

بازشناسی حالات هیجانی چهره با استفاده از مدل یادگیری هیجانی مغز

فاطمه یاقوتی*

دانشجوی کارشناسی ارشد کامپیوتر
نرم‌افزار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد فومن

و شفت

سارا معتمد

عضو هیئت علمی گروه کامپیوتر، دانشگاه

آزاد اسلامی فومن و شفت

مقدمه: حالات چهره، یکی از مهمترین راه‌های ارتباطی و پاسخ‌دهی انسان به محیط پیرامون است. هدف این پژوهش، بهره‌گیری از مدل یادگیری هیجانی مغز (BEL) برای شناسایی حالات هیجانی چهره است. مدل یادگیری هیجانی مغز، الهام گرفته از سیستم لیمبیک مغز (مسئول محرک حالت هیجانی انسانی) است. این مدل برای بالابردن نرخ بازشناسی حالات هیجانی چهره انسان مورد استفاده قرار گرفته است. روش: ورودی مدل پیشنهادی دیتاست استاندارد JAFFE، شامل شش حالت هیجانی خوشحالی، ناراحتی، خشم، تعجب، ترس و تنفر است. پس از خواندن تصاویر با استفاده از دستورات نرم افزار MATLAB، تمامی تصاویر، وارد مرحله استخراج ویژگی می‌شود. برای استخراج اجزای ریز تصویر از روش PCA استفاده شده است. برای محاسبه نرخ بازشناسی حالات هیجانی چهره، تمامی ویژگی‌های استخراج شده از مرحله پیش، وارد دسته‌بندی مدل BEL می‌شود. در روش BEL، ماتریس ارتباطات با اجزای ابرو، چشم و دهان ایجاد، وابستگی آن‌ها در هر حالت مشخص و حالات چهره، شناسایی می‌شود. به دلیل نمایش کارایی مدل پیشنهادی، مدل BEL با مدل رقیب SVM مقایسه شده است. یافته‌ها: نتایج تحلیل دیتاست، نرخ بازشناسی حالات چهره را ۹۳/۸۰ درصد نشان می‌دهد. نتیجه‌گیری: مدل BEL، نرخ بازشناسی حالات هیجانی را با دقت بالاتر از مدل SVM نشان داد.

واژه‌های کلیدی: حالات هیجانی چهره، استخراج ویژگی، مدل یادگیری هیجانی مغز، ماتریس ارتباطات

*نشانی تماس: دانشگاه آزاد اسلامی فومن

و شفت، گروه کامپیوتر، فومن، گیلان

رایانامه: Fh.yaghouti@gmail.com

Recognition of Facial Expression of Emotions Based on Brain Emotional Learning (BEL) Model

Introduction: Facial expressions are one of the most important ways of communication and human response to the surrounding environment. The purpose of this study is to use the brain's emotional learning model (BEL) to face emotion recognition. The brain's emotional learning model is inspired by the human brain's limbic system, which is responsible for motivating human emotions. This model has been used to improve the recognition rate of emotional expression of the human face. **Method:** The input of the proposed model is JAFFE standard dataset which includes six emotional expressions of Happiness, Sadness, Anger, Surprise, Fear and Disgust. After reading images using the MATLAB software commands, all read images will be entered into the extracting step. Also, The PCA method was used to extract the small image components. Finally, to calculate the recognition rate of facial expressions, all extracted features from the previous step are entered into the classification stage of the BEL model. In the application of the BEL method, the communication matrix with the components of the eyebrows, eyes and mouth is created and their dependence is determined in each emotion. This way you can recognize facial expressions. Also, because of the demonstration of the efficiency of the proposed model, the BEL model is compared with the SVM rival model. **Results:** Dataset analysis results show the recognition rate of facial expressions of 93.8%. **Conclusion:** According to the results of this research, the BEL model shows the rate of recognition of emotional expressions with higher accuracy than the SVM model.

Keywords: Facial Expression of Emotion, feature extraction, Brain Emotional Learning, Communication matrix

Fatemeh Yaghouti*

M.Sc student, Software Computer,
Fouman&Shaft Islamic Azad
University

Sara Motamed

Department of Computer Faculty
member, Fouman&Shaft Islamic
Azad University

*Corresponding Author:

Email: Fh.yaghouti@gmail.com

مقدمه

چهره، منبع غنی اطلاعات رفتار انسان است. حالت‌های چهره در پاسخ به حالت‌های هیجانی انسان یا ارتباطات اجتماعی، ظاهر می‌شود. شناسایی حالت چهره^۱ از زمینه‌های پژوهشی در بینایی رایانه برای شناسایی حالت چهره افراد است. در سیستم‌های شناسایی حالت چهره، حالات خوشحالی^۲، ناراحتی^۳، خشم^۴، تعجب^۵، ترس^۶ و تنفر^۷ فرد مشخص می‌شود (۱). چهره، دارای جزئیات ریز است که در بازشناسی نقش مهم دارد. در این مقاله به بازشناسی حالات هیجانی چهره پرداخته شده است. مدل پیشنهادی بازشناسی حالات چهره، الهام گرفته از سیستم لیمبیک^۸ مغز انسان (مسئول محرک هیجانی) است. در این زمینه پژوهش‌های بسیار صورت گرفته است. نخستین مطالعات مکتوب و مستند در زمینه‌ی شناسایی حالت هیجانی از داروین^۹ در سال ۱۸۷۲ منتشر شد. داروین جزئیات حالات چهره مربوط به هیجان انسان‌ها و حیوانات را بیان کرد (۲). پس از آن پژوهش‌های بسیار انجام شد. داماسیو (۳)، گفت: از نخستین علایق، ایجاد و شناسایی حالات هیجانی چهره است. حالت هیجانی، نقش مهم در تشخیص انسان دارد و توجه به آن در مطالعات علوم شناختی، اعصاب و روانشناسی اجتماعی، ضروری است. کوهن (۱)، نتیجه گرفت، حالات چهره می‌تواند نقش اساسی در ارتباطات انسانی داشته باشد. ویلبر (۴) از علائم زبانی حالات چهره برای کدگذاری در دستور زبان، بهره گرفت. مدل‌های درک حالات هیجانی چهره برای پیشرفت بسیاری از رشته‌های علمی مهم است (۱). لکشمی و همکاران (۵) به تشخیص حالات احساسی در دنباله ویدئویی پرداختند. آن‌ها از رنگ پوست برای تشخیص ناحیه چهره استفاده کردند. از روش استخراج ویژگی تجزیه مؤلفه‌های اصلی^{۱۰} (PCA) استفاده کردند. پس از مرحله تشخیص چهره، سیستم به طور موثر احساس را تشخیص داد. مورتی و جادون (۶) روشی برای تشخیص حالات هیجانی با بهره‌گیری از چهره‌های ویژه ارائه دادند و از PCA برای استخراج ویژگی تصاویر ورودی استفاده کردند. در این روش، مجموعه آموزش به شش کلاس پایه (خوشحالی، ناراحتی، خشم، تعجب،

ترس و تنفر) اختصاص داده شده و آزمایش خروجی بر مبنای آن با بهره‌گیری از دیتاست‌های Cohn-Kanade و JAFFE^{۱۱} انجام شد. نرخ شناسایی در دیتاست JAFFE، ۷۵ درصد و در دیتاست Cohn-Kanade، ۷۷/۵ درصد بود.

مانال عبدالله و همکاران (۷) روش بهبود یافته‌ای برای تشخیص تصاویر دیجیتال چهره با استفاده از PCA ارائه دادند. در این روش تصاویر به مجموعه‌های کوچک ویژگی‌ها یا چهره‌های ویژه تجزیه شد. در این روش، زمان سی و پنج درصد کم شد و دقت تشخیص، بالا رفت. مورتازا و همکارانش (۸) تشخیص خودکار حالات چهره را از تأکید شده‌ترین مسائل در سیستم‌های امنیتی و تأیید یا تصدیق اعتبار مانند جرم‌شناسی خواندند. حالات چهره، احساسات را نشان می‌دهد و برای قضاوت دیدگاه‌های ذهنی و جنبه‌های روانپزشکی استفاده می‌شود.

کوماری و گروهش (۹) بیان کردند، سیستم تشخیص حالات چهره کاربردهای بسیار دارد و تنها به درک رفتار انسان، آشکارسازی اختلالات ذهنی و بیان ساختار انسانی محدود نمی‌شود. قلی‌پور، لوکاس و شاهمیرزادی (۱۰)، الگوریتم یادگیری هیجانی را برای نشان دادن اثر حالت هیجانی به عنوان محرک شناخته شده در تصمیم‌گیری سریع انسانی معرفی کردند. الگوریتم یادگیری هیجانی با موفقیت در موضوعات کنترل و تصمیم‌گیری به کار رفته است.

محرابیان و لوکاس (۱۱)، یک استراتژی کنترل نو بر اساس مدل یادگیری هیجانی مغز (BEL^{۱۲}) معرفی کردند. مدل BEL، برای بالا بردن درجه آزادی، ظرفیت کنترل، قابلیت اطمینان و پایداری، پیشنهاد شد که می‌تواند در سیستم‌های مهندسی اجرا شود. عملکرد کنترلگر BEL، روی سیستم‌های غیرخطی گوناگون، سازگاری بالا و

1- Facial Expression Recognition	8- Limbic
2- Happiness	9- Darwin
3- Sadness	10- Principal Component Analysis
4- Anger	11- Japanese Female Facial Expression
5- Surprise	12- Brain Emotional learning
6- Fear	
7- Disgust	

شده با PCA در سنسوری کورتکس وارد تالاموس شده و بیشترین محرک به عنوان پاسخ آنی محاسبه شده، سپس S_i و $MAX(S_i)$ وارد آمیگدال و اوربیتوفرانثال می شود. در آنجا تمامی ویژگی های استخراج شده توسط شبکه های MLP آموزش می بینند. پاسخ نهایی با آمیگدال محاسبه می شود. تالاموس هم نقش بازدارنده دارد تا از پاسخ های نادرست، آمیگدال را مطلع کند. این مدل یک مدل بایولوژیکی و الهام گرفته از سیستم لیمبیک مغز است.

در این روش، کیفیت تصاویر چهره افراد فراخوانی شده پس از اعمال روش های پیش پردازش، بهبود یافت. اجزای مهم چهره استخراج شد. اجزای استخراج شده، مکان یابی شد و ماتریس ارتباطات^۷ برای اجزای صورت تشکیل شد. این ماتریس می تواند اطلاعاتی نظیر فاصله اجزا از هم یا شباهت در ویژگی های یکدیگر باشد. در نهایت برای هر چهره، یک ماتریس ارتباطی ذخیره شد. وزن های الگوریتم BEL، مقداردهی اولیه می شود. در مرحله بعد داده ها تقسیم می شود تا برای ورود به شبکه BEL آماده سازی شود. تقسیم داده ها به روش k-fold انجام می شود.

