

## بهبودسازی محتوای رسانه‌ای با هوش مصنوعی در صنعت رسانه و تبلیغات<sup>۱</sup>

محمد امیری<sup>۲</sup>، فاطمه صنعتیان<sup>۳</sup>، امیر محمدی<sup>۴</sup>، مریم امیری<sup>۵</sup>

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 بهبودسازی 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 مورد تحلیل 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<sup>۶</sup>، هوش مصنوعی<sup>۷</sup>، یادگیری ماشین<sup>۸</sup>، یادگیری عمیق<sup>۹</sup>، نورومارکتینگ<sup>۱۰</sup>، بهبودسازی محتوای رسانه<sup>۱۱</sup>.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی

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 الزهراء، 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.

### پیشینه 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، 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 سال ۲۰۱۵ در مقاله‌ای مروری به بررسی قابلیت‌های یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های پیچیده پرداختند و نشان دادند که شبکه‌های عصبی عمیق مانند CNN و LSTM می‌توانند 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 بهبودسازی 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- پیشینه پژوهش‌های مرتبط با موضوع

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

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

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

### روش‌های پژوهش در کاربرد علوم اعصاب برای بهبودسازی محتوای رسانه‌ای

این پژوهش با روش سنتز پژوهشی<sup>۱</sup> 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 بهبودسازی 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 بازاربازان و تولیدکنندگان محتوا رسانه‌ای کمک می‌کند تا واکنش‌های عصبی،

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 نقاط توجّه 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 می‌نمایند. در این راستا قابل ذکر است طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی نیز برای تشخیص احساسات و سطح توجه به محتوا مورد استفاده قرار می‌گیرد. (LeCun et al., 2012; 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 تخصصی برای ایجاد محتوایی که بیشترین تعامل را ایجاد کند (245: 2014-Hassabis et al, 258).

جدول ۳- نقش هوش مصنوعی در بهبود روش‌های پژوهش

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

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

### 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 GSR را 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 نه تنها 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

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

### 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

بهبودسازی محتوای رسانه‌ای با هوش مصنوعی در صنعت رسانه و تبلیغات

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 می‌کند. 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 ماشینی 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 احساسات مورد استفاده قرار می‌گیرند (Haynes, 2006: ۲۰۵۶; Rees & ۵۲۵).

❖ 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 می‌شود 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 به دلیل دقت زمانی بالایی که دارند، برای مطالعه

فراپندهای سریع مغزی مانند توجه و احساسات مناسب هستند. با این حال، تحلیل دستی این داده‌ها دشوار است، زیرا حجم داده‌ها بسیار زیاد و الگوها بسیار پیچیده هستند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق می‌توانند این داده‌ها را به‌طور خودکار تحلیل کرده و الگوهای معنادار را شناسایی کنند (Lotte et al, 2018).

❖ تحلیل داده‌های fMRI: داده‌های fMRI تغییرات جریان خون در مغز را اندازه‌گیری می‌کنند و به دلیل دقت مکانی بالا، برای مطالعه فراپندهای شناختی پیچیده مانند تصمیم‌گیری و حافظه مناسب هستند. با این حال، حجم داده‌های fMRI بسیار زیاد است و تحلیل آن‌ها نیاز به روش‌های پیشرفته دارد. الگوریتم‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN)، می‌توانند این داده‌ها را تحلیل کرده و الگوهای مرتبط با رفتار را شناسایی کنند (Kamitani, & Tong, 2005: 680).

❖ استخراج الگوهای رفتاری: الگوریتم‌های ML و DL برای استخراج الگوهای مرتبط با رفتار مخاطبان، از جمله ترجیحات، احساسات و تصمیم‌گیری‌ها، از داده‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این اطلاعات برای بهینه‌سازی محتوا و طراحی استراتژی‌های بازاریابی بسیار مفید هستند (Kragel & LaBar, 2016: 455).

### بهینه‌سازی محتوا با استفاده از یافته‌های تحلیل داده‌ها

پس از تحلیل داده‌های عصبی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، یافته‌ها برای بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. این بهینه‌سازی می‌تواند شامل تنظیم عناصر بصری، متنی و صوتی محتوا باشد تا تأثیر آن بر مخاطبان به حداکثر برسد.

