توجه، از آزمون مسیرسازی استفاده‌شده است که نسخه دیجیتالی آن امکان ثبت حرکات چشم و موشواره را فراهم می‌کند [۱۹]. شرکت‌کنندگان ابتدا فرم رضایت آگاهانه و سپس پرسشنامه‌های مربوط به ارزیابی توجه و ذهن‌آگاهی که به ترتیب شامل پرسشنامه مقیاس کنترل توجه [۲۰] و پرسشنامه مقیاس ذهن‌آگاهی، توجه و هوشیاری[1] [۲۱] بوده‌اند را تکمیل کردند. سپس، فاصله شرکت‌کنندگان از مانیتور (۵۰ تا ۶۰ سانتی‌متر) تنظیم و فرآیند کالیبراسیون برای تنظیم دوربین انجام شد. در مرحله کالیبراسیون، شرکت‌کنندگان می‌بایست با حرکات چشم به ۹ نقطه مشخصی که به ترتیب برروی صفحه‌نمایش داده می‌شد نگاه کنند. پس‌ازاین مراحل، شرکت‌کنندگان آزمون اصلی که آزمون مسیرسازی است را انجام دادند. آزمون مسیرسازی در دو بخش طراحی‌شده بود: بخش اول TMT-A که هدف وصل کردن اعداد ۱ تا ۲۵ به‌صورت صعودی بوده و بخش دوم TMT-B که شرکت‌کنندگان می‌بایست اعداد از ۱ تا ۱۳ و حروف از A تا L را به‌طور متناوب به هم متصل می‌کردند. مراحل آزمون مسیرسازی در این پژوهش به این صورت بوده که ابتدا فاز تمرینی آزمون TMT-A (نسخه کوتاه شده آزمون اصلی) و سپس آزمون اصلی TMT-A اجرا می‌شود. به‌طور مشابه برای آزمون TMT-B نیز به همین صورت اجرا می‌شود و درنهایت آزمون TMT-A و TMT-B دوباره تکرار می‌شوند. مراحل آزمون مسیرسازی طبق مقاله [۲۲] انتخاب‌شده است. در این آزمون شرکت‌کنندگان موظف بودند تا با حداکثر دقت و سرعت ممکن، مسیر مشخص‌شده بین اعداد و حروف را دنبال کنند.

برای جمع‌آوری داده‌ها، از دوربین HD مایکروسافت مدل لایف‌کم ۳۰۰۰ (۳۰ فریم در ثانیه) جهت ثبت حرکات چشم و از موشواره بی‌سیم برای ثبت حرکات دست استفاده‌شده و تمامی مراحل طراحی آزمون، ضبط داده‌ها و تحلیل در نرم‌افزار پایتون انجام‌شده است. همچنین، فرآیند کالیبراسیون و اجرای آزمون مسیرسازی از طریق رابط کاربری گرافیکی توسعه‌یافته پیاده‌سازی شده است.

۲-۲ استخراج و پردازش ویژگی‌ها

پس از اتمام فرایند داده‌گیری، لازم است ویژگی‌های معنادار از حرکات چشم و دست که در حین انجام آزمون TMT-B ثبت‌شده‌اند پردازش و استخراج شوند. این مرحله شامل به‌کارگیری روش‌های پردازش تصویر و سیگنال به‌منظور تحلیل الگوهای حرکتی، شناسایی ویژگی‌های کلیدی و کاهش نویزهای احتمالی است. هدف از این پردازش، دستیابی به مجموعه‌ای از ویژگی‌های مناسب برای ارزیابی میزان توجه و عملکرد شناختی شرکت‌کنندگان در آزمون است.

۲-۲-۱ استخراج الگوهای حرکتی چشم

برای استخراج حرکات چشم، ازجمله پلک‌زدن، تثبیت و جهش، از پردازش تصویر و سیگنال استفاده‌شده است. ابتدا با کمک کتابخانه‌های نرم‌افزار پایتون، نقاط مشخصه‌ی صورت استخراج و محل دقیق چشم‌ها شناسایی می‌شوند. سپس، آستانه‌ی بسته‌شدن چشم برای هر فرد تعیین‌شده و تعداد پلک‌ها محاسبه می‌شوند. به همین ترتیب، با تحلیل سیگنال‌های چشمی، تعداد و زمان جهش‌ها و تثبیت‌های چشم مشخص‌شده است. محاسبات مربوط به هر بخش در ادامه توضیح داده می‌شوند.

برای به‌دست‌آوردن تعداد پلک‌زدن ابتدا با استفاده از کتابخانه dlib نقاط کلیدی چشم استخراج می‌شوند. این کتابخانه قادر است ۶۸ نقطه کلیدی را روی صورت شناسایی کند که ۱۲ نقطه از آن‌ها به چشم‌ها اختصاص دارند. سپس بر اساس این نقاط فاصله افقی بین گوشه‌های خارجی چشم و فاصله عمودی بین نقاط بالا و پایین پلک محاسبه می‌شوند. با تقسیم فاصله افقی بر فاصله عمودی، نسبت پلک زدن به دست می‌آید. روابط مربوط به محاسبه نسبت پلک زدن در رابطه‌های (۱)، (۲) و (۳) آورده شده‌اند. شماره‌های ذکرشده در روابط، نقاط مشخص‌شده در خروجی نرم‌افزار ازکتابخانه dlib هستند.

$$\text{فاصله افقی} = \sqrt{(x_{39}-x_{36})^2+(y_{39}-y_{36})^2} \quad (۱)$$

$$\text{فاصله عمودی} = \frac{\sqrt{(x_{37}-x_{41})^2+(y_{37}-y_{41})^2}+\sqrt{(x_{38}-x_{40})^2+(y_{38}-y_{40})^2}}{2} \quad (۲)$$

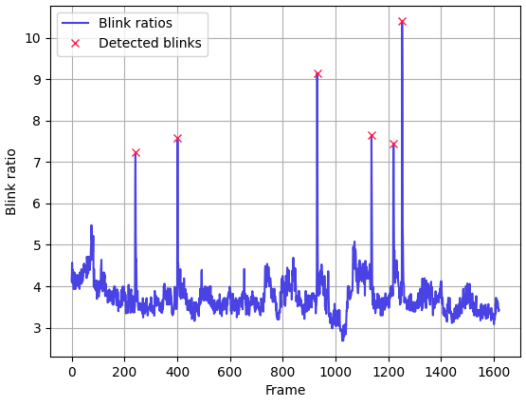
$$\text{نسبت پلک‌زدن} = \frac{\text{فاصله افقی}}{\text{فاصله عمودی}} \quad (۳)$$

حال برای تشخیص دقیق پلک‌زدن، یک آستانه مشخص تعیین می‌شود که به‌صورت شخصی‌سازی‌شده برای هر فرد محاسبه شده و از

[1] Mindful Attention Awareness Scale (MAAS)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

داده‌های کالیبراسیون استخراج می‌گردد. در این فرآیند، ابتدا نسبت پلک‌زدن در دو حالت مختلف ثبت می‌شود: زمانی که چشم‌ها باز هستند و پلک‌زدن رخ نمی‌دهد (حالت عادی) و لحظاتی که پلک‌ها کاملاً بسته می‌شوند (حالت پلک‌زدن). سپس، برای داده‌های مربوط به حالت عادی، مقدار صدک ۷۵ام نسبت‌های پلک‌زدن محاسبه می‌شود که نشان‌دهنده حد بالای تغییرات طبیعی نسبت پلک‌زدن در زمان عدم پلک‌زدن است. برای داده‌های حالت پلک‌زدن، میانه مقادیر نسبت پلک‌زدن در نظر گرفته می‌شود تا مقدار معمول نسبت در هنگام بسته‌شدن پلک‌ها مشخص شود. درنهایت، آستانه پلک‌زدن از میانگین این دو مقدار (صدک ۷۵ام از حالت عادی و میانه از حالت پلک‌زدن) به دست می‌آید. این مقدار به مدل کمک می‌کند تا بین پلک‌زدن واقعی و تغییرات طبیعی چشم که مشابه پلک‌زدن هستند، تمایز قائل شود و در ادامه، در هر فریم ویدئویی، اگر مقدار نسبت پلک‌زدن از این آستانه عبور کند، پلک‌زدن ثبت می‌شود. نمونه از تشخیص تعداد پلک‌ها در آزمون TMT-B در شکل ۱ نشان داده‌شده است.