در تقسیم داده ها به روش k-fold یک دسته برای آزمایش سیستم و 1-k دسته برای آموزش سیستم در نظر گرفته می شود. الگوریتم BEL، آغاز به یادگیری می کند. ضرایب و وزن ها به روزرسانی و سیستم ارزیابی می شود. روند یادگیری تا زمانی ادامه می یابد تا بهترین k برای تشخیص حالات چهره تخمین زده شود. مقایسه مدل یادگیری هیجانی مغز (BEL) با مدل معروف ماشین بردار پشتیبان خطی (SVM) انجام شد. در شکل ۱ روند اجرای شبیه سازی نشان داده شده است.

پایداری نشان داده است. انتولاین و ریورا (۱۲)، مطالعه ای از مدل های محاسباتی حالت هیجانی انسان شامل کاربرد حالت هیجانی در ماشین ها و کاربردهای احتمالی آن ها ارایه و نشان دادند، اجرای هیجان به تنهایی روی کنترلرگها مهم نیست، بلکه ضروری است که این هدف به طور سازگار، ارتقا یابد.

بهشتی و هاشیم (۱۳)، اجزای اصلی سیستم لیمبیک در پردازش های هیجانی را توصیف و یک مدل محاسباتی سیستم لیمبیک بر اساس این مفاهیم را بررسی کردند. مدل یادگیری هیجانی مغز (BEL)، روش توانمند کنترل زمان و سیستم های تصمیم گیری است. این مدل برای شناسایی حالات هیجانی چهره، مناسب است. سیستم بایولوژیکی مغز انسان همیشه درست عمل کرده و هسته اصلی در تشخیص حالات است.

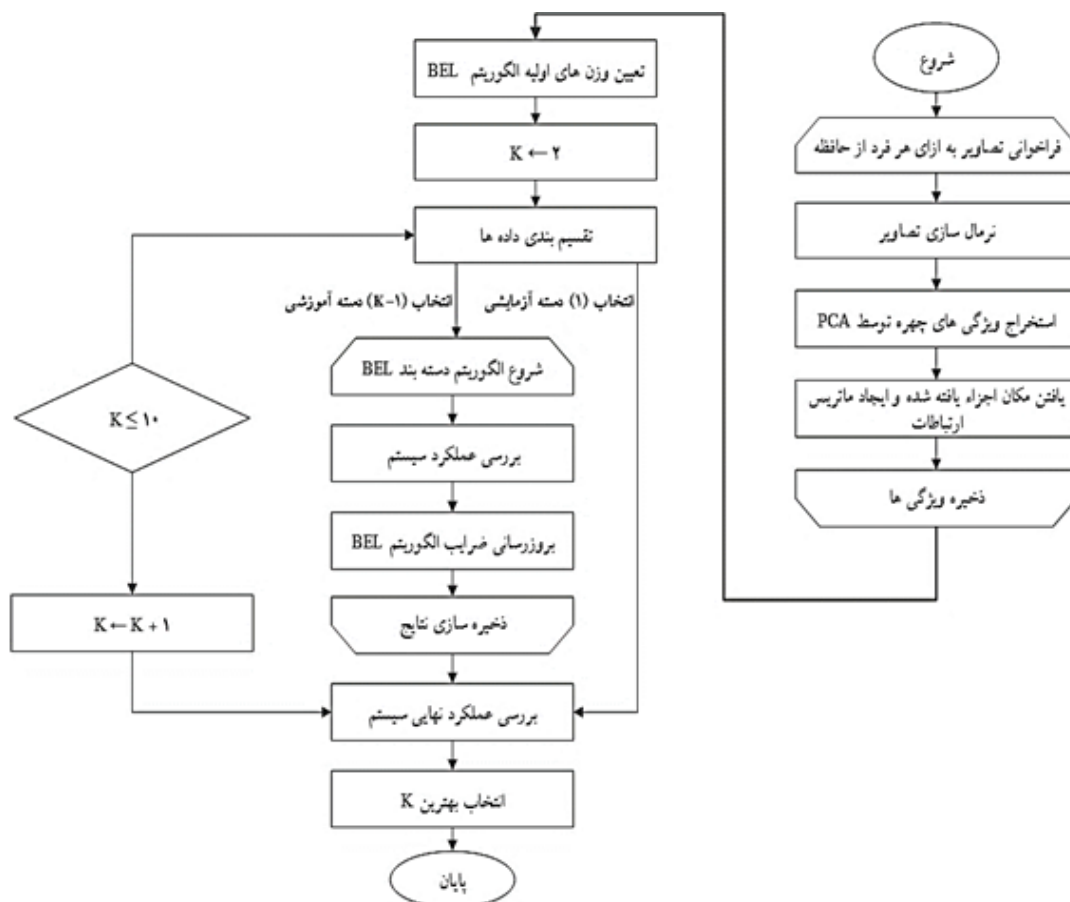
هدف این پژوهش، شناسایی حالات هیجانی چهره با مدل BEL است. مدل BEL، از موضوعات نو در حوزه علوم شناختی^۱ است. پژوهشگران علوم شناختی به تازگی از مغز هیجانی، الهام گرفتند تا روش های نو برای کاربردهای مهندسی، ارائه دهند. مدل یادگیری هیجانی مغز برای شناسایی حالات چهره یک مدل محاسباتی حالت هیجانی است. در این مقاله، مدل پیشنهادی شناسایی حالات هیجانی چهره ارائه و با مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۲ مقایسه شده است. با آزمایش های گوناگون، مدل پیشنهادی ارزیابی و نتیجه گیری پژوهش، بیان شده است.