### چالش‌ها و ملاحظات اخلاقی

❖ چالش‌های یادگیری ماشین در علوم اعصاب: یادگیری ماشین در علوم اعصاب با چالش‌هایی بسیاری مانند نیاز به داده‌های باکیفیت، تفسیرپذیری مدل‌ها و مسائل اخلاقی مواجه است. برای مثال، داده‌های عصبی اغلب

نویزی و پیچیده عمل می‌کنند، و تفسیر نتایج مدل‌های یادگیری ماشین نیز همچنین نیاز به تخصص دارد (Lake et al, 2017: 253).

❖ چالش‌های یادگیری عمیق در علوم اعصاب: همان‌طور که در یادگیری ماشین نیز ذکر شد در یادگیری عمیق در علوم اعصاب نیز با چالش‌هایی مانند نیاز به داده‌های باکیفیت، تفسیرپذیری مدل‌ها و مسائل اخلاقی مواجه است. برای مثال، داده‌های عصبی اغلب نویزی و پیچیده هستند، و تفسیر نتایج مدل‌های یادگیری عمیق نیاز به تخصص دارد. (Lake et al, 2017: 253)

### نورومارکتینگ

ترکیب علوم اعصاب و هوش مصنوعی، رویکردی نوین به نام نورومارکتینگ را ایجاد کرده است. نورومارکتینگ یک حوزه میان‌رشته‌ای است که از اصول و روش‌های علوم اعصاب برای درک رفتار مصرف‌کننده و بهبود استراتژی‌های بازاریابی استفاده می‌کند. این حوزه با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته تصویربرداری مغزی و اندازه‌گیری‌های فیزیولوژیکی، به بررسی واکنش‌های ناخودآگاه مغز به محرک‌های بازاریابی می‌پردازد این حوزه از دانش، از داده‌های عصبی و الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای درک عمیق‌تر رفتار مصرف‌کننده و بهبودسازی استراتژی‌های بازاریابی استفاده می‌کند (Morin, 2011: 133).

استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) در تحلیل داده‌های عصبی مانند الکتروانسفالوگرافی (EEG) و تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی (fMRI)، تحول بزرگی در صنعت رسانه و تبلیغات ایجاد کرده است. این فناوری‌ها به بازاریابان و تولیدکنندگان محتوا کمک می‌کنند تا واکنش‌های عصبی و احساسی مخاطبان را به‌طور دقیق تحلیل کنند و محتوای شخصی‌سازی‌شده و مؤثرتری تولید نمایند. در ادامه، کاربردهای این الگوریتم‌ها در رسانه و تبلیغات بررسی شده است.

### کاربردهای الگوریتم‌های هوش مصنوعی در نورومارکتینگ

❖ شناسایی و تحلیل الگوهای توجه: با استفاده از EEG و هوش مصنوعی،

بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای با هوش مصنوعی در صنعت رسانه و تبلیغات

می‌توان بخش‌هایی از محتوا را که بیشترین توجه مخاطبان را جلب می‌کنند، شناسایی کرد. این اطلاعات برای طراحی محتوای جذاب‌تر و مؤثرتر استفاده می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق می‌توانند داده‌های EEG را تحلیل کنند تا سطح توجه و تعامل مخاطبان با محتوای رسانه‌ای را اندازه‌گیری نمایند. این اطلاعات به تولیدکنندگان محتوا کمک می‌کند تا بخش‌هایی از محتوا را که بیشترین توجه را جلب می‌کنند، شناسایی کرده و محتوای جذاب‌تری تولید کنند. (Vecchiato et al, 2014: 3)

❖ تحلیل احساسات: هوش مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌تواند داده‌های fMRI و EEG را برای شناسایی احساسات مخاطبان تحلیل کند. این اطلاعات به بازاریابان برای تولید محتوایی که احساسات مثبت ایجاد و تأثیر بیشتری بر مخاطبان داشته باشد کمک شایان توجهی می‌نماید. (Koelstra et al, 2012: 20)

❖ شخصی‌سازی محتوا و تبلیغات: با ترکیب داده‌های عصبی و رفتاری، سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توانند محتوای کاملاً شخصی‌سازی‌شده برای هر کاربر ایجاد کنند و اثربخشی کمپین‌های بازاریابی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش دهند (Yadava et al., 2017: 3).