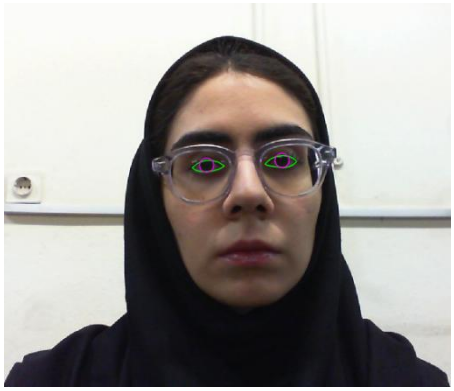


شکل ۱: نمونه‌ای از تشخیص پلک زدن در آزمون TMT-B

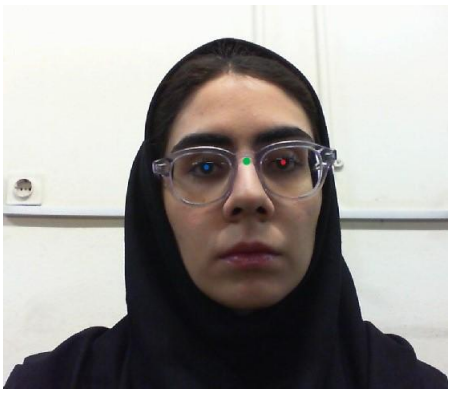
در ادامه برای به‌دست‌آوردن تعداد و زمان جهش‌ها و تثبیت‌های چشم لازم است محل نگاه را به دست آوریم. برای این امر با استفاده از کتابخانه MediaPipe موقعیت چشم‌ها استخراج‌شده و مرکز هر چشم بر اساس میانگین مختصات نقاط کلیدی آن تعیین‌شده است. سپس، مرکز نگاه به‌عنوان میانگین موقعیت چشم‌ها تخمین زده شد. نمونه‌ای از تشخیص مرکز چشم‌ها و مرکز نگاه در شکل ۲ آورده شده است.

برای تحلیل حرکات چشم، فاصله‌های اقلیدسی بین نقاط نگاه متوالی محاسبه‌شده و نمودار آن برای تشخیص تثبیت‌ها و جهش‌ها ترسیم‌شده است. جهت کاهش نویز ناشی از حرکات سر و خطاهای سیستم، از یک فیلتر گاوسی با انحراف معیار ۲ استفاده‌شده است. نمونه‌ای از این نمودار در شکل ۳ ترسیم‌شده است.

تثبیت چشم به‌عنوان دوره‌هایی تعریف می‌شود که در آن نگاه نسبتاً ثابت است درحالی‌که جهش شامل حرکات سریع بین تثبیت‌هاست [۲۳]. برای طبقه‌بندی این رفتارها، یک آستانه تثبیت محاسبه‌شده که با رابطه (۴) مشخص می‌شود. در این رابطه، μ میانگین فاصله‌های حرکت نگاه و σ انحراف معیار آن‌ها است. با تنظیم ضریب دو، می‌توان حساسیت این معیار را برای تشخیص تثبیت و جهش تنظیم کرد.

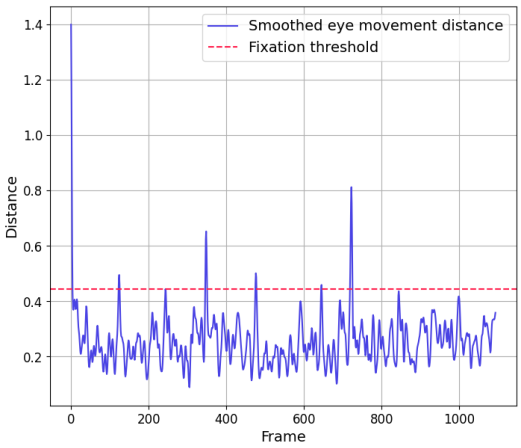


(الف)



(ب)

شکل ۲: ردیابی نگاه در داده‌های ویدیویی با استفاده از MediaPipe؛ (الف) نمونه‌ای از تشخیص چشم‌ها و عنبیه در تصویر، (ب) به دست آوردن مرکز چشم‌چپ و راست و مرکز نگاه (نمایش داده‌شده با رنگ سبز)



شکل ۳: نمودار فاصله حرکات چشم بین فریم‌های متوالی در داده‌های ویدیویی نمایش داده‌شده است. خط‌چین قرمز نشان‌دهنده آستانه تثبیت است، به‌طوری‌که حرکات فراتر از این آستانه به‌عنوان جهش یا پلک زدن در نظر گرفته می‌شوند و حرکات پایین‌تر از آن، بسته به مدت‌زمان ثابت ماندن نگاه، به‌عنوان تثبیت طبقه‌بندی می‌شوند.

براین‌اساس، حرکت‌هایی که فاصله آن‌ها کمتر از این آستانه باشد، تثبیت و سایر حرکات جهش در نظر گرفته می‌شوند. لازم به ذکر است که

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

تعداد جهش‌های به‌دست‌آمده از این روش مجموع جهش‌ها و پلک‌ها است که تعداد پلک‌ها از آن کم می‌شود [۲۴].

$$\text{آستانه تثبیت چشم} = \mu + 2 \times \sigma \qquad (۴)$$

در شکل ۳ آستانه تثبیت چشم با خط‌چین قرمز مشخص‌شده است. برای صحت‌سنجی، این روش روی داده‌های کالیبراسیون بررسی شد. با تقریب، بدون احتساب پلک‌ها، انتظار ۹ تثبیت و ۸ جهش وجود داشت که مدل توانست با دقت قابل قبول این ویژگی‌ها را شناسایی کند. در این بخش دو داده پرت حذف شدند.

برای محاسبه زمان تثبیت و جهش، معیارهای زمانی مشخص شدند. مطالعات نشان داده‌اند که تثبیت‌ها معمولاً بین ۲۰۰ تا ۴۰۰ میلی‌ثانیه طول می‌کشند و کمتر از ۱۰۰ میلی‌ثانیه تثبیت محسوب نمی‌شود [۲۵]. بنابراین، تثبیت‌ها توالی‌هایی با مدت بیش از ۱۰۰ و کمتر از ۵۰۰ میلی‌ثانیه در نظر گرفته شدند. همچنین، توالی‌هایی با زمان کمتر از ۲۰۰ میلی‌ثانیه به‌عنوان جهش طبقه‌بندی شدند [۲۶].

