فصلنامه مطالعات میان رشته‌ای ارتباطات و رسانه/ ویژه نامه همایش ملی هوش مصنوعی، فرهنگ و رسانه تابستان ۱۴۰۴/ ۱۲۰_۹۷
Quarterly Journal of Interdisciplinary Studies in Communication & Media, Summer 2025, 97_120
The National Conference on Artificial Intelligence, Culture and Media

بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای با هوش مصنوعی در صنعت رسانه و تبلیغات[1]

محمد امیری[2]، فاطمه صنعتیان[3]، امیر محمدی[4]، مریم امیری[5]

تاریخ ارسال: ۱۴۰۴/۰۶/۰۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۳۰

چکیده

در عصر حاضر، ادغام علوم اعصاب و هوش مصنوعی، تحولی بنیادین را در تحلیل رفتار مخاطبان و بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای ایجاد کرده است. این مطالعه به بررسی کاربردهای هوش مصنوعی در پردازش داده‌های عصبی و ارتقای شخصی‌سازی محتوای رسانه‌ای می‌پردازد. در بحث روش‌شناسی، پژوهش حاضر با بهره‌گیری از روش سنتز پژوهشی، پژوهش‌های معتبر در حوزه‌های نورومارکتینگ، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را موردتحلیل قرار داده است. یافته‌های اساسی الگوریتم‌های هوش مصنوعی، توانایی پردازش مؤثر داده‌های عصبی شامل EEG و fMRI را دارا می‌باشند. این فناوری‌ها قادر به استخراج الگوهای شناختی و عاطفی مخاطبان بوده و امکان شناسایی مؤثرترین بخش‌های محتوا و شخصی‌سازی تبلیغات را فراهم می‌سازند. مطالعه حاضر موفق به ارائه مدلی نظام‌مند برای تلفیق این فناوری‌ها شده است. تلفیق علوم اعصاب و هوش مصنوعی، درکی عمیق‌تر را از رفتار مخاطبان ارائه داده و راهکارهای نوینی را برای تولید محتوای مؤثر پیشنهاد می‌کند، اگرچه چالش‌های اجرایی و اخلاقی این حوزه نیازمند توجه ویژه هستند.

واژه‌های کلیدی

علوم اعصاب[6]، هوش مصنوعی[7]، یادگیری ماشین[8]، یادگیری عمیق[9]، نورومارکتینگ[10]، بهینه‌سازی محتوای رسانه[11].

---

۱. این مقاله براساس نظر گروه دبیران و سردبیر فصلنامه، پژوهشی است.

۲. دکتری مدیریت صنعتی- مالی، واحد علوم و تحقیقات تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول).
۳. دانشجوی دکتری آمار- علم داده‌ها، گروه آمار، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه الزهرا، تهران، ایران.
۴. دکتری علوم ارتباطات اجتماعی، واحد میبد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران.
۵. دکتری علوم ارتباطات اجتماعی، واحد میبد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران.

6. Neuroscience.
7. Artificial Intelligence.
8. Machine Learning.
9. Deep Learning.
10. Neuromarketing.
11. Media content optimization.

مقدمه

در عصر دیجیتال، صنعت رسانه و تبلیغات با چالش‌های بی‌سابقه‌ای مواجه است. افزایش انفجاری حجم محتوا، تنوع بی‌نظیر پلتفرم‌ها و تغییر مداوم رفتار مخاطبان، نیاز به روش‌های نوین و دقیق‌تری برای درک و پیش‌بینی واکنش‌های مخاطبان را به یک ضرورت تبدیل کرده است. در این راستا، همگرایی علوم اعصاب شناختی و هوش مصنوعی (AI) به عنوان دو حوزه مکمل و قدرتمند، ابزارها و رویکردهای نوینی را برای تحلیل رفتار مخاطبان و بهینه‌سازی محتوا ارائه می‌دهند. از سوی دیگر، هوش مصنوعی (AI)، به ویژه با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) ، قابلیت پردازش داده‌های حجیم و پیچیده عصبی، شناسایی الگوها و بهینه‌سازی خودکار محتوا را فراهم می‌کند.

اگرچه مطالعات متعددی به بررسی جداگانه علوم اعصاب یا هوش مصنوعی پرداخته‌اند، اما پژوهش‌های جامعی که ترکیب این دو حوزه را برای تحلیل رفتار مخاطبان در محیط‌های رسانه‌ای دیجیتال بررسی کند، محدود است. چالش‌هایی مانند پیچیدگی تفسیر داده‌های عصبی، نیاز به الگوریتم‌های هوش مصنوعی تفسیرپذیر، و مسائل اخلاقی مرتبط با حریم خصوصی داده‌ها، نیاز به توسعه چهارچوب‌های نوین را پررنگ می‌سازد. هدف اصلی این پژوهش، ارائه یک مدل مفهومی جامع برای تحلیل داده‌های علوم اعصاب و بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای با استفاده از هوش مصنوعی است. در این راستا، تلاش می‌شود تا با استفاده از روش سنتز پژوهشی، یافته‌های پراکنده در حوزه نورومارکتینگ و هوش مصنوعی نظام‌مند شده و چهارچوبی یکپارچه برای استفاده عملی از این فناوری‌ها در صنعت رسانه و تبلیغات ارائه شود.

سؤال اصلی پژوهش این است: چگونه ترکیب علوم اعصاب شناختی و هوش مصنوعی می‌تواند دقت پیش‌بینی رفتار مخاطبان را در مواجهه با محتوای رسانه‌ای بهبود بخشد؟ برای پاسخ به این پرسش، فرضیه‌های زیر مطرح می‌شوند: ۱. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌تواند دقت طبقه‌بندی واکنش‌های عصبی مرتبط با توجه و احساسات را نسبت به روش‌های سنتی افزایش دهد. ۲. داده‌های fMRI در مقایسه با EEG برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری‌های بلندمدت

مخاطبان کارآمدتر عمل می‌کنند. ۳. شخصی‌سازی محتوا بر اساس داده‌های عصبی می‌تواند اثربخشی کمپین‌های بازاریابی دیجیتال را به‌طور معناداری بهبود بخشد. ساختار این مقاله به‌گونه‌ای طراحی شده است که پس از ارائه مباحث مقدماتی و بیان مسئله، چهارچوب نظری پژوهش، روش‌شناسی پژوهش، یافته‌ها و در نهایت، کاربردهای صنعتی و محدودیت‌ها، بهطور نظام‌مند مورد بحث و بررسی قرار گیرد.

پیشینهٔ پژوهش

در عصر دیجیتال، صنعت رسانه و تبلیغات با چالش‌های بی‌سابقه‌ای مواجه شده است. افزایش حجم محتوا، تنوع پلتفرم‌ها و تغییر رفتار مخاطبان، نیاز به روش‌های نوین و دقیق‌تری برای درک و پیش‌بینی واکنش‌های مخاطبان آشکار کرده است. در این راستا، هوش مصنوعی (AI) و علوم اعصاب (علوم اعصاب) به‌عنوان دو حوزه پیشرو، ابزارهای قدرتمندی برای تحلیل و بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای ارائه داده‌اند. هوش مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌ای مانند یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL)، امکان پردازش داده‌های حجیم و پیچیده عصبی را فراهم کرده است. از سوی دیگر، علوم اعصاب با تکنیک‌هایی مانند الکتروانسفالوگرافی (EEG)، تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی و ردیابی حرکات چشم[1]، داده‌های دقیقی درباره فعالیت مغز و رفتار مخاطبان ارائه می‌دهد. ترکیب این دو حوزه، تحولی اساسی در مطالعه رفتار مخاطبان و بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای ایجاد کرده است.

پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که هوش مصنوعی می‌تواند به‌طور مؤثری داده‌های عصبی را تحلیل کند و الگوهای مرتبط با توجه، احساسات و تصمیم‌گیری مخاطبان را استخراج نماید لیکون و همکاران در سال۲۰۱۵ در مقاله‌ای مروری به بررسی قابلیت‌های یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های پیچیده پرداختند و نشان دادند که شبکه‌های عصبی عمیق مانند CNN و LSTMمی‌توانند برای تحلیل داده‌های EEG و fMRI استفاده شوند. همچنین، کولسترا و همکاران در سال ۲۰۱۲ در مطالعات خود پایگاه داده‌ای برای تحلیل احساسات با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی ایجاد کردند و نشان دادند که چگونه الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند

1. Eye-Tracking.

برای شناسایی احساسات از داده‌های EEG استفاده شوند. در حوزه نورومارکتینگ، مورین در سال ۲۰۱۱ در خود، به بررسی کاربردهای علوم اعصاب در بازاریابی پرداخت و تأکید کرد که داده‌های عصبی می‌توانند برای بهینه‌سازی تبلیغات و محتوا استفاده شوند. همچنین، آریلی و برنز در سال ۲۰۱۰ در مقاله‌ای به بررسی امیدها و چالش‌های استفاده از تصویربرداری مغزی در کسب‌وکار پرداختند و نشان دادند که چگونه fMRI می‌تواند برای پیش‌بینی رفتار مصرف‌کننده استفاده شود. یادوا و دیگران در سال ۲۰۱۷ در مطالعه‌ای نشان دادند که چگونه ترکیب داده‌های EEG و رفتار کاربران می‌تواند برای ایجاد سیستم‌های توصیه‌گر شخصی‌سازی‌شده استفاده شود. این مطالعه تأکید کرد که هوش مصنوعی می‌تواند اثربخشی محتوا را به‌طور قابل‌توجهی افزایش دهد.

جدول ۱- پیشینهٔ پژوهش‌های مرتبط با موضوع

کاربرد های مرتبط	توضیحات	منابع
تحلیل داده‌های عصبی، شناسایی الگوهای شناختی و احساسی	مروری بر قابلیت‌های یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های پیچیده نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی عمیق مانند CNN و LSTM می‌توانند برای تحلیل داده‌های EEG و fMRI استفاده شوند	LeCun et al. (2015)
تحلیل احساسات مخاطبان، بهینه‌سازی محتوای احساس‌برانگیز	ایجاد پایگاه‌داده‌ای برای تحلیل احساسات با استفاده از سیگنال‌های فیزیولوژیکی نشان می‌دهد چگونه الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند برای شناسایی احساسات از داده‌های EEG استفاده شوند	Koelstra et al. (2012)
بهینه‌سازی تبلیغات، تحلیل رفتار مصرف‌کننده	بررسی کاربردهای علوم اعصاب در بازاریابی تأکید می‌کند که داده‌های عصبی می‌توانند برای بهینه‌سازی تبلیغات و محتوا استفاده شوند	Morin (2011)
پیش‌بینی رفتار مصرف‌کننده، تحلیل تأثیر تبلیغات	بررسی امیدها و چالش‌های استفاده از تصویربرداری مغزی در کسب‌وکار. نشان می‌دهد که چگونه fMRI می‌تواند برای پیش‌بینی رفتار مصرف‌کننده استفاده شود	Ariely & Berns (2010)
شخصی‌سازی محتوا، بهبود تجربه کاربری	نشان می‌دهد که چگونه ترکیب داده‌های EEG و رفتار کاربران می‌تواند برای ایجاد سیستم‌های توصیه‌گر شخصی‌سازی‌شده استفاده شود.	Yadava et al. (2017)
مدل‌سازی رفتار مخاطبان، پیش‌بینی تأثیر محتوا	بررسی همگرایی علوم اعصاب و هوش مصنوعی نشان می‌دهد که چگونه الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند برای پیش‌بینی رفتار استفاده شوند.	Hassabis et al. (2017)

کاربرد های مرتبط	توضیحات	منابع
تولید محتوای خلاقانه، بهینه‌سازی تبلیغات	معرفی شبکه‌های مولد تخاصمی GANs نشان می‌دهد که چگونه این شبکه‌ها می‌توانند برای تولید محتوای جذاب استفاده شوند.	Goodfellow et al. (2014)
تحلیل توجه مخاطبان، بهینه‌سازی محتوای جذاب	بررسی جامع استفاده از EEG برای مطالعه توجه و ادراک نشان می‌دهد که چگونه داده‌های EEG می‌توانند برای شناسایی الگوهای توجه در زمان واقعی تحلیل شوند.	Luck (2014)
تحلیل فعالیت مغز، شناسایی نواحی فعال مغز	مرجع جامع در مورد fMRI به‌طور مفصل به روش‌های تحلیل داده‌های fMRI می‌پردازد.	Huettel et al. (2014)
تحلیل توجه بصری، بهینه‌سازی چیدمان محتوا	بررسی جامع روش‌های ردیابی حرکات چشم و کاربردهای آن در تحلیل رفتار مخاطبان.	Duchowski (2017)
تحلیل احساسات مخاطبان، بهینه‌سازی محتوای احساس‌برانگیز	بررسی پایه‌های عصبی احساسات توضیح می‌دهد که چگونه تکنیک‌هایی مانند fMRI و EEG می‌توانند برای مطالعه احساسات استفاده شوند	Panksepp & Biven (2012)
شخصی‌سازی محتوا، بهبود تجربه کاربری	مرجع جامع در مورد سیستم‌های توصیه‌گر توضیح می‌دهد که چگونه الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند برای بهینه‌سازی محتوا و ارائه توصیه‌های شخصی‌سازی‌شده استفاده شوند	Ricci et al. (2011)
تحلیل توجه مخاطبان، بهینه‌سازی تبلیغات	نشان می‌دهد که چگونه EEG می‌تواند برای تحلیل توجه مخاطبان هنگام مشاهده تبلیغات تلویزیونی استفاده شود.	Vecchiato et al. (2014)
تحلیل ادراک بصری، بهینه‌سازی محتوای بصری	نشان می‌دهد که چگونه الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند داده‌های fMRI را برای شناسایی الگوهای فعالیت مغزی مرتبط با ادراک بصری تحلیل کنند.	Kamitani & Tong (2005)
تحلیل تشخیص چهره و اشیا، بهینه‌سازی محتوای بصری	بررسی روش‌های تحلیل داده‌های fMRI برای شناسایی الگوهای فعالیت مغزی مرتبط با تشخیص چهره و اشیا.	Haxby et al. (2001)
مدل‌سازی رفتار مخاطبان، پیش‌بینی تأثیر محتوا	بررسی چالش‌های یادگیری عمیق در شبیه‌سازی فرایندهای شناختی انسان.	Lake et al (2017)
تحلیل محدودیت‌های یادگیری عمیق،بهبود مدل‌های هوش مصنوعی	بررسی انتقادی یادگیری عمیق. چالش‌هایی مانند نیاز به داده‌های حجیم و تفسیرپذیری مدل‌ها را مورد بحث قرار می‌دهد.	Marcus (2018)
تحلیل داده‌های عصبی، شناسایی الگوهای شناختی	بررسی روش‌های آماری برای تحلیل داده‌های عصبی نشان می‌دهد که چگونه یادگیری ماشین می‌تواند برای استخراج الگوهای معنادار استفاده شود.	Nichols & Holmes (2002)
تحلیل فرایندهای شناختی، پیش‌بینی رفتار مخاطبان	بررسی روش‌های استنباط فرایندهای شناختی از داده‌های عصبی.	Poldrack (2006)

