Check for updates

Original Article

*Journal of Health and Biomedical Informatics*
*Medical Informatics Research Center*
*2023; 10(2): 175-184*
*10.34172/jhbmi.2023.23*

# Recognition of Alzheimer's Patients in Emotional States Based on the Optimal Convolutional Neural Network and Electroencephalography

**Askari Elham[1]*, Motamed Sara[1], Ashori Ghale Koli Safoura[2]**

• **Received:** 16 May 2023 • **Accepted:** 10 Sep 2023

**Introduction:** Accurate diagnosis of Alzheimer's disease in the early stages plays an important role in patient care, and preventive measures should be taken before irreversible brain damage occurs. With increasing age, there are changes in memory, which is normal, but the symptoms of Alzheimer's disease are more than temporary forgetfulness. Early and intelligent diagnosis of Alzheimer's disease in different situations can greatly help patients and physicians.

**Method:** In the proposed method, a convolutional neural network will be used to improve the recognition of people with Alzheimer's disease from healthy people in emotional states. First, the required pre-processing is done on the electroencephalography signal, and then, it will be applied as an input to the network. Next, the genetic algorithm is used to optimize the weights of the convolutional neural network.

**Results:** The research shows that the frontal lobe of the brain is related to emotions and the use of F3 and F4 channels reflects more information compared to other channels, so with this information, the process of recognizing Alzheimer's patients in emotional states is better.

**Conclusion:** The proposed method was evaluated with other categories in valence and arousal states. It was observed that this method has a better efficiency compared to other methods with an accuracy of 92.3% in valence and 94.3% in arousal in recognizing people with Alzheimer's disease.

**Keywords:** Alzheimer, Electroencephalography, Convolutional Neural Network, Genetic Algorithm

• **Citation:** Askari E, Motamed S, Ashori Ghale Koli S. Recognition of Alzheimer's Patients in Emotional States Based on the Optimal Convolutional Neural Network and Electroencephalography. Journal of Health and Biomedical Informatics 2023; 10(2): 175-84. [In Persian] doi:10.34172/jhbmi.2023.23

1. Ph.D. in Computer Engineering, Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran
2. Ph.D. Student in Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran
***Corresponding Author:** Elham Askari
**Address:** Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Guilan
• **Tel:** 013-34739052 • **Email:** askary.elham@gmail.com

© 2023 The Author(s); Published by Kerman University of Medical Sciences. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cite



[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]
[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره دهم شماره دوم. ص ۱۸۴-۱۷۵، ۱۴۰۲
10.34172/jhbmi.2023.23

# بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر در حالات هیجانی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی بهینه و سیگنال الکتروانسفالوگرافی

الهام عسکری[1*]، سارا معتمد[1]، صفورا عاشوری قلعه کلی[2]

• دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۲/۲۶ • پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۶/۱۹

**مقدمه:** تشخیص دقیق بیماری آلزایمر در مراحل اولیه نقش مهمی را در مراقبت از بیمار دارد و می‌بایست اقدامات پیشگیرانه را قبل از آسیب غیرقابل برگشت به مغز انجام داد. با افزایش سن تغییراتی در حافظه ایجاد می‌شود که طبیعی است؛ اما نشانه‌های بیماری آلزایمر بیش از فراموشی‌های موقتی می‌باشد. تشخیص زودهنگام و هوشمند بیماری آلزایمر در حالات مختلف می‌تواند کمک شایانی به بیماران و پزشکان بکند.

**روش:** در روش پیشنهادی برای بهبود بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر از افراد سالم در حالات هیجانی از شبکه عصبی کانولوشنی استفاده خواهد شد. ابتدا بر روی سیگنال الکتروانسفالوگرافی، پیش‌پردازش‌های موردنیاز انجام می‌شود و سپس به‌عنوان ورودی به شبکه اعمال خواهد شد. در ادامه جهت بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی کانولوشنی از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود.

**نتایج:** تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که لوب پیشانی مغز با احساسات در ارتباط می‌باشد و استفاده از کانال‌های $F_3$ و $F_4$ در مقایسه با سایر کانال‌ها اطلاعات بیشتری را منعکس می‌کند، بنابراین با این اطلاعات عمل تشخیص افراد آلزایمری در حالات هیجانی بهتر انجام می‌شود.

**نتیجه‌گیری:** روش پیشنهادی با سایر دسته‌بندها در حالات خوشایندی و برانگیختگی مورد ارزیابی قرار گرفت و مشاهده شد که این روش در مقایسه با روش‌های دیگر با دقت ۹۲/۳ درصد در خوشایندی و ۹۴/۳ درصد در برانگیختگی در بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر از کارایی بهتری برخوردار است.