در ادامه، میانگین، انحراف معیار، بیشترین و کمترین زمان برای تثبیت و جهش محاسبه شد تا الگوهای مختلف حرکات چشم تحلیل شوند. در مجموع ۱۱ ویژگی مختلف از داده‌های چشمی استخراج شد که ویژگی‌های حرکات چشم را ارائه می‌دهند.

۲-۲-۲ استخراج الگوهای حرکتی موشواره

داده‌های مربوط به حرکت موشواره در حین اجرای آزمون‌ها ذخیره‌شده‌اند که این داده‌ها شامل مختصات حرکت موشواره با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز و همچنین موقعیت کلیک‌ها هستند. به‌منظور تحلیل دقیق‌تر، آزمون‌های هر شرکت‌کننده بر اساس کلیک‌های ثبت‌شده روی اهداف تفکیک‌شده‌اند. این کار امکان استخراج ویژگی‌های مرتبط با حرکت موشواره را فراهم کرده و محاسبه ویژگی‌ها را برای مسیرهای بین اهداف متوالی ممکن می‌سازد.

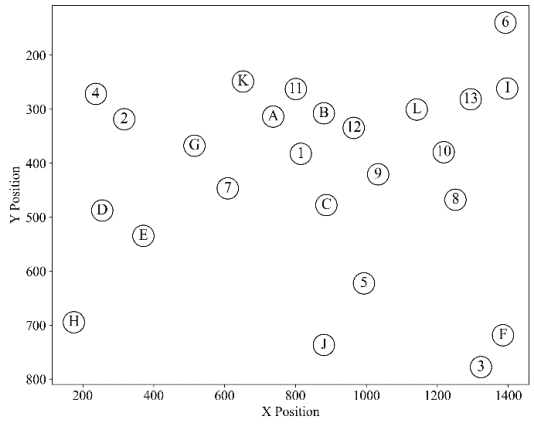
ترتیب اهداف در آزمون TMT-B، همراه با نمونه‌ای از مسیرهای حرکتی موشواره و کلیک‌ها در شکل ۴ نمایش داده شده است. در این تحلیل، مختصات مسیر حرکت موشواره بین هر دو هدف متوالی مورد بررسی قرار گرفته تا ویژگی‌های متنوعی از آن‌ها استخراج شوند.

ویژگی‌های استخراج‌شده از موشواره بر اساس روش‌های ارائه‌شده در مطالعات پیشین [۲۷]، [۲۸]، [۲۹] و [۳۰] انجام گرفته و به‌طور مجزا برای هر شرکت‌کننده اعمال گردیده است. این ویژگی‌ها شامل مختصات در راستای X و Y، زاویه حرکت موشواره (۵)، جابه‌جایی (۶) و مسافت پیموده شده (۷) هستند.

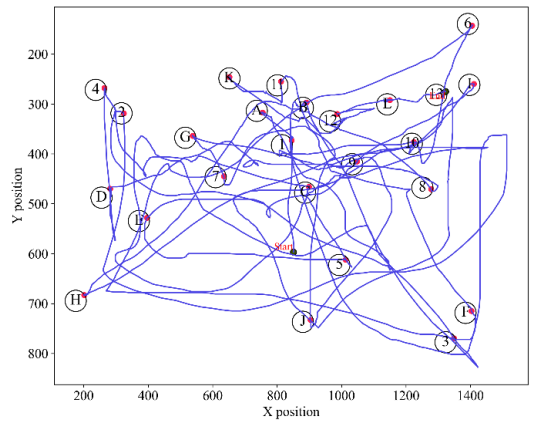
$$\text{زاویه حرکت: } \theta_i = arctan\left(\frac{\delta y}{\delta x}\right) \qquad (۵)$$

$$\text{جابه‌جایی: } D = \sqrt{(y_j - y_i)^2 + (x_j - x_i)^2} \qquad (۶)$$

$$\text{مسافت: } S_i = \sum_{k=1}^{i-1} \sqrt{\delta x^2 + \delta y^2} \qquad (۷)$$



(الف)



(ب)

شکل ۴: نمونه‌ای از آزمون TMT-B؛ (الف) چینش آزمون TMT-B (ب) نمونه‌ای از مسیر حرکت موشواره در آزمون که خطوط آبی حرکت و نقاط قرمز محل کلیک‌های موشواره را نشان می‌دهند.

همچنین، نسبت خط مستقیم که جابه‌جایی را به مسافت تقسیم می‌کند، مدت‌زمان انجام هر بخش، سرعت و شتاب در راستای X و Y، برآیند این مقادیر (۸) و(۹) و جهش (۱۰) از دیگر ویژگی‌های استخراج‌شده هستند.

$$v_x = \frac{\delta x}{\delta t}, v_y = \frac{\delta y}{\delta t}, \qquad v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2} \qquad (۸)$$

$$\dot{v} = \frac{\delta v}{\delta t} \qquad (۹)$$

$$\ddot{v} = \frac{\delta \dot{v}}{\delta t} \qquad (۱۰)$$

از دیگر ویژگی‌های مهم می‌توان به‌سرعت زاویه‌ای (۱۱)، انحنا (۱۲) و نرخ تغییر انحنا (۱۳) اشاره کرد که نشان‌دهنده میزان تغییرات زاویه‌ای در مسیر حرکت است.

$$\text{سرعت زاویه‌ای: } w = \frac{\delta \theta_t}{\delta t} \qquad (۱۱)$$

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

انحنا: $C = \frac{\delta\theta}{\delta S}$ (۱۲)

نرخ تغییر انحنا: $\Delta C = \frac{\delta C}{\delta S}$ (۱۳)

همچنین، ویژگی‌هایی چون تعداد و مدت‌زمان توقف‌ها، آنتروپی و x-flips برای تحلیل حرکات پیچیده‌تر و غیرقابل‌پیش‌بینی حرکات موشواره مورداستفاده قرار گرفته‌اند. برای ارزیابی بهتر، برخی از ویژگی‌ها دارای پنج بعد آماری شامل مقادیر حداقل، حداکثر، میانگین، انحراف معیار و دامنه (تفاوت بین حداکثر و حداقل) هستند.

درمجموع ۸۲ ویژگی مختلف از داده‌های حرکتی موشواره استخراج شدند که به‌طور مجزا در تحلیل‌های مختلف استفاده شدند.

۲-۳ انتخاب ویژگی‌های مناسب

پس از استخراج ویژگی‌ها از داده‌های حرکتی چشم و موشواره، درمجموع ۹۳ ویژگی به دست آمد که می‌بایست ویژگی‌های مناسب را از میان آن‌ها انتخاب می‌شد. در گام نخست، از تحلیل همبستگی پیرسون برای بررسی رابطه خطی بین ویژگی‌ها و متغیرهای هدف که شامل نمرات پرسشنامه‌های MAAS، ACS و تمرکز و تغییر توجه (که زیر نمرات پرسشنامه ACS هستند)، استفاده شد. ویژگی‌هایی که همبستگی کمتر از ۰/۲ با متغیرهای هدف داشتند، به‌عنوان ویژگی‌های کم‌اهمیت شناسایی و از تحلیل‌های بعدی کنار گذاشته شدند.

علاوه بر این، همبستگی‌های جفتی میان ویژگی‌ها برای شناسایی چندخطی بودن بررسی شد. جفت ویژگی‌هایی که همبستگی بیش از ۰/۸ داشتند، به‌عنوان متغیرهای بسیار وابسته در نظر گرفته‌شده و برای اطمینان از پایداری مدل، یکی از آن‌ها حذف گردید. برخلاف روش‌های سنتی که بر ارتباط ویژگی‌ها با یک متغیر خاص تمرکز دارند، در این پژوهش ویژگی‌هایی انتخاب شدند که ارتباط معناداری با چند متغیر هدف داشتند تا تصویر مناسب‌تری از ارزیابی توجه ارائه دهند.