کاربرد های مرتبط	توضیحات	منابع
تحلیل حالت‌های مغزی، پیش‌بینی رفتار مخاطبان	بررسی روش‌های تحلیل داده‌های fMRI برای شناسایی حالت‌های مغزی.	Haynes & Rees (2006)
تحلیل احساسات مخاطبان، بهینه‌سازی محتوای احساس‌برانگیز	بررسی روش‌های اندازه‌گیری هدایت الکتریکی پوست GSR	Benedek & Kaernbach (2010)
تحلیل داده‌های EEG، شناسایی الگوهای عصبی	بررسی روش‌های پردازش سیگنال برای تحلیل داده‌های EEG	Bashashati et al. (2007)
تحلیل توجه بصری، بهینه‌سازی چیدمان محتوا	بررسی جامع روش‌های ردیابی حرکات چشم و کاربردهای آن در تحلیل رفتار مخاطبان.	Holmqvist et al. (2011)
تحلیل رفتار مصرف‌کننده، بهینه‌سازی تبلیغات	بررسی تعریف و کاربردهای نورومارکتینگ.	Lee et al. (2007)
تحلیل تأثیر محتوای احساس‌برانگیز، بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای	بررسی واکنش‌های شناختی مخاطبان به محتوای احساس‌برانگیز در رسانه‌های دیجیتال.	Smith et al. (2020)

روش‌های پژوهش در کاربرد علوم اعصاب برای بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای

این پژوهش با روش سنتز پژوهشی[1] و با تحلیل نظام‌مند یافته‌های موجود در حوزه ترکیب علوم اعصاب و هوش مصنوعی انجام شده است. با مرور سیستماتیک مطالعات پیشین در زمینه کاربرد ابزارهای علوم اعصاب EEG و fMRI و الگوریتم‌های هوش مصنوعی یادگیری عمیق و ماشین، به تحلیل و ترکیب روش‌های مذکور پرداخته شد. همچنین، با روش‌شناسی تحلیلی-توصیفی، چهارچوبی یکپارچه برای بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای براساس داده‌های عصبی ارائه گردید. این رویکرد امکان استخراج الگوهای کلان و پیشنهاد راهکارهای عملی را فراهم کرده است.

روش‌های علوم اعصاب در تحلیل محتوای رسانه‌ای

استفاده از روش‌های مختلف تحلیل رفتار مخاطبان در رسانه و تبلیغات، مانند الکتروانسفالوگرافی (EEG)، تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی (fMRI) ، رهگیری حرکات چشم (Eye-Tracking) و اندازه‌گیری هدایت الکتریکی پوست (GSR)، به بازاریابان و تولیدکنندگان محتوا رسانه ای کمک می‌کند تا واکنش‌های عصبی،

1 Research Synthesis

احساسی و رفتاری مخاطبان را به‌طور دقیق بررسی کنند.

جدول ۲- روش‌های علوم اعصاب در تحلیل محتوای رسانه‌ای

روش	کاربرد	مزایا	محدودیت‌ها	منابع پژوهشی مرتبط
الکتروانسفالوگرافی (EEG)	بررسی میزان توجه و هیجان مخاطب هنگام مشاهده محتوا	دقت زمانی بالا، قابلیت اجرا در محیط واقعی	دقت فضایی پایین، حساسیت به نویز محیطی	(Luck, 2014)
تصویربرداری تشدید مغناطیسی کارکردی (fMRI)	شناسایی نواحی مغزی فعال هنگام پردازش محتوای رسانه‌ای	دقت فضایی بالا، امکان بررسی لایه‌های عمیق شناختی	هزینه بالا، دشواری اجرا در محیط‌های واقعی	(Huettel, Song & McCarthy, 2014).
رهگیری حرکات چشم (Eye-Tracking)	بررسی نقاط‌توجه بصری و نحوه پردازش محتوای بصری	غیرتهاجمی، قابلیت اجرا در محیط واقعی	ارائه اطلاعات محدود درباره پردازش شناختی	(Duchowski,2017)
اندازه‌گیری هدایت الکتریکی پوست (GSR)	تحلیل واکنش‌های احساسی ناخودآگاه به محتوای رسانه‌ای	غیرتهاجمی، حساس به تغییرات احساسی لحظه‌ای	حساسیت بالا به عوامل محیطی	(Boucsein,2012)

نقش هوش مصنوعی در بهبود روش‌های پژوهش

هوش مصنوعی باعث بهبود این روش‌ها در سه زمینه کلیدی شده است:

الف-تحلیل داده‌های علوم اعصاب با یادگیری ماشین:

مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و یادگیری عمیق (DL) به‌طور خودکار الگوهای شناختی را از داده‌های EEG و fMRI استخراج می نمایند. در این راستا قابل ذکر است طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی نیز برای تشخیص احساسات و سطح توجه به محتوا مورد استفاده قرار می گیرد.(LeCun et al, ۲۰۱۲: ۴۳۶)

ب- بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای به‌صورت خودکار :

استفاده از هوش مصنوعی AI برای تحلیل واکنش‌های شناختی و تنظیم خودکار عناصر بصری و صوتی محتوا، سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر علوم اعصاب که محتوای شخصی‌سازی‌شده را براساس واکنش‌های مغزی پیشنهاد می‌دهند

(Yadava et al, 2017: 2).

ج- پیش‌بینی تأثیر محتوا پیش از انتشار:

مدل‌سازی پاسخ‌های شناختی مخاطبان از طریق شبیه‌سازی مغزی، استفاده از GANs شبکه‌های مولد تخاصمی برای ایجاد محتوایی که بیشترین تعامل را ایجاد کند (Hassabis et al,2014: 245-258).

جدول ۳- نقش هوش مصنوعی در بهبود روش‌های پژوهش

زمینه کلیدی	توضیحات	مدل‌ها و روش‌ها	منابع پژوهشی
الف- تحلیل داده‌های علوم اعصاب با یادگیری ماشینی	مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و یادگیری عمیق (DL) به‌طور خودکار الگوهای شناختی را از داده‌های EEG و fMRI استخراج می‌کنند.	- شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN) برای تحلیل داده‌های fMRI - شبکه‌های LSTM برای تحلیل داده‌های EEG	LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015)
	طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی برای تشخیص احساسات و سطح توجه به محتوا.	- الگوریتم‌های SVM و Random Forest برای طبقه‌بندی احساسات - شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) برای تحلیل توجه	Koelstra, S., et al. (2012)
ب- بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای به‌صورت خودکار	استفاده از AI برای تحلیل واکنش‌های شناختی و تنظیم خودکار عناصر بصری و صوتی محتوا.	- سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر یادگیری عمیق. - الگوریتم‌های بهینه‌سازی محتوا با استفاده از داده‌های EEG و fMRI	Yadava, M., et al. (2017)
	سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر علوم اعصاب که محتوای شخصی‌سازی‌شده را براساس واکنش‌های مغزی پیشنهاد می‌دهند	- مدل‌های ترکیبی (Hybrid Models) برای توصیه‌های شخصی‌سازی‌شده	Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011)