**کلیدواژه‌ها:** آلزایمر، الکتروانسفالوگرافی، شبکه عصبی کانولوشن، الگوریتم ژنتیک

•**ارجاع:** عسکری الهام، معتمد سارا، عاشوری قلعه کلی صفورا. بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر در حالات هیجانی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی بهینه و سیگنال الکتروانسفالوگرافی. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۴۰۲؛ ۱۰(۲): ۸۴-۱۷۵. doi:10.34172/jhbmi.2023.23

۱. دکتری مهندسی کامپیوتر، استادیار، گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران
۲. دانشجوی دکتری مهندسی کامپیوتر، گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران
*** نویسنده مسئول:** الهام عسکری
**آدرس:** گیلان، فومن، دانشگاه آزاد اسلامی واحد فومن و شفت
•**شماره تماس:** ۰۱۳-۳۴۷۳۹۰۵۲ • **Email:** askary.elham@gmail.com

[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]
[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

## مقدمه

آلزایمر (Alzheimer's Disease) یک اختلال پیش‌رونده مغزی است که به تدریج حافظه شخصی و توانایی یادگیری، استدلال، قضاوت برقراری ارتباط و انجام فعالیت‌های روزانه را مختل می‌کند. با افزایش سن تغییراتی در حافظه ایجاد می‌شود که طبیعی است؛ اما نشانه‌های بیماری آلزایمر چیزی بیش از فراموشی‌های موقتی و ساده می‌باشد. افرادی که به آلزایمر دچار می‌شوند مشکلاتی را در برقراری ارتباط، وضعیت یادگیری و آموزش، تفکر و استدلال تجربه می‌کنند. این مشکلات به حدی شدید است که بر وضعیت شغلی، فعالیت‌های اجتماعی و زندگی خانوادگی فرد تأثیرات به‌سزایی خواهد گذاشت. شایع‌ترین علت بروز بیماری دمانس است و تا ۷۵ درصد از کل موارد زوال عقل را تشکیل می‌دهد [۱]. پزشکان از انواع تصویربرداری پزشکی مانند CT(Computerized Tomography)، MRI(Magnetic Resonance Imaging) و PET(Positron Emission Tomography) برای تشخیص این بیماری استفاده می‌کنند؛ اما این روش‌ها معمولاً پرهزینه هستند و اثرات جانبی به‌جای می‌گذارند. روش کم هزینه‌تر و بدون اثرات جانبی که در همه کشورها قابل انجام می‌باشد استفاده از سیگنال‌های مغزی ضبط شده تحت عنوان الکتروانسفالوگرام EEG(Electroencephalogram) می‌باشد [۲].

تاکنون مطالعات زیادی به‌منظور شناخت احساسات براساس سیگنال‌های مختلف انجام شده است. بسیاری از تحقیقات برای تشخیص احساسات با استفاده از بیان خارجی احساس مانند وضعیت صورت [۳] و گفتار [۴] صورت گرفته است. هر احساسی با یک الگوی خاص از فعالیت فیزیولوژیکی همراه است. برخلاف بیان صوتی و تصویری از احساسات، استفاده از فعالیت‌های فیزیولوژیکی جهت تشخیص احساس هدفمندتر و ساده‌تر است. فعالیت فیزیولوژیکی را می‌توان از طریق سنسورهای غیر تهاجمی ضبط نمود. سیگنال‌های الکتریکی دریافتی توسط دستگاه‌های EEG ثبت و نمایش داده می‌شوند [۵].

اکثر روش‌های هوشمند ارائه شده شامل دو مرحله بوده‌اند به‌طوری‌که در مرحل اول استخراج ویژگی و در مرحله دوم از یک الگوریتم طبقه‌بند مناسب جهت بازشناسی استفاده شده است [۵]. Islam و همکاران [۶]، روشی جهت طبقه‌بندی احساسات با استفاده از سیگنال‌های EEG اخذ شده از پایگاه داده DEAP (Database for Emotion Analysis using Physiological signals) ارائه دادند. در این روش از انرژی و آنتروپی ویژگی تبدیل ویولت گسسته برای آنالیز سیگنال استفاده شده و سپس مبتنی بر الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه به طبقه‌بندی دو گروه پرداخته شده است.

Yogesh و همکاران [۷]، روشی بر مبنای تجزیه حالت تجربی کامل بهبود یافته جهت تولید یک سیستم پیش‌بینی احساسات با استفاده از مشخصات سیگنال‌های صوتی ارائه نمودند. در این روش از ویژگی تبدیل ویولت گسسته و حداکثر همپوشانی تبدیل ویولت گسسته استفاده شده است. همچنین از الگوریتم کاهش بُعد فضای ویژگی نیز استفاده گردید. در نهایت از طبقه‌بند K-Nearest Neighbors به صورت معماری آبشاری جهت تعیین کلاس مجموعه ویژگی‌ها استفاده شده است. در روشی دیگر [۸]، برای طبقه‌بندی احساسات، از استخراج باندهای فرکانسی مختلف سیگنال‌های EEG توسط به کارگیری فیلتر پاسخ ضربه نامحدود میان‌گذر با پنجره چبیشف نوع دوم استفاده شد. در نهایت مبتنی بر ویژگی‌های حوزه زمان – فرکانس صحت طبقه‌بندی با الگوریتم یادگیری جمعی و بردار ماشین پشتیبان به دست آورده شد [۹].

پژوهشگران متعددی اقدام به تشخیص احساسات از طریق سیگنال‌های الکترونسفالوگرافی با میانگین، انحراف معیار استاندارد و توان نمودند و همچنین نشان دادند که تغییر در آنتروپی اطلاعات الکترونسفالوگرافی می‌تواند نشان‌دهنده یک تغییر واقعی در ساختار عملکردی قشر مغز باشد [۱۴-۱۰].