به‌منظور بهبود فرایند انتخاب ویژگی، از شبکه‌های برازش نیز استفاده شد تا مدل به طور خودکار مهم‌ترین ویژگی‌ها را شناسایی کند. علاوه بر این، برای کاهش ابعاد و بهینه‌سازی مدل، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی[1] به کار گرفته شد.

۲-٤ مدل برازش جنگل تصادفی

مدل جنگل تصادفی به دلیل توانایی آن در شناسایی روابط غیرخطی، تعاملات پیچیده بین ویژگی‌ها، و مقاومت در برابر بیش‌برازش، به‌عنوان مدل اصلی در این مطالعه انتخاب شد. این روش با ترکیب چند درخت تصمیم، دقت پیش‌بینی را افزایش داده و تعمیم‌پذیری بهتری نسبت به مدل‌های ساده‌تر ارائه می‌دهد [۳۱] و [۳۲].

با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی و ترکیب چند درخت، جنگل تصادفی از وابستگی بیش از حد به داده‌های آموزشی جلوگیری کرده و امکان کشف ارتباطات غیرخطی بین متغیرها را فراهم می‌کند. علاوه بر این، این مدل قادر است اهمیت نسبی هر ویژگی را در پیش‌بینی نمرات شناختی تعیین کند که در تحلیل داده‌ها اهمیت زیادی دارد. در مقایسه با مدل‌های پیچیده‌تر، جنگل تصادفی تنظیمات حساس کمتری نیاز دارد و پایداری بیشتری نشان می‌دهد. با درنظرگرفتن این ویژگی‌ها، جنگل تصادفی به‌عنوان مدل برازش برای ارزیابی توجه انتخاب شد، زیرا تعادل مطلوبی بین دقت، تعمیم‌پذیری و تفسیرپذیری ارائه می‌دهد [۳۳].

مدل جنگل تصادفی پس از انتخاب ویژگی‌هایی که بیشترین همبستگی را با متغیرهای هدف داشتند، آموزش داده شد. این فرایند شامل یک رویکرد تکراری و تجربی با استفاده از امتیازهای اهمیت ویژگی بود که درنهایت ویژگی‌های مناسب از آزمون TMT-B استخراج شدند. پس از انتخاب ویژگی‌ها، داده‌ها استانداردسازی شدند تا مقیاس یکنواختی برای تمام متغیرها ایجاد شود و از تأثیر نامتناسب ویژگی‌هایی با دامنه‌های متفاوت جلوگیری گردد.

برای بهبود تعمیم‌پذیری، افزایش داده‌ها در آزمون TMT-B با افزودن نویز گاوسی (با انحراف معیار ۰/۰۰۵) انجام شد. این روش تنوع داده‌های آموزشی را افزایش می‌دهد و مدل را در برابر تغییرات داده‌های دنیای واقعی مقاوم‌تر می‌سازد. همچنین، برای کاهش ابعاد و حذف نویز، تجزیه مؤلفه‌های اصلی اعمال شد که تعداد مؤلفه‌ها به چهار مؤلفه کاهش یافت.

پس از پیش‌پردازش، مجموعه‌داده‌ها به نسبت ۸۰–۲۰ به داده‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند و مقدار Random State برابر با ۴۲ تنظیم شد تا تکرارپذیری نتایج تضمین گردد. برای ارزیابی عملکرد مدل، صحه‌گذاری K-fold با مقدار K برابر با پنج به کار گرفته شد. مدل جنگل تصادفی با ۱۰۰ درخت و حداکثر عمق پنج تنظیم شد تا بین پیچیدگی و تعمیم‌پذیری تعادل برقرار گردد. عملکرد نهایی مدل بر اساس میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین مربعات خطا (MSE) و R^2 Score ارزیابی شد، که نشان‌دهنده میزان واریانس و دقت به‌دست‌آمده توسط مدل است.

۳- نتایج و تحلیل یافته‌ها

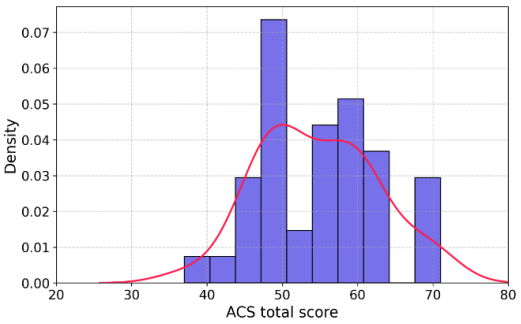
در این بخش، به تحلیل آماری نمرات پرسش‌نامه‌ها و نتایج مدل برازش جنگل تصادفی برای ارزیابی میزان توجه پرداخته می‌شود. ابتدا توزیع نمرات پرسش‌نامه‌های ACS و MAAS بررسی می‌شود تا ویژگی‌های مرکزی و پراکندگی داده‌ها تحلیل گردد. سپس، نتایج مدل جنگل تصادفی که برای پیش‌بینی میزان توجه بر اساس داده‌های حرکتی چشم و موشواره استفاده‌شده است، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. درنهایت، نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش‌های پیشین مقایسه می‌شود تا اثربخشی و دقت روش‌های به‌کاررفته بررسی گردد.

[1] Principal component analysis (PCA)

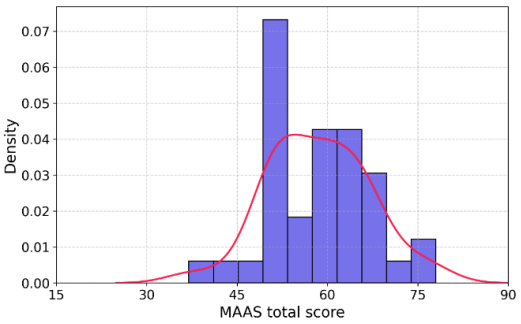
[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

۳-۱ بررسی‌های آماری

شکل ۵ توزیع نمرات پرسش‌نامه‌های MAAS و ACS را نمایش می‌دهد که به ترتیب میزان ذهن‌آگاهی و توجه شرکت‌کنندگان را ارزیابی می‌کنند. بررسی توزیع نمرات ACS نشان می‌دهد که این داده‌ها دارای توزیعی نسبتاً متقارن و نزدیک به نرمال هستند. درحالی‌که تعداد کمتری از آن‌ها در انتهای پایین یا بالای طیف قرار دارند. وجود مقدار اندکی Skewness مثبت در این توزیع نشان می‌دهد که برخی از شرکت‌کنندگان توجه بالاتری نسبت به سایرین داشته‌اند.



(الف)



(ب)

شکل ۵: نمودار هیستوگرام فراوانی نمرات پرسشنامه‌های (الف) مقیاس کنترل توجه (ACS) و (ب) مقیاس ذهن‌آگاهی، توجه و هوشیاری (MAAS) و منحنی تابع چگالی احتمال برآورده شده را نمایش می‌دهند.

در مقابل، توزیع نمرات MAASالگوی مشابه اما با پراکندگی بیشتر را نشان می‌دهد. این تفاوت ممکن است نشان‌دهنده‌ی تنوع بالاتر در سطوح ذهن‌آگاهی میان شرکت‌کنندگان باشد. برخی افراد نمرات پایینی به دست آورده‌اند که نشان‌دهنده‌ی تمرکز کمتر بر لحظه‌ی حال است، درحالی‌که برخی دیگر نمرات بالاتری دارند که بیانگر سطح بالای ذهن‌آگاهی در فعالیت‌های روزمره است.