زمینه کلیدی	توضیحات	مدل‌ها و روش‌ها	منابع پژوهشی
ج- پیش‌بینی تأثیر محتوا پیش از انتشار	مدل‌سازی پاسخ‌های شناختی مخاطبان از طریق شبیه‌سازی مغزی	- شبکه‌های عصبی عمیق برای پیش‌بینی رفتار و (Neural Simulation Models)	Hassabis, D., Kumaran, D., Summerfield, C., & Botvinick, M. (2017)
	استفاده از GANs شبکه‌های مولد تخاصمی برای ایجاد محتوایی که بیشترین تعامل را ایجاد کند	- شبکه‌های مولد تخاصمی (GANs) برای تولید محتوای جذاب - مدل‌های ترکیبی GAN و CNN	Goodfellow, I., et al. (2014)

ترکیب علوم اعصاب و هوش مصنوعی در پژوهش‌های رسانه‌ای

هوش مصنوعی (AI) با ورود به حوزه علوم اعصاب و تحلیل رفتار مخاطبان، رویکردی نوین در صنعت رسانه و تبلیغات ایجاد کرده است. با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته مانند یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی، هوش مصنوعی قادر است داده‌های پیچیده عصبی و رفتاری مانند EEG و fMRI مانند Eye-Tracking و GSRرا تحلیل کند و الگوهای پنهان در توجه، احساسات و تصمیم‌گیری مخاطبان را کشف نماید. این توانایی به تولیدکنندگان محتوا اجازه می‌دهد تا محتوای شخصی‌سازی‌شده و تبلیغات هدفمند ایجاد کنند که نه‌تنها تعامل مخاطبان را افزایش می‌دهد، بلکه تأثیرگذاری پیام‌های رسانه‌ای را به‌طور چشمگیری بهبود می‌بخشد. هوش مصنوعی با پیش‌بینی واکنش‌های شناختی و احساسی مخاطبان، امکان شبیه‌سازی تأثیر محتوا را قبل از انتشار فراهم می‌کند، که این امر بهینه‌سازی استراتژی‌های رسانه‌ای را به سطحی کاملاً جدید ارتقا می‌دهد (Hassabis et al., 2017: 247; Goodfellow et al., 2014: 2675).

جدول ۴- کاربردهای هوش مصنوعی در رسانه، نقش آن در بهبود روش‌های پژوهش

کاربرد در رسانه	نقش هوش مصنوعی	روش تحقیق	توضیحات	منابع پژوهش
تشخیص سطح توجه و هیجان هنگام مشاهده محتوا	یادگیری عمیق برای تحلیل سریع سیگنال‌های مغزی	EEG	هوش مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق مانند CNN و LSTM سیگنال‌های EEG را تحلیل می‌کند تا سطح توجه و هیجان مخاطبان را تشخیص دهد. این روش به تولید محتوای جذاب‌تر کمک می‌کند.	Luck, S. J. (2014)
بهینه‌سازی چیدمان بصری تبلیغات و محتوا	شناسایی الگوهای بصری با پردازش تصویر	Eye-Tracking	هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های Eye-Tracking، نقاط توجه بصری مخاطبان را شناسایی می‌کند. این اطلاعات برای بهینه‌سازی چیدمان بصری تبلیغات و محتوا استفاده می‌شود	Duchowski, A. T. (2017)
تحلیل تأثیرگذاری پیام‌های رسانه‌ای بر حافظه و تصمیم‌گیری	پیش‌بینی واکنش‌های شناختی با مدل‌سازی داده‌های مغزی	fMRI	هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های fMRI، نواحی فعال مغز را شناسایی می‌کند و پیش‌بینی می‌کند که چگونه پیام‌های رسانه‌ای بر حافظه و تصمیم‌گیری مخاطبان تأثیر می‌گذارند.	Huettel, S. A., Song, A. W., & McCarthy, G. (2014)
شخصی‌سازی تبلیغات بر اساس تحلیل شناختی مخاطب	برای ارزیابی واکنش‌های احساسی NLP	تحلیل متن و صدا	هوش مصنوعی با استفاده از NLP پردازش زبان طبیعی و تحلیل صدا، واکنش‌های احساسی مخاطبان را ارزیابی می‌کند. این اطلاعات برای شخصی‌سازی تبلیغات و محتوا استفاده می‌شود	Yadava, M., et al. (2017)

چهارچوب نظری

این پژوهش از یک چهارچوب نظری میان‌رشته‌ای استفاده می‌کند که علوم اعصاب شناختی و هوش مصنوعی را برای تحلیل رفتار مخاطبان و بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای ترکیب می‌کند. این چهارچوب براساس استفاده از ابزارهای علوم اعصاب برای جمع‌آوری داده‌های عصبی و الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای پردازش و تحلیل این داده‌ها استوار است. علوم اعصاب شناختی به مطالعه مکانیسم‌های عصبی مرتبط با فرایندهای شناختی مانند توجه، حافظه، تصمیم‌گیری و احساسات

می‌پردازد. این حوزه با استفاده از ابزارهای پیشرفته‌ای مانند الکتروانسفالوگرافی (EEG) و تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی (fMRI)، امکان اندازه‌گیری مستقیم فعالیت مغز را فراهم می‌کند (Gazzaniga & Mangun, 2018).

ابزارهای علوم اعصاب در اندازه‌گیری پاسخ‌های عصبی

- الکتروانسفالوگرافی: (EEG) این روش با ثبت فعالیت الکتریکی مغز، امکان تحلیل لحظه به لحظه واکنش‌های عصبی را فراهم به دلیل دقت زمانی بالا، برای مطالعه فرایندهای سریع مانند توجه و احساسات در مواجهه با محتوای رسانه‌ای بسیار مفید است (Luck, 2014).
- تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی: (fMRI) این روش با اندازه‌گیری تغییرات جریان خون در مغز، مناطق فعال مغز را در پاسخ به محرک‌های خاص شناسایی می‌کند. fMRI برای درک فرایندهای شناختی پیچیده‌تر مانند تصمیم‌گیری و حافظه بلندمدت کاربرد دارد (Huettel et al, 2014).
- رهگیری حرکات چشم (Eye-Tracking): این روش نقاط توجه بصری و الگوهای نگاه مخاطب را بررسی می‌کند (Duchowski, 2017).
- اندازه‌گیری هدایت الکتریکی پوست (GSR): این روش پاسخ‌های احساسی ناخودآگاه به محرک‌ها را اندازه‌گیری می‌کند (Boucsein, 2012).

این ابزارها به محققان اجازه می‌دهد واکنش‌های مغزی مخاطبان را در مواجهه با محتوای رسانه‌ای به‌طور دقیق تحلیل کنند. مطالعات نشان داده که محتوای احساس برانگیز یا جذاب، فعالیت بیشتری در مناطق مرتبط با توجه و حافظه مغز ایجاد می‌کند(Smith et al, 2020).

نقش هوش مصنوعی در تحلیل داده‌ها و بهینه‌سازی محتوا

هوش مصنوعی با توانایی‌های خود در پردازش داده‌های حجیم و شناسایی الگوهای پیچیده، مکمل قدرتمندی برای علوم اعصاب شناختی است. در این پژوهش از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) برای تحلیل داده‌های EEG و fMRI استفاده شده است.