Al-Qazzaz و همکاران، به بررسی روش‌های پرسپترون چندلایه (Multi-Layer Perceptron) و ماشین بردار پشتیبان روشی برای شناسایی احساسات با استفاده از سیگنال الکتروانسفالوگرافی پرداختند سپس آنان در جهت شناسایی دقیق احساسات، روشی مبتنی بر مدل‌های یادگیری عمیق با استفاده از معماری‌های شبکه عصبی بازگشتی (Recurrent Neural Network) ارائه نمودند [۱۵]. Maeng و همکاران [۱۶] نیز به تشخیص احساسات براساس سیگنال‌های فیزیولوژیکی مبتنی بر مدل یادگیری عمیق حافظه کوتاه‌مدت-بلندمدت (Long Short Term-Memory) و الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm) پرداختند. Costanzo و همکاران [۱۷]، در مطالعه‌ای چهار مدل یادگیری رگرسیون منطقی، درخت تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های

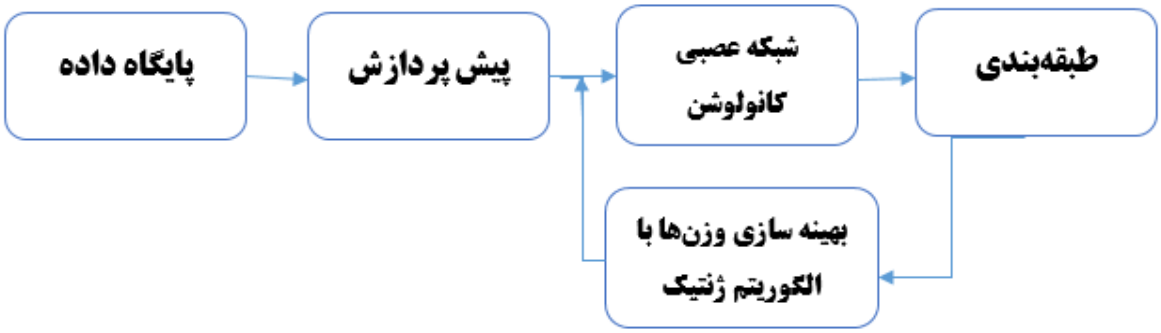
[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]
[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

عصبی بازگشتی را بر روی داده‌های میزان ادراک جهت تشخیص افراد مبتلا به آلزایمر بررسی نمودند و دریافتند که شبکه‌های عصبی برای تشخیص افراد مبتلا به آلزایمر با استفاده از سیگنال‌های EEG، از دقت بالاتری برخوردار است. همچنین آن‌ها اذعان کردند که هنوز روشی هوشمند که بتواند با دقت بسیار بالایی به عمل تشخیص بپردازد، ارائه نشده است [۱۸].

در کلیه پژوهش‌هایی که انجام شده هنوز احساسات به کمک روش‌های هوشمند با دقت بالایی تشخیص داده نشده و همچنین به روشی که در آن به تشخیص افراد سالم و مبتلا به آلزایمر در حالات هیجانی مختلف پرداخته شود پیشنهاد نشده است، بنابراین در این پژوهش روشی بهینه در رابطه با این موضوع ارائه شد که مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولـوشنال است و می‌تواند هیجانات در افراد مبتلا به آلزایمر را تشخیص دهد.

## روش

در روش پیشنهادی ابتدا سیگنال EEG نویززدایی و فیلتر شد سپس همان سیگنال پیش پردازش شده به شبکه CNN اعمال و پس از آموزش شبکه، وزن‌ها توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شد. استفاده از CNN، باعث می‌شود که احتیاجی به استخراج ویژگی از سیگنال نباشد و خود، ویژگی‌ها را از سیگنال استخراج می‌کند. پس از آموزش با بهینه سازی وزن‌ها و به دست آوردن میزان خطا و هدایت آن به سمت صفر، به بالابردن قدرت تشخیص شبکه کمک می‌شود. شکل ۱ دیاگرام مراحل روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.




**شکل ۱: دیاگرام مدل پیشنهادی**

### پایگاه داده

در این مطالعه از داده‌های پایگاه داده DEAP با لینک (https://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap) استفاده شد. این پایگاه داده شامل یک مجموعه داده چندوجهی برای تجزیه و تحلیل حالات عاطفی انسان می‌باشد. الکتروانسفالوگرافی و سیگنال‌های فیزیولوژیکی از ۳۲ شرکت‌کننده در هنگام تماشای ۴۰ قطعه یک دقیقه‌ای از موزیک ویدیوها ثبت شده است. شرکت‌کنندگان هر ویدیو از نظر سطوح برانگیختگی، ظرفیت، پسندیدن، نپسندیدن، تسلط و آشنایی رتبه‌بندی شده‌اند. داده‌ها با فرکانس ۵۱۲ هرتز ضبط شده‌اند. تعداد ۴۸ کانال ضبط شده وجود دارد که شامل ۳۲ کانال اصلی، ۱۲ کانال جانبی، ۳ کانال استفاده نشده و ۱ کانال وضعیت می‌باشد. در این پژوهش از ۳۲ کانال اصلی استفاده شد.