مقایسه دامنه‌ی تغییرات این دو آزمون نیز حائز اهمیت است. نمرات ACS در بازه‌ی ۳۷ تا ۷۱ قرار دارند، درحالی‌که نمرات MAAS گستره‌ی وسیع‌تری از ۳۷ تا ۷۸ را در برمی‌گیرند. این تفاوت می‌تواند نشان‌دهنده‌ی حساسیت بالاتر MAAS در تمایز بین سطوح مختلف ذهن‌آگاهی باشد. علاوه بر این، تمرکز داده‌ها در هر دو توزیع عمدتاً در بخش میانی مشاهده می‌شود که نشان‌دهنده‌ی عملکرد متوسط بیشتر شرکت‌کنندگان در این آزمون‌ها است. بااین‌حال، مقدار بالاتر انحراف معیار در نمرات MAAS نسبت به ACS نشان می‌دهد که میزان تنوع در نحوه‌ی تجربه‌ی ذهن‌آگاهی میان شرکت‌کنندگان بیشتر از میزان تفاوت در توجه است.

۳-۲ ارزیابی عملکرد مدل جنگل تصادفی

در این تحقیق ۹۳ ویژگی از داده‌های حرکت چشم و موشواره استخراج و برای شناسایی ویژگی‌های مرتبط با ارزیابی توجه تحلیل همبستگی انجام شد. نمرات هدف شامل MAAS، ACS و زیر نمرات آن (تمرکز و تغییر توجه) بودند. ویژگی‌هایی با بالاترین همبستگی با نمرات هدف برای مدل‌های برازش انتخاب شدند. نتایج تحلیل همبستگی برای آزمون TMT-B و ویژگی‌های انتخاب‌شده در جدول ۱ آورده شده‌اند.

نتایج تحلیل همبستگی برای آزمون TMT-B نشان می‌دهند که ویژگی‌هایی مانند مدت‌زمان جهش، انحنا، تعداد تثبیت‌ها و جهش‌ها و معیارهای شتاب با نمرات هدف همبستگی معناداری دارند. همچنین ارتباط منفی بین میانگین مدت‌زمان جهش و ACS نشان‌دهنده این است که جهش‌های کوتاه‌تر ممکن است نشانگر توجه بیشتر باشند.

جدول ۱: مقادیر ضرایب همبستگی پیرسون بین ویژگی‌های منتخب آزمون TMT-B و نمرات هدف

ویژگی‌ها	MAAS	ACS	تمرکز	تغییر توجه
میانگین زمان جهش	-۰/۲۷۴	-۰/۳۹۹*	-۰/۴۷۶	-۰/۲۳۵
انحراف معیار زمان جهش	-۰/۰۴۰	-۰/۳۴۲	-۰/۴۷۳	-۰/۱۳۵
کمترین نرخ تغییر انحنا	-۰/۱۹۳	-۰/۳۷۳	-۰/۳۹۶	-۰/۲۷۳
کمترین زمان جهش	۰/۳۶۱	-۰/۲۴۳	-۰/۲۶۳	-۰/۱۷۱
بیشترین سرعت زاویه‌ای	-۰/۳۵۸	-۰/۱۹۶	-۰/۲۰۸	-۰/۱۴۳
میانگین انحنا	-۰/۰۲۷	-۰/۳۲۳	۰/۲۳۸	۰/۳۴۵
تعداد تثبیت	۰/۳۳۶	۰/۲۴۲	۰/۲۲۶	۰/۲۰۹
تعداد جهش	۰/۳۲۶	۰/۲۳۰	۰/۲۱۳	۰/۲۰۱
میانگین شتاب در راستای افقی	-۰/۱۸۰	-۰/۲۱۱	-۰/۳۰۷	-۰/۰۶۷

*مقادیری که پررنگ شده‌اند نشان‌دهنده همبستگی‌های معنادار ضرایب با نمرات هدف هستند.

این انتخاب‌ها با یافته‌های تحقیقات قبلی نیز هم‌خوانی دارد که نشان می‌دهد جهش‌ها و تثبیت‌ها می‌توانند به‌عنوان نشانگرهای قابل‌اعتمادی برای فرآیندهای شناختی مانند توجه پایدار و جستجوی بصری عمل کنند [۳۴]. همچنین مطالعه [۲۴] ویژگی‌های حرکتی چشم مانند جهش، تثبیت و پلک‌زدن را انتخاب کرده است، اما به این نکته اشاره کرده است که برای تشخیص توجه، تنها استفاده از داده‌های موشواره کافی نیست. یکی از محدودیت‌های این مطالعه کمبود تعداد ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های موشواره است و با افزایش تعداد این ویژگی‌ها می‌توان به نتایج بهتری در تحلیل داده‌های موشواره رسید.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

نتایج مدل جنگل تصادفی برای ارزیابی میزان توجه در جدول ۲ آورده شده است. اعداد جدول میانگین نتایج حاصل از روش صحه‌گذاری K-fold و مقادیر داخل پرانتز انحراف معیار آن‌ها هستند. مدل در پیش‌بینی نمرات ACS عملکرد خوبی از خود نشان داده است. مقدار R^2 Score بالا در داده‌های آزمایشی نشان‌دهنده دقت پیش‌بینی مدل است، به‌طوری‌که مدل توانسته است بخش زیادی از تغییرات نمرات توجه را پیش‌بینی کند. مقادیر پایین MAE و MSE نیز نشان‌دهنده دقت پیش‌بینی مدل نزدیک به مقادیر واقعی هستند. دقت حاصل‌شده بر روی‌داده‌های آزمون نیز نشان می‌دهد که مدل قابلیت پیش‌بینی مناسبی دارد.

جدول ۲: نتایج پیاده‌سازی مدل جنگل تصادفی برای آزمون TMT-B

	معیارها	داده‌های آموزش	داده‌های آزمون
نمرات پرسش‌نامه توجه (ACS)	MAE	۱/۸۸* (۲۴/۰)	۳/۳۸ (۰/۱۳)
	MSE	۵/۵۷ (۱/۱۷)	۱۵/۶۹ (۲/۵۴)
	R^2 Score	۰/۹۰ (۰/۰۲)	۰/۷۲ (۰/۰۶)

*اعداد ارائه‌شده در جدول میانگین نتایج حاصل از روش صحه‌گذاری K-fold هستند و مقادیر داخل پرانتز نشان‌دهنده انحراف معیار مربوط به آن هستند.

۳-۳ مقایسه با مطالعات پیشین و محدودیت‌های پژوهش

مطالعات متعددی به ارزیابی توجه با استفاده از داده‌های چندوجهی، به‌ویژه ترکیب حرکت چشم، حالات چهره و دینامیک موشواره پرداخته‌اند. یکی از پژوهش‌ها در این زمینه، مطالعه [۲۴] است که به شناسایی توجه هنگام خواندن از طریق تحلیل ویژگی‌های استخراج‌شده از حرکات چشم، حالات چهره و تعاملات موشواره می‌پردازد. این پژوهش با بهره‌گیری از یادگیری ماشین، سطوح توجه را بر اساس ورودی چندوجهی دسته‌بندی می‌کند. باوجود مزایای این روش، برخی محدودیت‌ها وجود دارد که پژوهش حاضر به دنبال رفع آن‌هاست.