- یادگیری ماشین (ML): یادگیری ماشین در علوم اعصاب به کارگیری الگوریتم‌های محاسباتی برای تحلیل داده‌های عصبی و استخراج الگوهای مرتبط با فعالیت مغز، رفتار و شناخت است. این الگوریتم‌ها می‌توانند داده‌های خام را به اطلاعات معنادار تبدیل کنند و به محققان کمک کنند تا مدل‌هایی برای پیش‌بینی یا طبقه‌بندی رفتارهای عصبی ایجاد کنند (Hassabis et al,2017: 247). الگوریتم‌های ML برای طبقه‌بندی حالت‌های مغزی؛ تشخیص حالت‌های عصبی مانند توجه، خواب یا بیماری‌های عصبی، پیش‌بینی رفتار؛ پیش‌بینی تصمیم‌گیری‌ها یا ترجیحات بر اساس فعالیت مغز،تحلیل تصاویر مغزی؛ شناسایی الگوهای فعالیت مغزی مرتبط با وظایف شناختی یا احساساتمورد استفاده قرار می‌گیرند (Haynes,۲۰۰۶: ۵۲۵ & Rees).

- یادگیری عمیق (DL): یادگیری عمیق در علوم اعصاب به کارگیری شبکه‌های عصبی عمیق مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN) و شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) برای تحلیل داده‌های عصبی و استخراج الگوهای پیچیده مرتبط با فعالیت مغز را شامل می شود این روش‌ها می‌توانند داده‌های خام را به اطلاعات معنادار تبدیل کنند و همچنین به محققان کمک کنند تا مدل‌هایی برای پیش‌بینی یا طبقه‌بندی رفتارهای عصبی ایجاد کنند(LeCun et al, 2012: 439) . یادگیری عمیق در علوم اعصاب کاربردهای گسترده‌ای دارد، از جمله آن می‌توان به تشخیص بیماری‌های عصبی، شناسایی الگوهای فعالیت مغزی مرتبط با بیماری‌هایی مانند آلزایمر، پارکینسون و صرع، پیش‌بینی رفتار، پیش‌بینی تصمیم‌گیری‌ها یا ترجیحات بر اساس فعالیت مغز، تحلیل تصاویر مغزی و شناسایی الگوهای فعالیت مغزی مرتبط با وظایف شناختی یا احساسات نام برد (Kamitani, & Tong,2005: 680)

کاربردهای الگوریتم‌های ML و DL در تحلیل داده‌های عصبی:

تحلیل داده‌های EEG: داده‌های EEG سیگنال‌های الکتریکی تولید شده توسط نورون‌ها را ثبت می‌کنند و به‌دلیل دقت زمانی بالایی که دارند، برای مطالعه

فرایندهـای سـریع مغـزی ماننـد توجـه و احساسـات مناسـب هسـتند. بـا ایـن حـال، تحلیـل دسـتی ایـن داده‌هـا دشـوار اسـت، زیـرا حجـم داده‌هـا بسـیار زیـاد و الگوهـا بسـیار پیچیـده هسـتند. الگوریتم‌هـای یادگیـری ماشـین و یادگیـری عمیـق می‌تواننـد ایـن داده‌هـا را به‌طـور خـودکار تحلیـل کـرده و الگوهـای معنـادار را شناسـایی کننـد (Lotte et al,2018).

- تحلیـل داده‌هـای fMRI: داده‌هـای fMRI تغییـرات جریـان خـون در مغـز را اندازه‌گیـری می‌کننـد و به‌دلیـل دقـت مکانـی بـالا، بـرای مطالعـه فرایندهـای شـناختی پیچیـده ماننـد تصمیم‌گیـری و حافظـه مناسـب هسـتند. بـا ایـن حـال، حجـم داده‌هـای fMRI بسـیار زیـاد اسـت و تحلیـل آن‌هـا نیـاز بـه روش‌هـای پیشـرفته دارد. الگوریتم‌هـای یادگیـری عمیـق، به‌ویـژه شـبکه‌های عصبـی کانولوشـنال (CNN)، می‌تواننـد ایـن داده‌هـا را تحلیـل کـرده و الگوهـای مرتبـط بـا رفتـار را شناسـایی کننـد(Kamitani, & Tong,2005: 680) .

- اسـتخراج الگوهـای رفتـاری: الگوریتم‌هـای ML و DL بـرای اسـتخراج الگوهـای مرتبـط بـا رفتـار مخاطبـان، از جملـه ترجیحـات، احساسـات و تصمیم‌گیری‌هـا، از داده‌هـای عصبـی مـورد اسـتفاده قـرار گرفته‌انـد. ایـن اطلاعـات بـرای بهینه‌سـازی محتـوا و طراحـی اسـتراتژی‌های بازاریابـی بسـیار مفیـد هسـتند (Kragel & LaBar, 2016:455).

بهینه‌سازی محتوا با استفاده از یافته‌های تحلیل داده‌ها

پـس از تحلیـل داده‌هـای عصبـی بـا اسـتفاده از الگوریتم‌هـای هـوش مصنوعـی، یافته‌هـا بـرای بهینه‌سـازی محتـوای رسـانه‌ای مـورد اسـتفاده قـرار می‌گیرنـد. ایـن بهینه‌سـازی می‌توانـد شـامل تنظیـم عناصـر بصـری، متنـی و صوتـی محتـوا باشـد تـا تأثیـر آن بـر مخاطبـان بـه حداکثـر برسـد.

چالش‌ها و ملاحظات اخلاقی

- چالش‌هـای یادگیـری ماشـین در علـوم اعصـاب: یادگیـری ماشـین در علـوم اعصاب بـا چالش‌هایـی بسـیاری ماننـد نیـاز بـه داده‌هـای باکیفیـت، تفسـیرپذیری مدل‌هـا و مسـائل اخلاقـی مواجـه اسـت. بـرای مثـال، داده‌هـای عصبـی اغلـب

نویـزی و پیچیـده عمـل مـی کننـد، و تفسـیر نتایـج مدل‌هـای یادگیـری ماشـین نیـز همچنیـن نیـاز بـه تخصـص دارد(Lake et al,2017:253).

- چالش‌هـای یادگیـری عمیـق در علـوم اعصـاب: همـان طـور کـه در یادگیـری ماشـین نیـز ذکـر شـد در یادگیـری عمیـق در علـوم اعصـاب نیـز بـا چالش‌هایـی ماننـد نیـاز بـه داده‌هـای باکیفیـت، تفسـیرپذیری مدل‌هـا و مسـائل اخلاقـی مواجـه اسـت. بـرای مثـال، داده‌هـای عصبـی اغلـب نویـزی و پیچیـده هسـتند، و تفسـیر نتایـج مدل‌هـای یادگیـری عمیـق نیـاز بـه تخصـص دارد. (Lake et al,2017:253)

نورومارکتینگ

ترکیـب علـوم اعصـاب و هـوش مصنوعـی، رویکـردی نویـن بـه نـام نورومارکتینـگ را ایجـاد کـرده اسـت. نورومارکتینـگ یـک حـوزه میان‌رشـته‌ای اسـت کـه از اصـول و روش‌هـای علـوم اعصـاب بـرای درک رفتـار مصرف‌کننـده و بهبـود اسـتراتژی‌های بازاریابـی اسـتفاده می‌کنـد. ایـن حـوزه بـا اسـتفاده از تکنیک‌هـای پیشـرفته تصویربـرداری مغـزی و اندازه‌گیری‌هـای فیزیولوژیکـی، بـه بررسـی واکنش‌هـای ناخـودآگاه مغـز بـه محرک‌هـای بازاریابـی مـی پردازدایـن حـوزه از دانـش، از داده‌هـای عصبـی و الگوریتم‌هـای هـوش مصنوعـی بـرای درک عمیق‌تـر رفتـار مصرف‌کننـده و بهینه‌سـازی اسـتراتژی‌های بازاریابـی اسـتفاده می‌کنـد (Morin, 2011: 133).