### پیش پردازش

داده‌های EEG خام همواره به دلیل وجود نویزهای موجود مثل برق شهر، الکتریسیته ساکن محیط و آرتیفکت‌های حرکتی (حرکت چشم‌ها، عضلات گردن و بدن)، قابل استفاده به صورت خام و مستقیم نیست، بنابراین برای حذف این نویزها روی داده خام EEG عمل پیش پردازش انجام می‌شود. در این مطالعه نیز قبل از اعمال روش پیشنهادی به منظور افزایش کیفیت سیگنال، پیش‌پردازش‌هایی به شرح زیر انجام شد. ۱- حذف مصنوعات و نویزهای مربوط. ۲- اعمال فیلتر میان‌گذر با فرکانس قطع ۴ تا ۴۵ هرتز زیرا سیگنال EEG، در این محدوده معنادار است. ۳- حذف ۳ ثانیه ابتدایی سیگنال در هر کانال زیرا اصولاً در ثانیه‌های ابتدایی میزان نویز زیاد است. ۵- انتخاب قطعه سیگنال‌های ۵ ثانیه‌ای(۶۴۰اپیک) از افراد برای اعمال به شبکه عصبی، زیرا می‌بایست آرایه‌ای از داده‌های سیگنال که بدون نویز است را تنظیم نمود.

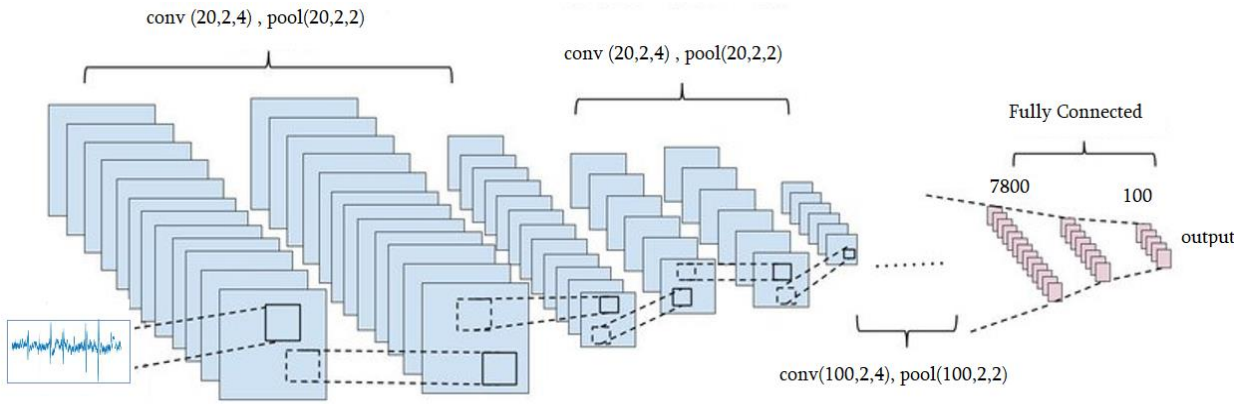


[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

**شبکه عصبی کانولوشن**

بخش‌های اصلی یک شبکه کانولوشنی شامل فیلتر، لایه کانولوشنی و لایه کاهش‌دهنده اندازه (Pooling layer) می‌باشد. فیلتر مانند یک ماتریس وزنی می‌باشد که اندازه آن از اندازه ماتریس ورودی کوچک‌تر می‌باشد. در لایه کانولوشنی، این فیلتر بر روی ورودی لغزیده و با ضرب داخلی وزن‌های آن در ورودی، خروجی جدیدی را ایجاد می‌کند. با به‌کارگیری چندین فیلتر مختلف می‌توان برای یک نقطه ورودی، خروجی‌های متفاوتی را به‌دست آورد. افزایش تعداد فیلترها به بهبود دقت شبکه منجر می‌شود؛ اما در عین حال بار محاسباتی را نیز افزایش می‌دهد. در این مطالعه برای کاهش تعداد پارامترها و جلوگیری از بیش‌برازش (Over-fitting) لایه کاهش اندازه معرفی شده که هدف آن بازیابی مهمترین اطلاعات به‌دست آمده در نورون‌های لایه کانولوشنی می‌باشد. در این حالت پنجره‌ای ۴ ×۲ با طول گام ۲ بر روی خروجی لایه کانولوشنی لغزیده و با استفاده از یک تابع تجمعی میانگین، بیشترین مقدار موجود در آن پنجره در خروجی ظاهر می‌شود [۱۰]. همانند هر شبکه عصبی دیگر، بر روی نورون‌های هر لایه باید یک تابع غیرخطی اعمال شود. در این مطالعه نیز بعد از هر لایه کانولوشنی، تابع فعالسازی غیرخطی Relu (Rectified linear unit) اعمال گردید. در معماری این شبکه، چندین لایه کانولوشنی و کاهش اندازه وجود دارد تا با عمیق‌تر شدن شبکه، ویژگی‌های عمیق‌تری استخراج شود. در نهایت توسط یک یا چند لایه تمام متصل، طبقه ورودی موردنظر به‌دست می‌آید. شکل ۲ معماری شبکه عصبی کانولوشنی را که از چند لایه کانولوشنی و کاهش اندازه تشکیل شده است را نشان می‌دهد.