روش

مدل پیشنهادی این پژوهش مدل BEL مبتنی بر سیستم لیمبیک مغز پستانداران است. سیستم لیمبیک مغز انسان مسئول محرک هیجانی بوده و از چهار هسته اصلی کورتکس حسگر^۳، تالاموس^۴، آمیگدال^۵ و اوربیتوفرانثال^۶ تشکیل شده است (۱۴). تاکنون پژوهشی روی بازشناسی حالات چهره با مدل الهام گرفته از سیستم بایولوژیکی مغز انسان، صورت نگرفته است. در این پژوهش، مدلی با این ویژگی ارایه می شود. در این روش ویژگی های استخراج

1- Cognitive Science
2- Support Vector Machine
3- Sensory Cortex
4- Thalamus
5- Amygdala
6- Orbitofrontal
7- Communication matrix

شکل ۱- بلوک دیاگرام مدل پیشنهادی



در شکل ۱، روند اجرایی پژوهش نشان داده شده است. مراحل اجرایی پژوهش در محیط برنامه نویسی MATLAB کدنویسی و آزمایش شد. مدل BEL به صورت تابع آماده شد تا بر اساس پارامترهای در نظر گرفته شده برای حالات چهره در سیستم پیشنهادی، آزمایش شود. آزمایش های در نظر گرفته شده، نرخ شناسایی حالات هیجانی چهره در مدل BEL و مدل SVM را مقایسه می کند.

مدل یادگیری هیجانی مغز BEL

مدل های بسیاری برای بازشناسی حالات هیجانی ارائه شده که الهام گرفته از سیستم لیمبیک مغز است. برای مثال مدل مورن^۱، BEL، بالکنیوس^۲. جامع ترین این مدل ها، مدل BEL، است. در این شبکه، وزن ها مرتباً با α و β به روز رسانی می شود و پاداش و جریمه، نقش مهمی در یادگیری دارد.

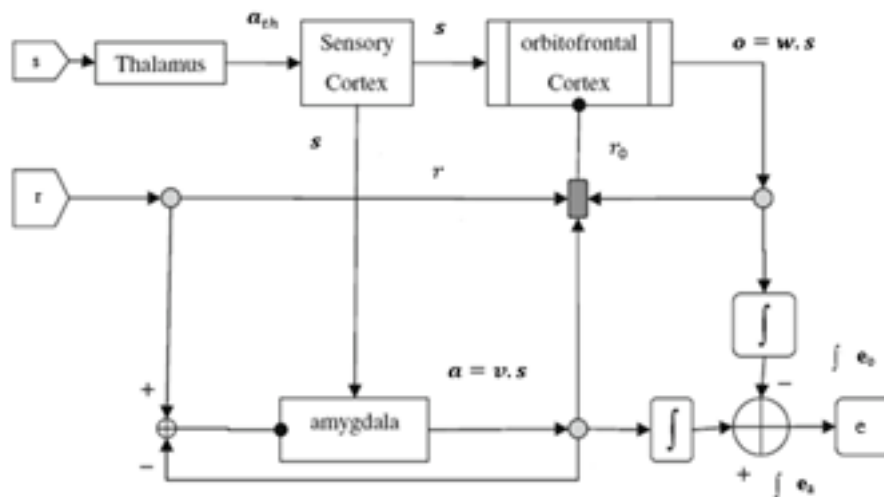
مدل های بسیاری برای بازشناسی حالات هیجانی ارائه شده که الهام گرفته از سیستم لیمبیک مغز است. برای مثال مدل مورن^۱، BEL، بالکنیوس^۲. جامع ترین این مدل ها، مدل BEL، است. در این شبکه، وزن ها مرتباً با α و β به روز رسانی می شود و پاداش و جریمه، نقش مهمی در یادگیری دارد.

مدل BEL از چهار بخش اصلی تشکیل شده و هر بخش

1- Morén
2- Balkenius

سیستم لیمبیک، تطبیقی است. یعنی شبکه هنگام آموزش، پارامترهای خود را برای رسیدن به پاسخ مورد نظر، یاد می‌گیرد. این کار با پاداش یک تابع هزینه و به صورت تقویتی محاسبه می‌شود (مطابق شکل ۲).

شکل ۲- مدل BEL



خروجی یک مجموع ساده از عناصر آن است:

$$e_a = \sum_i a(i) \quad (3)$$

جهت تنظیم^۲ متغیر v_i ، اختلاف مابین نودهای a و سیگنال تقویتی I محاسبه می‌شود. پارامتر γ مقدار ثابت است. همانطور که در معادله (۴) نشان داده می‌شود، قانون یادگیری آمیگدال یک مثال ساده از سیستم یادگیری شرکت پذیر است. گرچه قانون تنظیم وزندهی تقریباً یکنواخت است. برای مثال v_i فقط می‌تواند افزایش یابد:

$$\Delta v = \text{diag}(\gamma \cdot \max(r - e_a, 0) \cdot s) \quad (4)$$

وزن v نمی‌تواند کاهش یابد و دلیل این محدودیت این است که بعد از آموزش‌دهی از واکنش هیجانی، نتیجه این آموزش‌دهی می‌بایستی ثابت باشد و آن توسط اوربیتوفرانیتال و در زمان پاسخ نامناسب دستکاری شده است.