تحقیق ما فراتر از شناسایی توجه در هنگام خواندن بوده و همچنین ارزیابی از عملکرد شناختی را نیز ارائه می‌دهد. به‌جای محدودکردن ارزیابی توجه در هنگام خواندن یک متن، عملکرد در آزمون مسیرسازی همراه با نمرات پرسش‌نامه‌های ACS و MAAS بررسی‌شده است تا چارچوبی برای تحلیل عملکرد اجرایی، تغییر توجه و تمرکز پایدار فراهم شود. در مرحله استخراج ویژگی‌ها، تحلیل دقیقی از مسیرهای حرکتی موشواره انجام‌شده، درحالی‌که مطالعه [۲۴] بیشتر بر رفتارهای کلیک و اسکرول تمرکز دارد. این تحقیق ویژگی‌هایی مانند مسیر حرکت، سرعت، فواصل زمانی بین کلیک‌ها و معیارهای مبتنی بر فاصله را در نظر گرفته که امکان بررسی میزان عملکردهای شناختی را فراهم می‌کند. علاوه بر این، تحلیل حرکت چشم شامل بررسی جهش‌ها، تثبیت‌ها و پلک زدن‌ها در ارتباط با عملکرد شناختی است، نه صرفاً در زمینه‌ی خواندن.

مورد دیگر در این پژوهش، رویکرد روش‌شناختی آن است. درحالی‌که [۲۴] از مدل‌های طبقه‌بندی برای تعیین سطوح توجه استفاده کرده و به‌دقت ۷۵ درصد دست‌یافته‌اند، این مطالعه مدل‌های برازشی مانند جنگل تصادفی را برای ارزیابی نمرات توجه و آگاهی ذهنی به کار گرفته که R^2 Score برابر با ۷۲ درصد نشان می‌دهد. این روش، به‌جای دسته‌بندی‌های از پیش تعیین‌شده، ارزیابی پیوسته و دقیق‌تری از توجه ارائه می‌دهد. مدل‌های برازشی همچنین تفسیرپذیری بیشتری دارند و امکان ارزیابی‌های دقیق‌تر را فراهم می‌کنند که در زمینه‌های تعامل انسان و کامپیوتر ضروری است. علاوه بر این، مدل ارائه‌شده از تعمیم‌پذیری برخوردار است. درحالی‌که مدل طبقه‌بندی ارائه‌شده در [۲۴] عمدتاً در محیط‌های آموزش الکترونیکی کاربرد دارد، روش پیشنهادی در یک وظیفه شناختی ساختاریافته ارزیابی‌شده و برای تحقیقات روان‌شناختی مناسب‌تر است. همچنین، برخلاف مطالعه [۲۴] که به شناسایی حالات چهره متکی است، این روش به شرایط نوری، وضعیت‌های عاطفی و تفاوت‌های فردی حساس نیست، که آن را به رویکردی پایدارتر تبدیل می‌کند.

مطالعه دیگری در این حوزه، پژوهش [۱۷] است که آزمون مسیرسازی مبتنی بر ردیابی چشم[1] (ETMT) را به‌عنوان ابزاری برای غربالگری نقص شناختی معرفی می‌کند. این روش از یک سیستم استنتاج نروفازی تطبیقی برای ارزیابی سرعت جستجوی بصری، تمرکز و اختلال شناختی استفاده می‌کند. باوجود نوآوری این روش، تفاوت‌هایی اساسی میان آن و رویکرد ارائه‌شده در این پژوهش وجود دارد.

مدل ETMT عمدتاً برای غربالگری نقص شناختی طراحی‌شده است و الگوهای حرکت چشم را در حین انجام آزمون مسیرسازی بررسی می‌کند، اما اطلاعاتی درباره عملکرد اجرایی و توجه ارائه نمی‌دهد. در مقابل، پژوهش ما بر پیش‌بینی کمی نمرات توجه و آگاهی ذهنی تمرکز دارد و با ترکیب داده‌های آزمون مسیرسازی، مقیاس ACS و MAAS، ارزیابی‌ای از عملکرد شناختی ارائه می‌دهد. درحالی‌که مدل ETMT تنها به ویژگی‌های استخراج‌شده از حرکت چشم متکی است، این روش علاوه بر داده‌های ردیابی چشم، اطلاعات حرکت موشواره را نیز در نظر می‌گیرد که دید عمیق‌تری از تعامل شناختی را فراهم می‌کند. افزون بر ویژگی‌های سنتی حرکت چشم، معیارهای مربوط به مسیر حرکتی موشواره، مانند سرعت، پیچیدگی مسیر و فاصله بین کلیک‌ها نیز محاسبه‌شده است که دامنه فرآیندهای شناختی مورد بررسی را نسبت به ETMT گسترش می‌دهد.

مدل ETMT از منطق فازی و سیستم استنتاج نروفازی تطبیقی برای دسته‌بندی افراد بر اساس سطوح مختلف اختلال شناختی بهره می‌برند. درحالی‌که این روش ارزیابی کلی ارائه می‌دهد، دقت لازم برای

[1] Eye-Tracking-Based Trail-Making Test (ETMT)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

جدول ۳: مقایسه پژوهش حاضر با مطالعات مرتبط در زمینه ارزیابی میزان توجه

پژوهش	نوع داده	نوع آزمون	ویژگی‌های استخراج‌شده	روش تحلیل	خروجی مدل
[۲۴]	حرکات چشم، موشواره، حالت چهره	خواندن متن در سه شرایط مختلف	۵۲ ویژگی از داده‌های چشم، موشواره و حالت چهره	شبکه‌های طبقه‌بندی	Correct Classification Rate (CCR) = 75%
[۱۷]	حرکات چشم	آزمون مسیرسازی	۱۳ ویژگی از داده‌های چشم	شبکه نروفازی تطبیقی	RSME = 0.3581
[۱۲]	تخمین وضعیت سر	دیتاست‌های دارای برچسب زاویه سر	زاویه‌های سر (تاب، غلت و سَمت‌گشت)	شبکه‌های برازشی	MAE = 3°
[۱۵]	حرکات چشم و موشواره	آزمون مسیرسازی	زمان واکنش، درصد پاسخ‌های درست، طول مسیر اسکن، تعداد و مدت تثبیت‌های چشمی	آنالیز آماری	تفاوت معنادار در طول مسیر اسکن بین دو گروه افراد سالم و دارای اختلال شناختی (p=0.03)
پژوهش حاضر	حرکات چشم و موشواره	آزمون مسیرسازی	۹۳ ویژگی از داده‌های چشم و موشواره	شبکه‌های برازشی	R^2 Score = 72% MAE = 3.38

تحلیل‌های شناختی را ندارد. در پژوهش انجام‌شده، مدل‌های یادگیری ماشین مبتنی بر برازش جنگل تصادفی به کار گرفته‌شده‌اند که امکان ارزیابی عددی نمرات توجه را فراهم می‌کنند.