❖ بهینه‌سازی تبلیغات: الگوریتم‌ها می‌توانند عناصر مؤثر در تبلیغات را شناسایی کرده و طراحی تبلیغات را بهبود بخشند (Morin, 2011: 133).

### چالش‌ها و ملاحظات اخلاقی

با وجود پتانسیل بالای نورومارکتینگ، چالش‌هایی نیز وجود دارد. مسائل اخلاقی مرتبط با حریم خصوصی داده‌های عصبی، هزینه‌های بالای ابزارهای علوم اعصاب و نیاز به تخصص میان‌رشته‌ای از جمله این چالش‌ها است. با این حال، پیشرفت‌های فناوری و کاهش هزینه‌ها، استفاده از این رویکردها را در آینده گسترده‌تر خواهد کرد. ترکیب علوم اعصاب شناختی و هوش مصنوعی، تحولی اساسی در مطالعه رفتار مخاطبان و بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای ایجاد کرده است. این رویکرد نه تنها به درک عمیق‌تر واکنش‌های مغزی کمک می‌کند، بلکه امکان

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 بهبودسازی 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 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 روش‌شناسی 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 سایر 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 بهره‌برداری از یافته‌های 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 روش‌های CNN شبکه‌های عصبی کانولوشنی، LSTM حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت، SVM ماشین‌های بردار پشتیبان و Random Forest تحلیل می‌شوند.
- ❖ استخراج الگوها: در واقع می‌توان 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

بهینه‌سازی محتوای رسانه‌ای با هوش مصنوعی در صنعت رسانه و تبلیغات

تأثیرگذاری با توجه به داده‌های تحلیل شده.

۴- پیش‌بینی تأثیر محتوا با هوش مصنوعی:

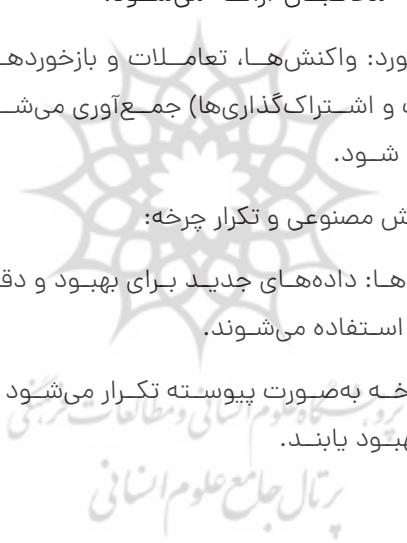
- ❖ مدل‌های شبیه‌سازی عصبی: استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی عصبی برای پیش‌بینی واکنش‌ها و تعاملات آینده مخاطبان.
- ❖ شبکه‌های مولد تخصصی (GANs): ایجاد و تست سناریوهای مختلف برای شناسایی محتوایی که بیشترین تعامل و تأثیر را دارد.

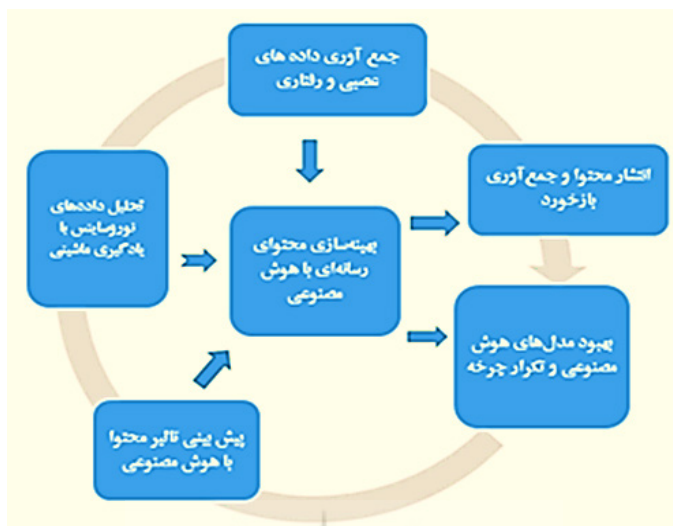
۵- انتشار محتوا و جمع‌آوری بازخورد:

- ❖ انتشار محتوای بهینه‌شده: محتوای تولید شده بر اساس تحلیل‌ها و پیش‌بینی‌ها به مخاطبان ارائه می‌شود.
- ❖ جمع‌آوری بازخورد: واکنش‌ها، تعاملات و بازخوردهای مخاطبان (مانند لایک‌ها، نظرات و اشتراک‌گذاری‌ها) جمع‌آوری می‌شوند تا تأثیر واقعی محتوا سنجیده شود.