گره O رفتار مشابه، با وزن w دارد و توسط معادله (۵) محاسبه می‌شود:

$$O = w \cdot s \quad (5)$$

حاصل خروجی مجموع تمام نودهای خروجی از

بردار s ورودی محرک، مانند گره تحریک تالاموسی، همان خروجی PCA است. وظیفه تالاموس محاسبه بیشترین محرک است که با عملگر ماکس روی تمامی بردارهای ویژه، محاسبه می‌شود. تمامی محرک‌ها با بیشترین محرک وارد سنسوری کورتکس شده و پس از پیش پردازش وارد آمیگدال و اوربیتوفرانیتال می‌شوند. برای هر محرک s ، یک گره a در مدل شبکه آمیگدال وجود دارد. برای هر محرک s ، یک نود a در مدل شبکه آمیگدال وجود دارد. ورودی کورتکس حسگر a است و توسط معادله (۱) محاسبه می‌شود:

$$a_{th} = \max(s_i) \quad (1)$$

یک ارتباط الاستیکی^۱ وزنی V_i به S_i وجود دارد. رابطه الاستیکی، ارتباط V_i و S_i است. (از ضرب ساده $S_i \cdot V_i$ قابل محاسبه است) و ترجمه $elastic$ از خود مدل BEL اصلی است. بنابراین، یک رابطه الاستیکی با استفاده از فرمول‌های ساده ریاضی است. آمیگدال یک ماتریس وزنی قطری دارد. خروجی هر گره با ضرب هر ورودی در وزن v توسط معادله (۲) حاصل می‌شود:

$$a = s \cdot v \quad (2)$$

پارامتر a ، بردار خروجی نودهای آمیگدال و مجموع

1- Elastic
2- Adjust

اشیای در تصویر است (۱۶). نتیجه اعمال این عملیات در تصویر افزایش وضوح تصویر است.

استخراج اجزای چهره

اجزای چهره از مهم ترین ویژگی ها برای شناسایی حالات هیجانی است. لذا استخراج آنها و تشخیص مکان درست اجزا در چهره ضروری است. در این مقاله با استفاده از لبه یابی، اجزای چهره شناسایی شد. یکی از روش های استخراج لبه ها، استفاده از فیلتر سوبل^۴ است. در این بخش، توضیح مختصری از روند عملکرد فیلتر سوبل و کاهش ابعاد با استفاده از تجزیه مؤلفه اصلی برای استخراج اجزای چهره، ارائه خواهد شد.

فیلتر سوبل

روش تشخیص لبه سوبل توسط سوبل (۱۷) معرفی شد. روش تشخیص لبه سوبل برای قطعه بندی تصاویر، لبه ها را بر مبنای تقریب مشتق سوبل پیدا می کند. این روش، لبه را از نقاطی که گرادیانت بیشتر دارد دنبال می کند. روش سوبل یک مقدار گرادیان فضایی دو بعدی را برای یک تصویر ارائه می دهد. مناطق با فرکانس فضایی بالا که با لبه ها مطابقت دارد را برجسته می کند. از این روش برای پیدا کردن تخمین شیب مطلق در هر نقطه در n ورودی تصاویر سیاه و سفید استفاده می شود. در حدس کمینه عملگر شامل یک جفت هسته پیچیده^۳ در^۳ است (جدول ۱). یک هسته به عنوان مثال داده شده و دیگری^{۹۰} درجه چرخیده است. این روش خیلی به روش اپراتور ضربدری رابرت شبیه است.

ب) ماتریس سوبل افقی G_x

-۱	-۲	-۱
۰	۰	۰
+۱	+۲	+۱

جدول ۱- الف) ماتریس سوبل عمودی G_y

-۱	۰	+۱
-۲	۰	+۲
-۱	۰	+۱

اوریتو فرانتال است:

$$e_0 = \sum_j o(j) \quad (6)$$

اتصال وزن های w در تناسب ورودی های سنسوری و سیگنال تقویتی داخلی r_0 به روز رسانی شده است:

$$\Delta w = \text{diag}(\beta \cdot r_0 \cdot s) \quad (7)$$

β نرخ ثابت یادگیری OFC است و سیگنال تقویتی ورودی r_0 توسط معادله (۸) محاسبه می شود:

$$r_0 = \begin{cases} \max(e_a - r, 0) - e_0 & \text{if } r \neq 0 \\ \max(e_a - e_0, 0) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

قوانین یادگیری آمیگدال و اوریتو فرانتال بسیار شبیه هم است. با این تفاوت که وزن اوریتو فرانتال w ، در هر دو مسیر افزایش و کاهش، تغییر می کند و نقش یک بازدارنده مناسب را دارد. خروجی نهایی e با معادله (۹) و از تفریق خروجی های گره a و گره o حاصل می شود.

$$e = e_a - e_o \quad (9)$$

مدل BEL با سیگنال های تقویتی و پاداش، کنترل می شود. در این پژوهش از BEL برای بالا بردن نرخ بازشناسی حالات هیجانی چهره استفاده شد (۱۵).