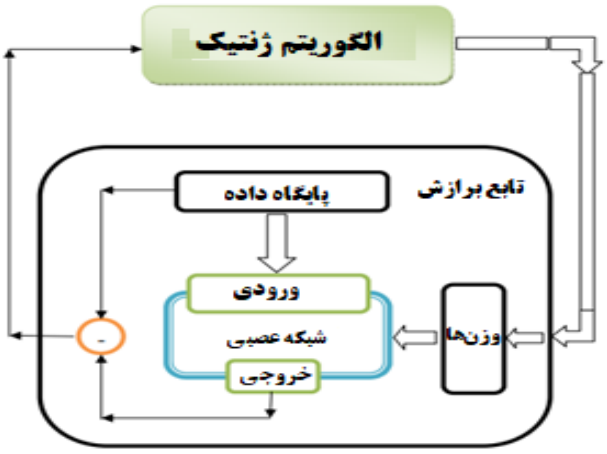

**شکل ۲: شبکه عصبی کانولوشن استفاده شده**

**استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یادگیری وزن‌های شبکه عصبی**

در روش پیشنهادی از الگوریتم ژنتیک ( Genetic Algorithm) جهت بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی کانولوشنی آموزش دیده استفاده می‌شود. فلوچارت مراحل استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یادگیری وزن‌های شبکه‌عصبی به صورت شکل ۳ است.

[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]




**شکل ۳: مراحل استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یادگیری وزن‌های شبکه عصبی**

در این جا کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک مقدار بایاس و وزن‌های شبکه است. آرایه کروموزوم به‌صورت ماتریس‌های مناسب شبکه ایجاد و به شبکه اعمال می‌شود. سپس شبکه را شبیه‌سازی کرده و مقادیر ایجاد شده توسط شبکه ذخیره می‌شود. مقدار خطا را که حاصل مقدار واقعی خروجی مجموعه داده و خروجی شبکه است محاسبه می‌شود و از رابطه میانگین مربعات خطا، خطای نهایی محاسبه شده و به عنوان مقدار تابع هدف، به شبکه برگشت داده می‌شود. پارامترهای الگوریتم ژنتیک مطابق جدول ۱ در نظر گرفته شد.

**جدول ۱: پارامترهای الگوریتم ژنتیک**

| | |
|---|---|
| تعداد جمعیت | ۲۰۰ |
| تعداد والدین | ۸۰ |
| احتمال جهش | ۰/۴ |
| احتمال انتخاب دونقطه‌ای | ۰/۲ |
| نوع انتخاب | انتخاب با چرخ رولت |

## نتایج

در این پژوهش نتایج بر روی دسته‌بندی دو معیار خوشایندی (valence) و برانگیختگی (arousal) انجام شد به طوری که آزمایش‌هایی که برای دستیابی به بهترین نتیجه انجام شد شامل به دست آوردن مناسب‌ترین کانال از سیگنال EEG و انتخاب مجموعه‌ای مناسب از ویژگی‌ها می‌باشد. شبیه سازی روش پیشنهادی با نرم افزار متلب نسخه R2022b انجام شد. اعتبارسنجی و آموزش روش پیشنهادی از روش K=۱۰ زیرنمونه (K-fold) می‌باشد. در این نوع اعتبارسنجی داده‌ها به K زیرمجموعه افراز می‌شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و K-1 تای دیگر برای آموزش به کار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها دقیقاً یک‌بار برای آموزش و یک‌بار برای اعتبارسنجی به‌کار می‌روند. در نهایت میانگین نتیجه این K بار اعتبارسنجی به عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود. برای ارزیابی میزان کارایی روش پیشنهادی از معیار دقت (Accuracy)، صحت (Precision)، بازیابی (Recall) و معیار F (F-measure) استفاده شد. روابط آن‌ها به‌ترتیب در به صورت زیر می‌باشد.

$$\text{Precision} = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (۱)$$



[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

$$\text{Accuracy} = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{All\ test\ sample} \quad (۲)$$

$$\text{Recall} = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (۳)$$

$$F_1 = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall} \quad (۴)$$

FN(False Negative)، تشخیص‌های درست از میان موارد غیرمتعلق به یک کلاس، TP(True Positive)، تشخیص‌های درست از میان مواردی که باید جزء یک کلاس تشخیص داده شوند. FP(False Positive)، تشخیص‌های نادرست از میان مواردی که باید جزء یک کلاس تشخیص داده شوند و TN(True Negative) تشخیص‌های درست از میان موارد غیرمتعلق به یک کلاس است.

برای تشخیص و بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر از دامنه هیجانی ظرفیت (valence) و برانگیختگی (arousal) استفاده شد. نتایج حاصل از میانگین مقدار معیارهای ارزیابی شده در جدول ۲ با استفاده از ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک آورده شده است.

**جدول ۲: میانگین مقدار معیارهای دسته‌بندی valence و Arousal**

| | برانگیختگی | ظرفیت |
|---|---|---|
| دقت | ۹۲/۴ | ۹۳/۲ |
| صحت | ۸۹/۴ | ۹۰/۸ |
| بازیابی | ۹۲/۳ | ۸۹/۳ |
| معیار F | ۹۷/۸ | ۸۹/۹ |

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود روش پیشنهادی با استفاده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرافی در حالات valence و arousal دو گروه براساس معیارهای دقت، صحت، بازیابی و معیار F، مورد ارزیابی قرار گرفت و دیده شده که حالت arousal به کمک روش پیشنهادی بهتر تشخیص داده می‌شود هر چند که در حالت valence نیز به نتایج قابل قبولی دست یافته شد.