در مطالعه [۱۲] تلاش شده است با استفاده از تخمین وضعیت سر، میزان توجه افراد را تخمین بزنند. در این روش، با بهره‌گیری از کتابخانه‌ی dlib، نقاط کلیدی چهره استخراج شده است و زوایای چرخش سر شامل تاب[1]، غلت[2] و سَمت‌گشت[3] محاسبه می‌شوند. مدل برازش پیشنهادی در این پژوهش روی سه دیتاست مختلف آزمایش‌شده و میانگین خطای تخمین زوایا حدود ۳ درجه گزارش‌شده است. سپس، بر اساس زوایای تخمینی، فرمولی برای سنجش میزان توجه ارائه‌شده است که توجه را به چهار سطح طبقه‌بندی می‌کند. بااین‌حال، این مطالعه با چند محدودیت مهم مواجه است. نخست، تکیه‌ی صرف بر زوایای سر نمی‌تواند تصویر دقیقی از میزان توجه ارائه دهد؛ زیرا توجه پدیده‌ای پیچیده و چندعاملی است و به اطلاعات غنی‌تری ازجمله حرکات چشم و رفتارهای تعاملی نیاز دارد. دوم، اغلب پژوهش‌های معتبر در این حوزه، ویژگی‌هایی مانند نرخ تثبیت، جهش‌های چشمی و الگوهای تعامل با محیط را به‌عنوان شاخص‌های کلیدی ارزیابی توجه در نظر می‌گیرند. پژوهش حاضر با استفاده از آزمون مسیرسازی، و با ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده از حرکات چشم و موشواره، تلاش کرده است تخمین دقیق‌تر و واقع‌گرایانه‌تری از میزان توجه ارائه دهد. مقایسه کلی پژوهش ما با مطالعات پیشین در جدول (۳) ارائه‌شده است.

در این مطالعه، تلاش شد مجموعه‌داده‌ای ساختاریافته برای ارزیابی میزان توجه افراد ایجاد شود. این مجموعه‌داده دارای چند مزیت قابل‌توجه است؛ ازجمله طراحی دقیق پروتکل مبتنی بر آزمون شناختی معتبر TMT-B، ضبط هم‌زمان داده‌های حرکات چشم و ماوس، و برچسب‌گذاری مبتنی بر آزمون‌های روان‌سنجی (نظیر MAAS و ACS) که امکان ارزیابی کمّی توجه و ذهن‌آگاهی را فراهم می‌سازد. همچنین، استفاده از تجهیزات در دسترس مانند وب‌کم و موشواره، زمینه را برای توسعه ابزارهای ارزیابی توجه در بسترهای واقعی و غیر آزمایشگاهی فراهم می‌کند. بااین‌حال، این مجموعه‌داده نیز با محدودیت‌هایی همراه است. نخست، تعداد شرکت‌کنندگان محدود بوده و دامنه سنی آن‌ها تقریباً یکسان است که می‌تواند بر تعمیم‌پذیری مدل‌های استخراج‌شده تأثیر منفی بگذارد. دوم، تمامی شرکت‌کنندگان سالم بوده و سطح توجه آن‌ها در محدوده‌ی متوسط تا بالا قرار داشته است؛ درنتیجه، تنوع نمونه در سطوح پایین‌تر توجه یا اختلالات شناختی کم بوده است. همچنین، دقت اندازه‌گیری حرکات چشم با استفاده از وب‌کم نسبت به دستگاه‌های تخصصی مانند ردیاب‌های چشم مادون‌قرمز پایین‌تر است که ممکن است بر کیفیت برخی از ویژگی‌های استخراج‌شده اثرگذار باشد. بااین‌وجود، نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که حتی با این ابزارهای ساده، می‌توان به برآورد قابل‌قبولی از وضعیت توجه دست‌یافت.

٤- نتیجه‌گیری

در این مطالعه، روشی برای ارزیابی توجه بر اساس الگوهای حرکتی چشم و دست معرفی شد. با استفاده از داده‌های جمع‌آوری‌شده از آزمون مسیرسازی و تحلیل ویژگی‌های حرکتی مانند تثبیت‌های چشمی، جهش‌ها، پلک‌زدن و مسیر حرکت موشواره، مدل جنگل تصادفی توانست با دقت R^2 Score ۷۲ درصد توجه را پیش‌بینی کند. این یافته‌ها نشان دادند که الگوهای حرکتی می‌توانند به‌عنوان شاخص‌های معتبری برای سنجش توجه مورداستفاده قرار گیرند. این پژوهش نشان داد که ترکیب روش‌های یادگیری ماشین با داده‌های حرکتی، رویکردی نویدبخش برای ارزیابی

[1] pitch
[2] roll
[3] yaw

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

توجه در شرایط واقعی است. برای پژوهش‌های آینده، پیشنهاد می‌شود که مطالعه بر روی نمونه‌های متنوع‌تری ازنظر سن، سطح توجه و شرایط شناختی انجام شود. همچنین، استفاده از روش‌های پیشرفته‌تری مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی[1] می‌تواند دقت تخمین نگاه را افزایش دهد. علاوه بر این، استفاده از داده‌های کالیبراسیون و حس‌گرهای تخصصی مانند Electrooculogram برای ثبت دقیق‌تر پلک‌زدن و مدل‌های سری زمانی مانند شبکه عصبی بازگشتی[2] برای تحلیل داده‌های موشواره می‌تواند به بهبود دقت مدل کمک کند. این توسعه‌ها می‌توانند دقت و کاربردپذیری روش پیشنهادی را در ارزیابی توجه ارتقا دهند.

مراجع

[1] A. Das, Z. Wu, I. Skrjanec, and A. M. Feit, "Shifting Focus with HCEye: Exploring the Dynamics of Visual Highlighting and Cognitive Load on User Attention and Saliency Prediction," Proc. ACM Hum.-Comput. Interact., vol. 8, no. ETRA, p. 236:1-236:18, May 2024, doi: 10.1145/3655610.

[2] F. Capozzi and A. Kingstone, "The effects of visual attention on social behavior," Social and Personality Psychology Compass, vol. 18, no. 1, p. e12910, 2024, doi: 10.1111/spc3.12910.

[3] M. Esterman and D. Rothlein, "Models of sustained attention," Current Opinion in Psychology, vol. 29, pp. 174–180, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.copsyc.2019.03.005.

[4] W. (Sophia) Deng and V. M. Sloutsky, "Selective attention, diffused attention, and the development of categorization," Cognitive Psychology, vol. 91, pp. 24–62, Dec. 2016, doi: 10.1016/j.cogpsych.2016.09.002.

[5] S. A. Himi, M. Bühner, M. Schwaighofer, A. Klapetek, and S. Hilbert, "Multitasking behavior and its related constructs: Executive functions, working memory capacity, relational integration, and divided attention," Cognition, vol. 189, pp. 275–298, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.cognition.2019.04.010.

[6] N. Watier and M. Dubois, "The Effects of a Brief Mindfulness Exercise on Executive Attention and Recognition Memory," Mindfulness, vol. 7, no. 3, pp. 745–753, June 2016, doi: 10.1007/s12671-016-0514-z.

[7] B. C. Wright, "What Stroop tasks can tell us about selective attention from childhood to adulthood," British Journal of Psychology, vol. 108, no. 3, pp. 583–607, 2017, doi: 10.1111/bjop.12230.

[8] L. Gómez-de-Regil, "Assessment of Executive Function in Patients with Traumatic Brain Injury with the Wisconsin Card-Sorting Test," Brain Sciences, vol. 10, no. 10, Art. no. 10, Oct. 2020, doi: 10.3390/brainsci10100699.

[9] V. A. Filippetti, G. L. Krumm, and W. Raimondi, "Computerized versus manual versions of the Wisconsin Card Sorting Test: Implications with typically developing and ADHD children," Applied Neuropsychology: Child, July 2020, Accessed: Feb. 21, 2025. [Online]. Available: https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/21622965.2019.1570198

[10] D. M. Laura, "Neural correlates of a standardized version of the trail making test in young and elderly adults: A functional near-infrared spectroscopy study," Neuropsychologia, vol. 56, pp. 271–279, Apr. 2014, doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2014.01.019.