بهبود کیفیت تصاویر

برای افزایش عملکرد سیستم، کیفیت تصاویر دیتاست، بهبود می یابد. در این مقاله برای افزایش کیفیت تصاویر از اعمال مورفولوژیکی^۱ تصویر استفاده شد. به دلیل افزایش کیفیت تصویر و از بین بردن نویزها از عملیات مورفولوژیکی روی تصاویر استفاده می شود. این عملیات شامل دو عملگر اساسی فرسایش^۲ و اتساع^۳ است. فرسایش عملیات نازک سازی و اتساع عمل ضخیم سازی

1- Morphological
2- Erosion
3- Delation
4- Sobel

در جدول ۱ قسمت الف، ماتریس سوپل G_y و قسمت ب، ماتریس سوپل G_x را نشان داده است. با استفاده از این

شکل ۳- خروجی اعمال فیلترهای نامبرده شده بر تصویر به روش Sobel



ب) تصویر با فیلتر سوپل



الف) تصویر اصلی

شکل ۳، خروجی اعمال فیلتر سوپل را در تصویری از دیتاست JAFFE نشان می‌دهد. سوپل با ایجاد پنجره 3×3 به صورت افقی و عمودی در تصویر توانسته است اجزای چهره را به خوبی مشخص کند.

شکل ۴- استخراج اجزای چهره برای یک تصویر در دیتاست JAFFE



مورد استفاده قرار می‌گیرد و یک روش آماری براساس تجزیه مولفه‌های اصلی است. هدف این روش، کاهش ابعاد، از فضای داده (متغیرهای شناخته شده) به ابعاد حقیقی کوچکتر از فضای مشخصه (متغیرهای مستقل) است. زمانی که همبستگی^۱ قوی بین متغیرهای مشاهده شده وجود داشته باشد از این روش استفاده می‌شود. PCA قادر به انجام یک سری مسائل در دامنه خطی است. این روش به عنوان یک روش کلاسیک معرفی شده است. این تئوری با عنوان کمترین میانگین خطا نیز معرفی می‌شود. کار کلی این روش، مجموعه‌ای از بردارها

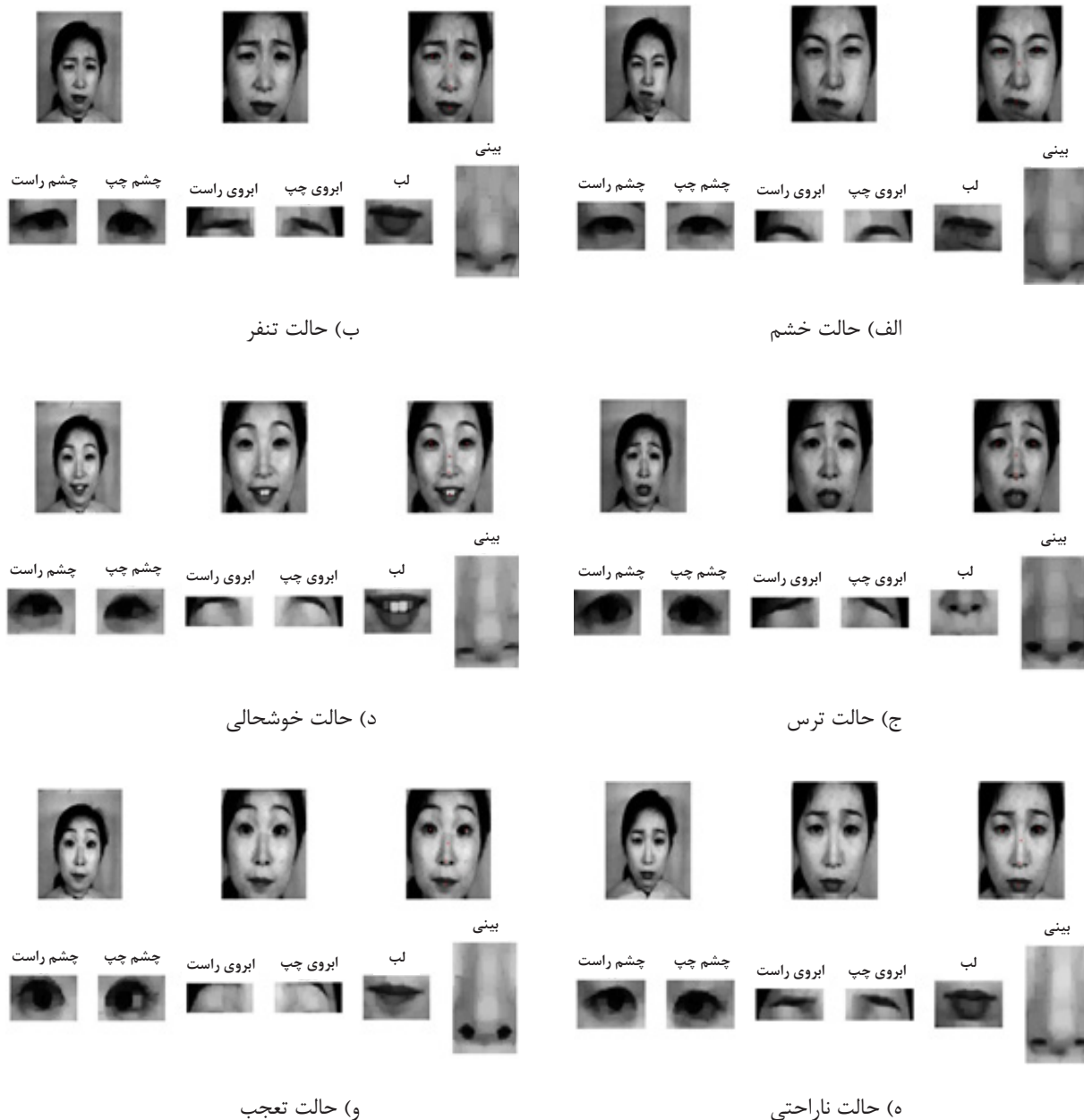
شکل ۴ در تصویری از دیتاست JAFFE نشان می‌دهد اجزای چهره به خوبی با استفاده از تشخیص نقاط مرکزی استخراج شده است. در این شکل می‌توان بینی، ابروی چپ و راست، چشم چپ و راست و دهان را مشاهده کرد. شکل ۵ قطعات جداشده از تصاویر دیتاست JAFFE ارائه شده است.