اسـتفاده از الگوریتم‌هـای یادگیـری ماشـین (ML) و یادگیـری عمیـق (DL) در تحلیـل داده‌هـای عصبـی ماننـد الکتروانسـفالوگرافی (EEG) و تصویربـرداری تشـدید مغناطیسـی عملکـردی (fMRI) ، تحـول بزرگـی در صنعـت رسـانه و تبلیغـات ایجـاد کـرده اسـت. ایـن فناوری‌هـا بـه بازاریابـان و تولیدکننـدگان محتـوا کمـک می‌کننـد تـا واکنش‌هـای عصبـی و احساسـی مخاطبـان را به‌طـور دقیـق تحلیـل کننـد و محتـوای شخصی‌سازی‌شـده و مؤثرتـری تولیـد نماینـد. در ادامـه، کاربردهـای ایـن الگوریتم‌هـا در رسـانه و تبلیغـات بررسـی شـده اسـت.

کاربردهای الگوریتم‌های هوش مصنوعی در نورومارکتینگ

- شناسـایی و تحلیـل الگوهـای توجه: بـا اسـتفاده از EEG و هـوش مصنوعـی،

می‌تـوان بخش‌هایـی از محتـوا را کـه بیشـترین توجـه مخاطبـان را جلـب می‌کننـد، شناسـایی کـرد. ایـن اطلاعـات بـرای طراحـی محتـوای جذاب‌تـر و مؤثرتـر اسـتفاده می‌شـود. الگوریتم‌هـای یادگیـری ماشـین و یادگیـری عمیـق می‌تواننـد داده‌هـای EEG را تحلیـل کننـد تـا سـطح توجـه و تعامـل مخاطبـان بـا محتـوای رسـانه‌ای را اندازه‌گیـری نماینـد. ایـن اطلاعـات بـه تولیدکننـدگان محتـوا کمـک می‌کنـد تـا بخش‌هایـی از محتـوا را کـه بیشـترین توجـه را جلـب می‌کننـد، شناسـایی کـرده و محتـوای جذاب‌تـری تولیـد کننـد. (Vecchiato et al, 2014: 3)

- تحلیـل احساسـات: هوش مصنوعـی بـا اسـتفاده از الگوریتم‌هـای یادگیـری عمیـق می‌توانـد داده‌هـای fMRI و EEG را بـرای شناسـایی احساسـات مخاطبـان تحلیـل کنـد. ایـن اطلاعـات بـه بازاریابـان بـرای تولیـد محتوایـی کـه احساسـات مثبـت ایجـاد و تأثیـر بیشـتری بـر مخاطبـان داشـته باشـد کمـک شـایان توجهـی می‌نمایـد .(Koelstra et al, 2012: 20)

- شخصی‌سـازی محتـوا و تبلیغات: بـا ترکیـب داده‌هـای عصبـی و رفتـاری، سیسـتم‌های هـوش مصنوعـی می‌تواننـد محتـوای کامـلاً شخصی‌سازی‌شـده بـرای هـر کاربـر ایجـاد کننـد و اثربخشـی کمپین‌هـای بازاریابـی را به‌طـور قابل‌توجهـی افزایـش دهنـد (Yadava et al., 2017: 3)).

- بهینه‌سـازی تبلیغات: الگوریتم‌هـا می‌تواننـد عناصـر مؤثـر در تبلیغـات را شناسـایی کـرده و طراحـی تبلیغـات را بهبـود بخشـند (Morin, 2011: 133).

چالش‌ها و ملاحظات اخلاقی

بـا وجـود پتانسـیل بـالای نورومارکتینـگ، چالش‌هایـی نیـز وجـود دارد. مسـائل اخلاقـی مرتبـط بـا حریـم خصوصـی داده‌هـای عصبـی، هزینه‌هـای بـالای ابزارهـای علـوم اعصـاب و نیـاز بـه تخصـص میان‌رشـته‌ای از جملـه ایـن چالش‌هـا اسـت. بـا ایـن حـال، پیشـرفت‌های فنـاوری و کاهـش هزینه‌هـا، اسـتفاده از ایـن رویکردهـا را در آینـده گسـترده‌تر خواهـد کـرد. ترکیـب علـوم اعصـاب شـناختی و هـوش مصنوعـی، تحولـی اساسـی در مطالعـه رفتـار مخاطبـان و بهینه‌سـازی محتـوای رسـانه‌ای ایجـاد کـرده اسـت. ایـن رویکـرد نه‌تنهـا بـه درک عمیق‌تـر واکنش‌هـای مغـزی کمـک می‌کنـد، بلکـه امـکان

تولید محتوای شخصی‌سازی‌شده و مؤثر را فراهم می‌کند. با ادامه پیشرفت‌ها در این حوزه، شاهد تحولات بیشتری در صنعت رسانه و بازاریابی خواهیم بود. با گسترش سریع رسانه‌های دیجیتال و افزایش تقاضا برای محتوای شخصی‌سازی‌شده، درک علمی رفتار مخاطبان به یکی از چالش‌های کلیدی در حوزه‌های بازاریابی، رسانه و علوم شناختی تبدیل شده است. در این راستا، ترکیب علوم اعصاب شناختی با ابزارهایی مانند EEG و fMRI و هوش مصنوعی (با قابلیت‌های پردازش داده‌های حجیم و یادگیری عمیق)، رویکردی تحول‌آفرین برای تحلیل واکنش‌های عصبی و بهینه‌سازی محتوا ارائه کرده است. این همگرایی میان‌رشته‌ای، امکان دستیابی به بینش‌های بی‌سابقه درباره مکانیسم‌های توجه، احساسات و تصمیم‌گیری مخاطبان را فراهم می‌کند. این مقاله با تلفیق یافته‌های علوم اعصاب، هوش مصنوعی و رسانه‌های دیجیتال، به دنبال ارائه راهکارهایی عملی برای تولید محتوای مؤثر و سنجش رفتار مخاطبان است. ساختار مقاله به‌گونه‌ای طراحی شده که در در بخش مقدمه موضوعات مرتبط بطور مفصل تشریح شده و سپس جهت بیان مسئله و اهداف این پژوهش مطالعات مرتبط مورد بررسی قرار گرفته است تا پس از تشریح مسله پژوهش روشناسی مناسب جهت انجام اینگونه پژوهشها ارائه گردد، پس از تشریح روش‌شناسی پژوهش، یافته‌ها و در نهایت کاربردهای صنعتی و محدودیت‌ها بررسی خواهد شد

روش پژوهش

روش پژوهش، روش سنتز پژوهشی است؛ سنتز پژوهشی یک روش نظام‌مند برای جمع‌بندی، تحلیل و یکپارچه‌سازی یافته‌های پژوهش‌هایی موجود در یک حوزه خاص است. این روش به‌ویژه زمانی مفید است که حجم زیادی از مطالعات متنوع وجود دارد و نیاز به یک دیدگاه جامع و یکپارچه احساس می‌شود. در این پژوهش، جامعه آماری شامل مقالات، پایان‌نامه‌ها و گزارش‌های علمی منتشرشده در حوزه نورومارکتینگ و هوش مصنوعی و سایز زمینه‌های مرتبط و مورد بحث در این پژوهش است که با معیارهای پژوهش همخوانی دارند که از طریق مطالعات تحلیلی و سیستماتیک مطالعات مرتبط صورت گرفته است که می‌تواند در ارائه مدل مفهومی باتوجه به موضوع مورد پژوهش برای بهره‌برداری و عملیاتی‌سازی یافته‌های پژوهش کارساز باشد.