۶. بهبود مدل‌های هوش مصنوعی و تکرار چرخه:

- ❖ به‌روزرسانی مدل‌ها: داده‌های جدید برای بهبود و دقیق‌تر کردن مدل‌های هوش مصنوعی استفاده می‌شوند.
- ❖ تکرار چرخه: چرخه به‌صورت پیوسته تکرار می‌شود تا محتوا و تبلیغات به‌طور مداوم بهبود یابند.





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 EEG، fMRI و Eye-Tracking، در کنار الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری ماشینی و پردازش داده‌های حجیم، دقتی بی‌سابقه در تحلیل و شخصی‌سازی محتوا ارائه می‌دهند. مدل‌شناسی 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 جمع‌آوری شده با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی (CNN و LSTM) و ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) تحلیل می‌شوند تا الگوهای پنهان در

رفتار و احساسات مخاطبان آشکار شوند.

۳. بهینه‌سازی محتوا با هوش مصنوعی: بر اساس نتایج تحلیل‌ها، عناصر مختلف محتوای رسانه‌ای (طول ویدئو، رنگ‌ها، صدا و متن) به گونه‌ای بهینه‌سازی می‌شوند که بیشترین تأثیر را بر مخاطب بگذارند.

۴. پیش‌بینی تأثیر محتوا: هوش مصنوعی با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی‌کننده، واکنش‌های احتمالی مخاطبان به محتوای جدید را پیش‌بینی می‌کند تا اطمینان از اثربخشی محتوا قبل از انتشار حاصل شود.

۵. انتشار محتوا و جمع‌آوری بازخورد: محتوای بهینه‌شده منتشر می‌شود و بازخورد مخاطبان (لایک‌ها، نظرات، اشتراک‌گذاری‌ها) برای سنجش میزان موفقیت محتوا جمع‌آوری می‌شود.

۶. بهبود مدل و تکرار چرخه: با استفاده از بازخوردهای جدید، مدل‌های هوش مصنوعی به‌روزرسانی می‌شوند تا دقت و کارایی آن‌ها به‌طور مداوم افزایش یابد و محتوا همیشه در بهترین حالت خود باشد.

با وجود پتانسیل‌های فراوان این رویکرد نوین، چالش‌هایی نیز وجود دارد که باید مورد توجه قرار گیرند:

- ❖ حریم خصوصی: استفاده از داده‌های مغزی باید با رعایت کامل اصول اخلاقی و حفظ حریم خصوصی افراد انجام شود.
- ❖ هزینه‌های بالا: تجهیزات علوم اعصاب مانند fMRI و EEG هنوز گران هستند و استفاده گسترده از آن‌ها را دشوار می‌سازند.
- ❖ دقت داده‌ها: دقت برخی داده‌های علوم اعصاب برای کاربردهای تجاری به اندازه کافی بالا نیست.

### پیشنهادها

با توسعه فناوری‌های غیرتهاجمی و ارزان‌تر و پیشرفت‌های بیشتر در هوش مصنوعی، این حوزه در آینده به یکی از ارکان اصلی صنعت رسانه تبدیل خواهد

شد و فرصت‌های بی‌شماری را برای خلق محتوای جذاب و مؤثر فراهم خواهد کرد. به طور کلی، ترکیب علوم اعصاب و هوش مصنوعی به ما اجازه می‌دهد تا به عمق ذهن مخاطبان نفوذ کنیم و با تحلیل واکنش‌های عصبی و رفتاری، محتوایی خلق کنیم که نه تنها توجه مخاطبان را جلب کند، بلکه احساسات‌شان را نیز برانگیزد و تجربه‌ای ماندگار را برای‌شان ایجاد کند، چراکه در آینده، رسانه‌ها هوشمندتر و انسان‌محورتر خواهند شد.

### 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., Fatourehchi, 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.