شکل شماره ۵، اجزای چهره یک نمونه تصویر دیتاست JAFFE، را در شش حالت هیجانی که با استفاده از کد MATLAB، شناسایی شده، نشان داده است.

کاهش ابعاد با استفاده از تجزیه مؤلفه اصلی PCA یکی از موفق‌ترین روش‌ها PCA است که در شناسایی

1- Correlation

شکل ۵- اجزاء چهره در حالت الف (خشم، ب) تنفر، ج) ترس، د) خوشحالی، ه) ناراحتی، و) تعجب



است؛ چراکه یک روش آسان و غیر پارامتریک برای استخراج اطلاعات مرتبط از یک مجموعه داده پیچیده است. بطور کلی کاربرد عمده روش تحلیل اجزای اساسی عبارت است از: کاهش تعداد متغیرها و یافتن ساختار ارتباطی بین متغیرها که در حقیقت همان دسته‌بندی متغیرها است. در نهایت نیز بازسازی مجموعه اصلی انجام می‌گیرد. از کاربردهای این روش، پردازش سیگنال، پردازش

با بیشترین بعد به یک مجموعه از بردارها با کمترین بعد می‌باشد. با توجه به اینکه اغلب درک و شهود فضای چند بعدی دشوار است، روش PCA ابعاد کلیه مشاهدات را بر اساس شاخص ترکیبی و دسته‌بندی مشابه کاهش می‌دهد. این روش یکی از با ارزش‌ترین نتایج کاربرد جبر خطی است که به وفور در کلیه اشکال تحلیلی از علوم شبکه‌های عصبی تا نمودارهای کامپیوتری استفاده شده

درایه‌های این ماتریس میزان ارتباط اجزای چهره در هر حالت از چهره است. در ماتریس ارتباطات، تصویر ورودی بر اساس یادگیری BEL با شش دسته حالات مقایسه می‌شود. میزان تعلق تصویر ورودی به هر دسته از حالات، درایه‌های ماتریس ارتباطات می‌باشد. این بدان معناست که در تصویر ورودی کدام جزء از چهره بیشتر از بقیه میزان تعلق تصویر را به هر حالت مشخص می‌کند. با میانگین‌گیری از کل درایه‌های ماتریس، عدد بیانگر وزن‌های ایجاد شده با BEL، به دست می‌آید. عدد بزرگتر بیانگر تعلق تصویر ورودی به دسته‌ای از حالات است که ماتریس متناظر آن نشان می‌دهد.

یافته‌ها

دیتاست

تهیه یک دیتاست خوب ملزم داشتن تخصص، زمان و آموزش سیستم است. در این پژوهش از دیتاست معروف در زمینه تشخیص حالات چهره JAFFE استفاده شده است. دلیل انتخاب این دیتاست استاندارد بودن آن است. دیتاست JAFFE شامل ۲۱۹ تصویر ۲۵۶ در ۲۵۶ پیکسل از احساسات چهره زنان ژاپنی است و توسط کاماچی^۱ و گیوبا^۲ از دانشگاه کیوشو^۳ تهیه شده است. تعداد تصاویر دیتاست مورد استفاده در این پژوهش ۱۸۰ بود. در شکل ۶، نمونه‌ای از تصاویر این دیتاست در شش حالت نمایش داده شده است (۲۰).

تصویر، تئوری کنترل سیستم و ارتباطات را می‌توان ذکر کرد. این شیوه را با عنوان آنالیز جزئیات اصلی نیز معرفی می‌کنند که به طور گسترده‌ای در شناسایی چهره استفاده می‌شود. محققان به این نتیجه رسیدند که این روش، معمولاً برای فشرده‌سازی متغیرهای درجه دوم مناسب است. این روش برای کاهش ابعاد است و در مرحله استخراج مشخصه‌ها برای کم کردن فضای ابعادی استفاده می‌شود (۱۸، ۱۹).

با استخراج مؤلفه‌های اولیه یا بردارهای شامل مجموعه‌ای از داده، داده‌های تصاویر استخراج داده می‌شود. در این مقاله ماتریس ویژگی‌های استخراج شده دارای ابعاد ۲۰۰×۲۰۰ است. برای حذف داده‌های زائد از الگوریتم تحلیل مؤلفه اصلی استفاده شده است. ابعاد بردارهای ویژگی ۵۰×۵۰ شده است که ۲۵ درصد کاهش ابعاد انجام شده است. تعداد مقادیر ویژه، ۲*۲۵۰۰ بوده است. به دلیل اینکه در این پژوهش حالات چهره برای ما مهم بوده است. با کاهش ابعاد ویژگی جزئیات را حذف نموده و به ویژگی‌های اصلی یا اطلاعات کلی رسیدیم. با استفاده از PCA براساس همبستگی عددی بین (۱+ و ۱-) کاهش ابعاد تصاویر انجام شده و دو بعدی را که به هم شبیه هستند یکی شده‌اند.