یافته‌های پژوهش

با توجه به موضوع پژوهش حاضر در نهایت مدلی جامع و مفهومی ارائه نماییم مواردی به شرح ذیل در جهت بهره برداری از یافته های پژوهش متصور خواهد بود:

۱-جمع‌آوری داده‌های عصبی و رفتاری:

- داده‌های عصبی: شامل اطلاعاتی است که از روش‌هایی مانند EEG الکتروانسفالوگرافی، fMRI تصویربرداری رزونانس مغناطیسی کارکردی و پاسخ گالوانیک پوست GSR به دست می‌آید. این داده‌ها می‌توانند میزان توجه، استرس و واکنش‌های احساسی مخاطبان را اندازه‌گیری کنند.
- رهگیری حرکات چشم: استفاده از تکنولوژی‌های رهگیری چشم برای فهمیدن الگوهای توجه و تمرکز کاربران.
- داده‌های رفتاری: شامل اطلاعاتی مانند زمان صرف شده بر روی محتوا، کلیک‌ها و تعاملات دیگر.

۲- تحلیل داده‌های علوم اعصاب با یادگیری ماشینی:

- پردازش داده‌های خام: داده‌های جمع‌آوری شده با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) همچون روشهایCNN شبکه‌های عصبی کانولوشنی، LSTM حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت، SVM ماشین‌های بردار پشتیبان وRandom Forest تحلیل می‌شوند.
- استخراج الگوها: در واقع می توان گفت الگوهای شناختی و احساسی از داده‌ها استخراج می‌شوند تا رفتار و احساسات مخاطبان به خوبی درک شود.

۳- بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای با هوش مصنوعی:

- سیستم‌های توصیه‌گر: استفاده از الگوریتم‌های توصیه‌گر برای ارائه محتوای شخصی‌سازی شده به مخاطبان بر اساس داده‌های تحلیلی.
- الگوریتم‌های بهینه‌سازی: بهینه‌سازی محتوا برای افزایش تعامل و

تأثیرگـذاری بـا توجـه بـه داده‌هـای تحلیـل شـده.

۴- پیش‌بینی تأثیر محتوا با هوش مصنوعی:

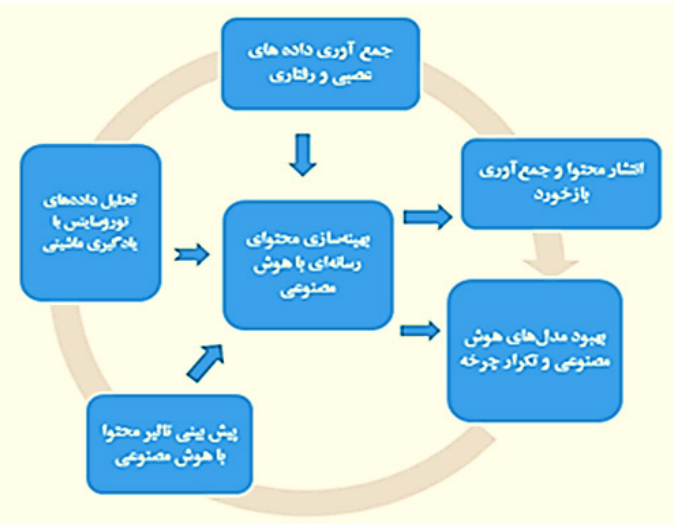
- ❖ مدل‌هـای شبیه‌سـازی عصبـی: اسـتفاده از مدل‌هـای شبیه‌سـازی عصبـی بـرای پیش‌بینـی واکنش‌هـا و تعامـلات آینـده مخاطبـان.
- ❖ شـبکه‌های مولـد تخاصمـی :(GANs) ایجـاد و تسـت سـناریوهای مختلـف بـرای شناسـایی محتوایـی کـه بیشـترین تعامـل و تأثیـر را دارد.

۵- انتشار محتوا و جمع‌آوری بازخورد:

- ❖ انتشـار محتـوای بهینه‌شـده: محتـوای تولیـد شـده بـر اسـاس تحلیل‌هـا و پیش‌بینی‌هـا بـه مخاطبـان ارائـه می‌شـود.
- ❖ جمـع‌آوری بازخـورد: واکنش‌هـا، تعامـلات و بازخوردهـای مخاطبـان (ماننـد لایک‌هـا، نظـرات و اشـتراک‌گذاری‌ها) جمـع‌آوری می‌شـوند تـا تأثیـر واقعـی محتـوا سـنجیده شـود.

۶. بهبود مدل‌های هوش مصنوعی و تکرار چرخه:

- ❖ به‌روزرسـانی مدل‌هـا: داده‌هـای جدیـد بـرای بهبـود و دقیق‌تـر کـردن مدل‌هـای هـوش مصنوعـی اسـتفاده می‌شـوند.
- ❖ تکـرار چرخـه: چرخـه به‌صـورت پیوسـته تکـرار می‌شـود تـا محتـوا و تبلیغـات به‌طـور مـداوم بهبـود یابنـد.



شکل ۱- مدل مفهومی تحلیل داده‌های علوم اعصاب و بهینه‌سازی محتوا با هوش مصنوعی

نتیجه‌گیری

ادغام علوم اعصاب و هوش مصنوعی تحولی عظیم در صنعت رسانه ایجاد کرده است. این ترکیب، با فراهم آوردن امکان تحلیل دقیق و شخصی‌سازی محتوای رسانه‌ای، به ارتقای تجربه کاربری و افزایش اثربخشی محتوا و تبلیغات منجر می‌شود. روش‌های پیشرفته علوم اعصاب مانند fMRI ،EEG و Eye-Tracking، در کنار الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری ماشین و پردازش داده‌های حجیم، دقتی بی‌سابقه در تحلیل و شخصی‌سازی محتوا ارائه می‌دهند. مدل شش مرحله‌ای ارائه شده در این پژوهش، این فرایند را به صورت سیستماتیک تشریح می‌کند:

۱. جمع‌آوری داده‌های عصبی و رفتاری: در این مرحله، داده‌هایی مانند فعالیت مغز (EEG و fMRI)، واکنش‌های پوستی (GSR) و حرکات چشم (Eye-Tracking) جمع‌آوری می‌شوند تا به درک دقیق‌تر توجه و احساسات مخاطبان نسبت به محتوا دست یابیم.

۲. تحلیل داده‌ها با یادگیری ماشینی: داده‌های جمع‌آوری‌شده با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی (CNN و LSTM) و ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) تحلیل می‌شوند تا الگوهای پنهان در

رفتـار و احساسـات مخاطبـان آشـکار شـوند.

۳. بهینه‌سـازی محتـوا بـا هـوش مصنوعی: بـر اسـاس نتایـج تحلیل‌هـا، عناصـر مختلـف محتـوای رسـانه‌ای (طـول ویدئـو، رنگ‌هـا، صـدا و متـن) بـه گونـه‌ای بهینه‌سـازی می‌شـوند کـه بیشـترین تأثیـر را بـر مخاطـب بگذارنـد.

۴. پیش‌بینـی تأثیـر محتوا: هـوش مصنوعـی بـا اسـتفاده از مدل‌هـای پیش‌بینی‌کننـده، واکنش‌هـای احتمالـی مخاطبـان بـه محتـوای جدیـد را پیش‌بینـی می‌کنـد تـا اطمینـان از اثربخشـی محتـوا قبـل از انتشـار حاصـل شـود.