[11] F. Zare, P. Sedighi, and M. Delrobaei, "Evaluating Attentional Impulsivity: A Biomechatronic Approach," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 72, pp. 1–8, 2023, doi: 10.1109/TIM.2023.3292964.

[12] T. Singh, M. Mohadikar, S. Gite, S. Patil, B. Pradhan, and A. Alamri, "Attention Span Prediction Using Head-Pose Estimation With Deep Neural Networks," IEEE Access, vol. 9, pp. 142632–142643, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3120098.

[13] Z. Trabelsi, F. Alnajjar, M. M. A. Parambil, M. Gochoo, and L. Ali, "Real-Time Attention Monitoring System for Classroom: A Deep Learning Approach for Student's Behavior Recognition," Big Data and Cognitive Computing, vol. 7, no. 1, Art. no. 1, Mar. 2023, doi: 10.3390/bdcc7010048.

[14] J. A. Mark, A. Curtin, A. E. Kraft, M. D. Ziegler, and H. Ayaz, "Mental workload assessment by monitoring brain, heart, and eye with six biomedical modalities during six cognitive tasks," Front. Neuroergonomics, vol. 5, Mar. 2024, doi: 10.3389/fnrgo.2024.1345507.

[15] G. Juantorena, W. Berrios, M. C. Fernández, A. Ibanez, A. Petroni, and J. E. Kamienkowski, "Enhancing Cognitive Assessment: Integrating Hand and Eye Tracking in the Digital Trail-Making Test for Mild Cognitive Impairment," in Proceedings of the 2024 Symposium on Eye Tracking Research and Applications, in ETRA '24. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, June 2024, pp. 1–3. doi: 10.1145/3649902.3655648.

[16] L. Recker and C. H. Poth, "Test–retest reliability of eye tracking measures in a computerized Trail

[1] Convolutional Neural Network

[2] Recurrent Neural Network

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]

Machinery, Nov. 2000, pp. 71–78. doi: 10.1145/355017.355028.

[26] B. Birawo and P. Kasprowski, "Review and Evaluation of Eye Movement Event Detection Algorithms," Sensors (Basel), vol. 22, no. 22, p. 8810, Nov. 2022, doi: 10.3390/s22228810.

[27] S. Fu, D. Qin, D. Qiao, and G. T. Amariucai, "RUMBA-Mouse: Rapid User Mouse-Behavior Authentication Using a CNN-RNN Approach," in 2020 IEEE Conference on Communications and Network Security (CNS), June 2020, pp. 1–9. doi: 10.1109/CNS48642.2020.9162287.

[28] C. Feher, Y. Elovici, R. Moskovitch, L. Rokach, and A. Schclar, "User identity verification via mouse dynamics," Information Sciences, vol. 201, pp. 19–36, Oct. 2012, doi: 10.1016/j.ins.2012.02.066.

[29] S. Khan, C. Devlen, M. Manno, and D. Hou, "Mouse Dynamics Behavioral Biometrics: A Survey," ACM Comput. Surv., vol. 56, no. 6, p. 154:1-154:33, Feb. 2024, doi: 10.1145/3640311.

[30] P. J. Kieslich, F. Henninger, D. U. Wulff, J. M. B. Haslbeck, and M. Schulte-Mecklenbeck, "Mouse-Tracking: A Practical Guide to Implementation and Analysis 1," in A Handbook of Process Tracing Methods, 2nd ed., Routledge, 2019.

[31] Y. Deng, "Predicting and Analyzing Match Fluctuations Based on Random Forest Regression Algorithm," in 2024 IEEE 2nd International Conference on Image Processing and Computer Applications (ICIPCA), June 2024, pp. 1490–1494. doi: 10.1109/ICIPCA61593.2024.10709310.

[32] L. Wang, X. Zhou, X. Zhu, Z. Dong, and W. Guo, "Estimation of biomass in wheat using random forest regression algorithm and remote sensing data," The Crop Journal, vol. 4, no. 3, pp. 212–219, June 2016, doi: 10.1016/j.cj.2016.01.008.

[33] L. M. C. Cabezas, M. P. Otto, R. Izbicki, and R. B. Stern, "Regression trees for fast and adaptive prediction intervals," Information Sciences, vol. 686, p. 121369, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.ins.2024.121369.

[34] E. E. McBride and J. M. Greeson, "Mindfulness, cognitive functioning, and academic achievement in college students:the mediating role of stress," Curr Psychol, vol. 42, no. 13, pp. 10924–10934, 2023, doi: 10.1007/s12144-021-02340-z.

Making Test," Journal of Vision, vol. 23, no. 8, p. 15, Aug. 2023, doi: 10.1167/jov.23.8.15.

[17] J. Chandrasekharan, A. Joseph, A. Ram, and G. Nollo, "ETMT: A Tool for Eye-Tracking-Based Trail-Making Test to Detect Cognitive Impairment," Sensors, vol. 23, no. 15, Art. no. 15, Jan. 2023, doi: 10.3390/s23156848.

[18] L. Recker, R. M. Foerster, W. X. Schneider, and C. H. Poth, "Emphasizing speed or accuracy in an eye-tracking version of the Trail-Making-Test: Towards experimental diagnostics for decomposing executive functions," PLOS ONE, vol. 17, no. 9, p. e0274579, Sept. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0274579.

[19] I. Linari, G. E. Juantorena, A. Ibáñez, A. Petroni, and J. E. Kamienkowski, "Unveiling Trail Making Test: visual and manual trajectories indexing multiple executive processes," Sci Rep, vol. 12, no. 1, p. 14265, Aug. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-16431-9.

[20] K. Townshend and M. Bornschlegl, "Attention Control Scale (ACS)," in Handbook of Assessment in Mindfulness Research, O. N. Medvedev, C. U. Krägeloh, R. J. Siegert, and N. N. Singh, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2022, pp. 1–18. doi: 10.1007/978-3-030-77644-2_85-1.

[21] K. W. Brown and R. M. Ryan, "The benefits of being present: Mindfulness and its role in psychological well-being," Journal of Personality and Social Psychology, vol. 84, no. 4, pp. 822–848, 2003, doi: 10.1037/0022-3514.84.4.822.

[22] K. Hagen, "Activation during the Trail Making Test measured with functional near-infrared spectroscopy in healthy elderly subjects," NeuroImage, vol. 85, pp. 583–591, Jan. 2014, doi: 10.1016/j.neuroimage.2013.09.014.

[23] L. L. Russell et al., "Eye movements in frontotemporal dementia: Abnormalities of fixation, saccades and anti-saccades," Alzheimer's & Dementia: Translational Research & Clinical Interventions, vol. 7, no. 1, p. e12218, Jan. 2021, doi: 10.1002/trc2.12218.

[24] J. Li, G. Ngai, H. V. Leong, and S. C. F. Chan, "Multimodal human attention detection for reading from facial expression, eye gaze, and mouse dynamics," SIGAPP Appl. Comput. Rev., vol. 16, no. 3, pp. 37–49, Nov. 2016, doi: 10.1145/3015297.3015301.

[25] D. D. Salvucci and J. H. Goldberg, "Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols," in Proceedings of the 2000 symposium on Eye tracking research & applications, in ETRA '00. New York, NY, USA: Association for Computing

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-10-15]