براساس اطلاعات موجود، از ۳۲ کانال، سیگنال EEG ضبط شد؛ اما همه کانال‌ها شامل اطلاعات موردنیاز نمی‌باشد و تنها تعدادی از کانال‌ها برای مراحل اصلی پردازش دسته‌بندی استفاده شد. برای نمایش کانال‌های مؤثر در دسته‌بندی دو گروه، نتایج دقت دسته‌بندی دو دامنه با استفاده از ترکیب کانال‌های متفاوت در روش پیشنهادی با مقایسه دیگر روش‌های ارائه شده در جدول ۳ آورده شد.

**جدول ۳: نتایج دقت دسته‌بندی انتخاب کانال های متفاوت**

| روش | کانال‌ها | میانگین نرخ دسته‌بندی ظرفیت | میانگین نرخ دسته‌بندی برانگیختگی |
|---|---|---|---|
| [۱۸] | FP1, AF3, F7, P7, P3, Pz, PO3, O1, CP2, C4, T8, FC6 | ۵۸/۴۳ | ۶۲/۳۴ |
| [۱۹] | FP1, FP2, F3, F4 | ۷۹/۷۶ | ۷۶/۹۲ |
| [۲۰] و [۲۱] | ۳۲ کانال | ۷۸/۷۲ | ۷۵/۷۲ |
| روش پیشنهادی | F3, F4 | ۹۴/۵۲ | ۹۲/۳۶ |

[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که لوب پیشانی مغز با احساسات در ارتباط می‌باشد [۱۷]. نتایج به دست آمده توسط گیلانی و همکاران، با استفاده از آنالیزهای آماری و کلینیکال نشان می‌دهد که کانال‌های $F_3$ و $F_4$ در مقایسه با سایر کانال‌ها اطلاعات بیشتری در رابطه با احساسات فرد منعکس می‌کنند و تنها استفاده از این دو کانال می‌تواند در تشخیص دو گروه با دقت بالا کافی باشد [۱۹]. با کمتر شدن تعداد کانال‌ها زمان اجرا و بار محاسباتی سیستم تشخیص به‌طور چشم‌گیری کاهش پیدا می‌کند؛ بنابراین در این مطالعه نیز در جهت بهبود تصمیم‌گیری و تشخیص بهینه چه از لحاظ دقت و چه از لحاظ بار محاسباتی از این دو کانال استفاده شد. در نهایت دیده می‌شود که روش پیشنهادی با استفاده از دو کانال $F_3$ و $F_4$ با دقت ۹۴/۵۲ درصد در حالت ظرفیت و ۹۲/۳۶ درصد در حالت برانگیختگی بهترین عملکرد را در دسته‌بندی، نسبت به دیگر روش‌ها دارد.

**تأثیر کاهش ویژگی در دقت**

در بسیاری از تحقیقات، گاهی کاهش ویژگی سبب بهبود در عملکرد روش موردنظر می‌شود، بنابراین در این قسمت مقایسه‌ای بین میزان تأثیر استفاده از روش‌های مختلف کاهنده ویژگی در دقت روش پیشنهادی انجام شد. روش های تحلیل مؤلفه‌ای مستقل PCA(Principal Component Analysis) و تحلیل تفکیک‌کننده خطی ( Linear Discriminant LDA(Analysis از دسته روش‌های تبدیل ویژگی و انتخاب ویژگی ترتیبی رو به جلو (Sequential Feature Selector) SFS مورد استفاده قرار گرفت (جدول ۴ ).

**جدول ٤: ارزیابی روش پیشنهادی با اعمال روش‌های کاهش ویژگی مختلف**

| روش کاهش ویژگی | میانگین نرخ دسته‌بندی برانگیختگی | زمان اجرا (ثانیه) |
|---|---|---|
| PCA | ۷۲/۵۰ | ۳۱/۱ |
| LDA | ۷۰/۷۷ | ۲۹ |
| SFS | ۶۹/۴۲ | ۳۹/۵ |
| بدون کاهش ویژگی | ۹۲/۴ | ۳۱/۷ |

مقایسه نتایج به دست آمده از جدول ۴، نشان می‌دهد که روش پیشنهادی بدون کاهش ویژگی از دقت بالاتری برخوردار است هرچند که دیده می‌شود زمان اجرای کاهش ویژگی با PCA بهتر است. می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از کلیه ویژگی‌های سیگنال در جهت تشخیص بهینه است و کاهش ویژگی باعث کمتر شدن میزان دقت می‌شود. در جدول ۵ استخراج ویژگی‌های متفاوت از سیگنال و تأثیر آن در میزان دقت دسته‌بندی روش پیشنهادی مورد مقایسه قرار گرفت.