۵. انتشـار محتـوا و جمـع‌آوری بازخورد: محتـوای بهینه‌شـده منتشـر می‌شـود و بازخـورد مخاطبـان (لایک‌هـا، نظـرات، اشـتراک‌گذاری‌ها) بـرای سـنجش میـزان موفقیـت محتـوا جمـع‌آوری می‌شـود.

۶. بهبـود مـدل و تکـرار چرخه: بـا اسـتفاده از بازخوردهـای جدیـد، مدل‌هـای هـوش مصنوعـی به‌روزرسـانی می‌شـوند تـا دقـت و کارایـی آن‌هـا بـه طـور مـداوم افزایـش یابـد و محتـوا همیشـه در بهتریـن حالـت خـود باشـد.

بـا وجـود پتانسـیل‌های فـراوان ایـن رویکـرد نویـن، چالش‌هایـی نیـز وجـود دارد کـه بایـد مـورد توجـه قـرار گیرنـد:

- حریـم خصوصی: اسـتفاده از داده‌هـای مغـزی بایـد بـا رعایـت کامـل اصـول اخلاقـی و حفـظ حریـم خصوصـی افـراد انجـام شـود.
- هزینه‌هـای بالا: تجهیـزات علـوم اعصـاب ماننـد fMRI و EEG هنـوز گـران هسـتند و اسـتفاده گسـترده از آن‌هـا را دشـوار می‌سـازند.
- دقـت داده‌ها: دقـت برخـی داده‌هـای علـوم اعصـاب بـرای کاربردهـای تجـاری بـه انـدازه کافـی بـالا نیسـت.

پیشنهادها

بـا توسـعه فناوری‌هـای غیرتهاجمـی و ارزان‌تـر و پیشـرفت‌های بیشـتر در هـوش مصنوعـی، ایـن حـوزه در آینـده بـه یکـی از ارکان اصلـی صنعـت رسـانه تبدیـل خواهـد

شـد و فرصت‌هـای بی‌شـماری را بـرای خلـق محتـوای جـذاب و مؤثـر فراهـم خواهـد کـرد. بـه طـور کلـی، ترکیـب علـوم اعصـاب و هـوش مصنوعـی بـه مـا اجـازه می‌دهـد تـا بـه عمـق ذهـن مخاطبـان نفـوذ کنیـم و بـا تحلیـل واکنش‌هـای عصبـی و رفتـاری، محتوایـی خلـق کنیـم کـه نه‌تنهـا توجـه مخاطبـان را جلـب کنـد، بلکـه احساسات‌شـان را نیـز برانگیـزد و تجربـه‌ای مانـدگار را برای‌شـان ایجـاد کنـد، چراکـه در آینـده، رسـانه‌ها هوشـمندتر و انسـان‌محورتر خواهنـد شـد.

فهرست منابع

1. Ariely, D., & Berns, G. S. (2010). "Neuromarketing: The Hope and Hype of Neuroimaging in Business". *Nature Reviews Neuroscience*, 11(4), 284-292.
2. Bashashati, A., Fatourechi, M., Ward, R. K., & Birch, G. E. (2007). "A Survey of Signal Processing Algorithms in Brain-Computer Interfaces Based on Electrical Brain Signals". *Journal of Neural Engineering*, 4(2), R32-R57.
3. Benedek, M., & Kaernbach, C. (2010). "A continuous measure of phasic electrodermal activity". *Journal of Neuroscience Methods*, 190(1), 80-91.
4. Boucsein, W. (2012). *Electrodermal Activity* (2nd ed.). Springer.
5. Duchowski, A. T. (2017). *Eye Tracking Methodology: Theory and Practice* (3rd ed.). Springer.
6. Gazzaniga, M. S., Ivry, R. B., & Mangun, G. R. (2018). *Cognitive Neuroscience: The Biology of the Mind* (5th ed.). W. W. Norton & Company.
7. Goodfellow, I., et al. (2014). "Generative Adversarial Nets". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27, 2672-2680.

8. Hassabis, D., Kumaran, D., Summerfield, C., & Botvinick, M. (2017). "Neuroscience-Inspired Artificial Intelligence". *Neuron*, 95(2), 245-258.

9. Haxby, J. V., et al. (2001). "Distributed and Overlapping Representations of Faces and Objects in Ventral Temporal Cortex". *Science*, 293(5539), 2425-2430.

10. Haynes, J. D., & Rees, G. (2006). "Decoding Mental States from Brain Activity in Humans". *Nature Reviews Neuroscience*, 7(7), 523-534.

11. Holmqvist, K., et al. (2011). *Eye Tracking: A Comprehensive Guide to Methods and Measures*. Oxford University Press.

12. Huettel, S. A., Song, A. W., & McCarthy, G. (2014). *Functional Magnetic Resonance Imaging* (3rd ed.). Sinauer Associates.

13. Kamitani, Y., & Tong, F. (2005). "Decoding the Visual and Subjective Contents of the Human Brain". *Nature Neuroscience*, 8(5), 679-685.

14. Koelstra, S., et al. (2012). "DEAP: A Database for Emotion Analysis Using Physiological Signals". *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3(1), 18-31.

15. Kragel, P. A., & LaBar, K. S. (2016). "Decoding the Nature of Emotion in the Brain". *Trends in Cognitive Sciences*, 20(6), 444-455.

16. Kunaver, M., & Požrl, T. (2017). "Diversity in Recommender Systems – A Survey". *Knowledge-Based Systems*, 123, 154-162.

17. Lake, B. M., Ullman, T. D., Tenenbaum, J. B., & Gershman, S. J. (2017). "Building Machines That Learn and Think Like People". *Behavioral and Brain Sciences*, 40, 253.

18. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). "Deep Learning". *Nature*, 521(7553), 436-444.

19. Lee, N., Broderick, A. J., & Chamberlain, L. (2007). "What is 'Neuromarketing'? A Discussion and Agenda for Future Research" *International Journal of Psychophysiology*, 63(2), 199-204.

20. Lotte, F., et al. (2018). "A Review of Classification Algorithms for EEG-Based Brain-Computer Interfaces: A 10-Year Update". *Journal of Neural Engineering*, 15(3), 031005.

21. Luck, S. J. (2014). *An Introduction to the Event-Related Potential Technique* (2nd ed.). MIT Press.

22. Marcus, G. (2018). "Deep Learning: A Critical Appraisal". *arXiv preprint arXiv*:1801.00631.

23. Morin, C. (2011). "Neuromarketing: The New Science of Consumer Behavior". *Society*, 48(2), 131-135.

24. Nichols, T. E., & Holmes, A. P. (2002). "Nonparametric Permutation Tests for Functional Neuroimaging: A Primer with Examples". *Human Brain Mapping*, 15(1), 1-25.

25. Panksepp, J., & Biven, L. (2012). *The Archaeology of Mind*: *Neuroevolutionary Origins of Human Emotions*. W. W. Norton & Company.

26. Poldrack, R. A. (2006). "Can Cognitive Processes Be Inferred from Neuroimaging Data?". *Trends in Cognitive Sciences*, 10(2), 59-63.

27. Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). *Introduction to Recommender Systems Handbook*. Springer.

28. Smith, J., et al. (2020). "Cognitive Responses to Emotional Con-

tent in Digital Media". *Journal of Neuroscience and Marketing*, 15(3), 45-60.

29. Vecchiato, G., et al. (2014). "Neurophysiological Tools to Investigate Consumer's Gender Differences during the Observation of TV Commercials". *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2014, 1-12.

30. Yadava, M., et al. (2017). "Personalized Content Recommendation System Based on Neurophysiological Responses". *Journal of Medical Systems*, 41(12), 1-10.