**جدول ٥: مقایسه ویژگی‌های مختلف برای دسته‌بندی**

| ویژگی | نرخ دسته‌بندی ظرفیت | نرخ دسته‌بندی برانگیختگی |
|---|---|---|
| گشتاور طیفی | ۸۵/۵۲ | ۸۷/۳۶ |
| رگرسیون خودکار | ۵۹ | ۶۱/۸۸ |
| آنتروپی | ۷۵/۷۸ | ۷۶/۲۸ |
| ضریب تغییر | ۷۷/۱۶ | ۷۸/۰۳ |

[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

با مقایسه نتایج به‌دست آمده می‌توان نتیجه گرفت که ویژگی گشتاور طیفی به خوبی نماینده ویژگی داده‌ها می‌باشد، زیرا سبب شده که دقت دسته‌بندی دو گروه بالا رود از این‌رو در مرحله پیش‌پردازش داده‌ها استفاده از این ویژگی پیشنهاد می‌شود. ویژگی ضریب تغییر در هر دو حالت در جایگاه دوم سبب دقت در بازشناسی دو گروه شد.

الگوریتم‌های دسته‌بندی متعددی وجود دارند که در زمینه تشخیص بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر با استفاده از حالات هیجانی ارائه شد. نتایج دقت حاصل از اعمال دسته‌بندهای مختلف در دسته‌بندی ظرفیت و برانگیختگی در جدول ۶ آورده شد.

**جدول ٦: مقایسه دقت روش پیشنهادی با سایر دسته‌بندها**

| دامنه | CNN-GA | SVM | Decision tree | NN |
|---|---|---|---|---|
| Valence | ۹۲/۳ | ۹۰/۳۳۱ | ۸۹/۸ | ۸۴/۷۵ |
| Arousal | ۹۴/۳ | ۸۶/۵۲ | ۸۳/۳۲ | ۸۱/۲۵ |

نتایج نشان داد که روش پیشنهادی با دقت ۹۲/۳ درصد در ظرفیت و ۹۴/۳ درصد در برانگیختگی نسبت به دیگر الگوریتم‌های دسته‌بندی عمل تشخیص را بهتر انجام می‌دهد و این در حالی است که استفاده از SVM در رتبه دوم ازنظر دقت می‌باشد و شبکه عصبی چند لایه در آخرین رتبه از دقت، در بازشناسی دو گروه قرار می‌گیرد.

## بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک روش بهینه جهت تشخیص افراد مبتلا به آلزایمر در حالت‌های مختلف ارائه شد. روش ارائه شده با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن بهبود یافته با الگوریتم ژنتیک مبتنی بر سیگنال EEG، ۳۲ کاناله پیشنهاد شد. به‌دلیل این که همه کانال‌ها شامل اطلاعات موردنیاز نبودند تنها از تعدادی کانال‌ها برای مراحل اصلی پردازش دسته‌بندی استفاده شد. تحقیقات انجام شده نشان داده که لوب پیشانی مغز با احساسات در ارتباط می‌باشد پس از کانال‌های $F_3$ و $F_4$ در مقایسه با سایر کانال‌ها اطلاعات بیشتری در رابطه با احساسات فرد منعکس می‌شود؛ بنابراین این کانال‌ها انتخاب شد. با کمتر شدن تعداد کانال‌ها زمان اجرا و بار محاسباتی سیستم تشخیص به‌طور چشم‌گیری کاهش پیدا کرد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که کم نکردن ویژگی‌ها و استفاده از روش پیشنهادی باعث دقت قابل قبولی در عمل تشخیص شده است. در نهایت روش پیشنهادی با سایر دسته‌بندها در حالات برانگیختگی و ظرفیت مورد ارزیابی قرار گرفت و مشاهده شد که این روش در مقایسه با روش‌های دیگر بهتر عمل می‌کند.

در این پژوهش محدودیت‌های مختلفی وجود داشته است که در این‌جا به آن اشاره می‌شود. اولین محدودیتی که وجود داشت کمبود تعداد کل نمونه‌های سیگنال EEG ثبت شده بود. دومین محدودیت، مربوط به تعداد کانال‌های ثبت شده سیگنال از نواحی سر است، زیرا هرچه از تعداد کانال‌های بیشتری سیگنال ثبت شود قطعاً دقت دسته‌بندی بالا خواهد رفت. البته این عمل باعث بیشتر شدن حجم پردازش اطلاعات نیز خواهد شد.

پیشنهاد می‌شود که در ادامه تحقیقات به بازشناسی افراد مبتلا به آلزایمر در حالات هیجانی با استفاده از تصاویر MRI پرداخته شود، زیرا استفاده از این تصاویر به بالارفتن دقت بازشناسی کمک می‌کند. همچنین می‌توان با ترکیب ویژگی‌های به دست آمده از داده‌های مختلف، در جهت تشخیص بهینه این بیماری برآمد.

## تعارض منافع

هیچ گونه تضاد منافعی بین نویسندگان وجود ندارد.

**References**

**1.** Sun H, Wang A, Wang W, Liu C. An Improved Deep Residual Network Prediction Model for the Early Diagnosis of Alzheimer's Disease. Sensors (Basel). 2021; 21(12): 4182. doi: 10.3390/s21124182

**2.** Suzuki K, Laohakangvalvit T, Matsubara R, Sugaya M. Constructing an Emotion Estimation Model Based on EEG/HRV Indexes Using Feature Extraction and Feature Selection Algorithms. Sensors (Basel) 2021;21(9):2910. doi: 10.3390/s21092910.

**3.** Saeed S.M.U, Anwar S.M, Khalid H, Majid M, Bagci A.U. EEG Based Classification of Long-Term Stress Using Psychological Labeling. Sensors (Basel) 2020;20(7):1886. doi: 10.3390/s20071886.



[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]

**4.** Seo J, Laine TH, Sohn KA. An Exploration of Machine Learning Methods for Robust Boredom Classification Using EEG and GSR Data. Sensors (Basel) 2019;19(20):4561. doi: 10.3390/s19204561.
**5.** Arevalillo-Herráez M, Cobos M, Roger S, García-Pineda M. Combining Inter-Subject Modeling with a Subject-Based Data Transformation to Improve Affect Recognition from EEG Signals. Sensors (Basel) 2019; 19(13): 2999. doi: 10.3390/s19132999
**6.** Islam MR, Ahmad M. Wavelet analysis based classification of emotion from EEG signal. In2019 international conference on electrical, computer and communication engineering (ECCE) 2019 Feb 7-9; Cox'sBazar, Bangladesh: IEEE; 2019. p. 1-6. doi: 10.1109/ECACE.2019.8679156
**7.** Yogesh C, Hariharan M, Ngadiran R, Adom A.H, Yaacob S, Berkai C, Polat K. A new hybrid PSO assisted biogeography based optimization for emotion and stress recognition from speech signal. Expert Systems with Applications 2017; 69: 149–58. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.10.035
**8.** Li Y, Zheng W, Wang L, Zong Y, Cui Z. From Regional to Global Brain: A Novel Hierarchical Spatial-Temporal Neural Network Model for EEG Emotion Recognition. IEEE Transactions on Affective Computing 2019; 13(2): 568–78. doi: 10.1109/TAFFC.2019.2922912
**9.** Li P, Liu H, Si Y, Li C, Li F, Zhu X, et al. EEG based emotion recognition by combining functional connectivity network and local activations. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2019; 66(10):2869–81. doi: 10.1109/TBME.2019.2897651
**10.** Avots E, Sapi ´nski, T, Bachmann M, Kami ´nska, D. Audiovisual emotion recognition in wild. Machine Vision and Applications 2019; 30(5): 975–85. https://doi.org/10.1007/s00138-018-0960-9
**11.** Marín-Morales J, Llinares C, Guixeres J, Alcañiz, M. Emotion Recognition in Immersive Virtual Reality: From Statistics to Affective Computing. Sensors (Basel) 2020;20(18):5163. doi: 10.3390/s20185163.
**12.** Torres EP, Torres EA, Hernández-Álvarez M, Yoo S.G. EEG-Based BCI Emotion Recognition: A Survey. Sensors (Basel) 2020;20(18):5083. doi: 10.3390/s20185083.
**13.** Ngo QT, Yoon S. Facial Expression Recognition Based on Weighted-Cluster Loss and Deep Transfer Learning Using a Highly Imbalanced Dataset. Sensors (Basel) 2020;20(9):2639. doi: 10.3390/s20092639.
**14.** Thiam P, Kestler H.A, Schwenker F. Two-Stream Attention Network for Pain Recognition from Video Sequences. Sensors (Basel) 2020;20(3):839. doi: 10.3390/s20030839.
**15.** Al-Qazzaz N, K. Sabir M, Mohd Ali S, Ahmad S, Grammer K. Electroencephalogram Profiles for Emotion Identification over the Brain Regions Using Spectral, Entropy and Temporal Biomarkers. Sensors (Basel) 2019;20(1):59. doi: 10.3390/s20010059.
**16.** Maeng J, Kang D, Kim D. Deep Learning Method for Selecting Effective Models and Feature Groups in Emotion Recognition Using an Asian Multimodal Database. Electronics 2020; 9(12): 1988. https://doi.org/10.3390/electronics9121988
**17.** Costanzo MC, Arcidiacono C, Rodolico A, Panebianco M, Aguglia E, Signorelli MS. Diagnostic and interventional implications of telemedicine in Alzheimer's disease and mild cognitive impairment: A literature review. Int J Geriatr Psychiatry 2020;35(1):12-28. doi: 10.1002/gps.5219.
**18.** Alvarez F, Popa M, Solachidis V, Hernandez-Penaloza G, Belmonte-Hernandez A, Asteriadis S, Vretos N, Quintana M, Theodoridis T, Dotti D, et al. Behavior Analysis through Multimodal Sensing for Care of Parkinson's and Alzheimer's Patients. IEEE MultiMedia. 2018; 25(1):14–25. doi: 10.1109/MMUL.2018.011921232
**19.** Gillani N, Arslan T. Intelligent Sensing Technologies for the Diagnosis, Monitoring and Therapy of Alzheimer's Disease: A Systematic Review. Sensors (Basel) 2021; 21(12): 4249. doi: 10.3390/s21124249
**20.** Schaefer KL, Baumann J, Rich BA, Luckenbaugh DA, Zarate CA Jr. Perception of facial emotion in adults with bipolar or unipolar depression and controlsJ Psychiatr Res 2010;44(16):1229-35. doi: 10.1016/j.jpsychires.2010.04.024.
**21.** Lazarou I, Stavropoulos T.G, Meditskos G, Andreadis S, Kompatsiaris I, Tsolaki M. Long-Term Impact of Intelligent Monitoring Technology on People with Cognitive Impairment: An Observational Study. J Alzheimers Dis 2019;70(3):757-92. doi: 10.3233/JAD-190423.

[ Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17 ]

[ DOI: 10.34172/jhbmi.2023.23 ]