ماتریس ارتباطات

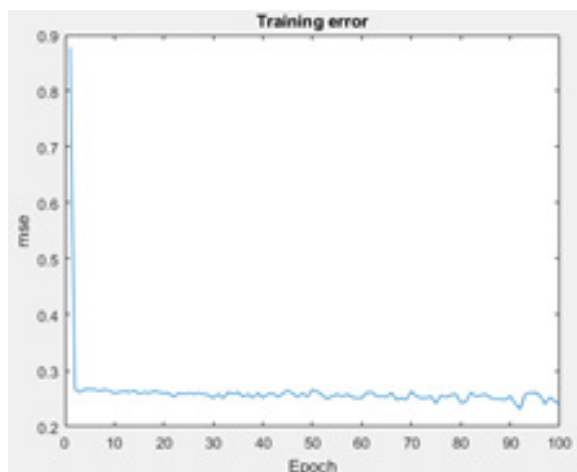
پس از استخراج اجزای چهره و اعمال روش BEL، ماتریس ارتباط و وابستگی اجزا در هر حالت مشخص می‌شود و می‌توان حالات چهره را تشخیص داد.

شکل ۶- نمونه‌ای از تصاویر پایگاه داده JAFFE

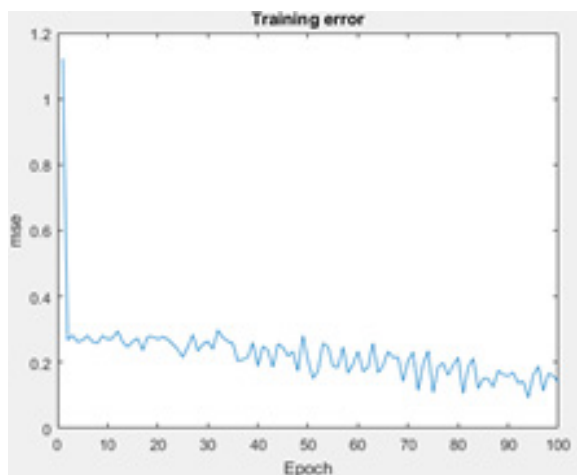


- 1- Kamachi
- 2- Gyoba
- 3- Kyushu

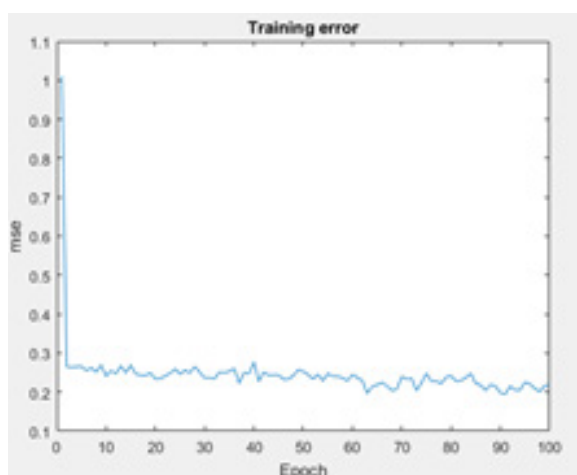
نمودار ۱- دسته ابرو



نمودار ۲- دسته ابرو، چشم



نمودار ۳- دسته ابرو، دهان



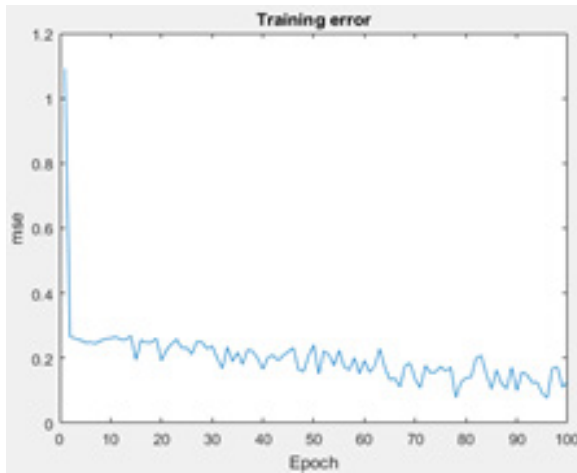
همان‌طور که در شکل ۶ پیداست، شش حالت و به ازای هر حالت تصویر یک فرد نشان داده شده است. در گام اول از مدل پیشنهادی تمامی تصاویر دیتاست با استفاده از نرم افزار MATLAB و دستورات مربوط به فراخوانی تصاویر خوانده شده و سپس وارد مرحله بعد بهبود کیفیت تصاویر شده‌اند.

نتایج مدل یادگیری هیجانی مغز BEL

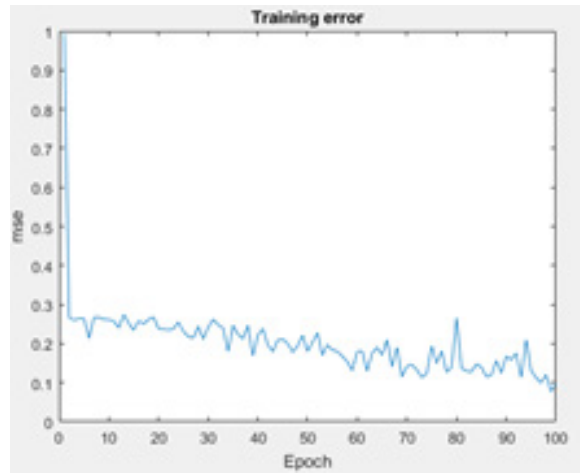
بخش اول شبیه‌سازی، ابتدا فراخوانی تصاویر از دیتاست JAFFE و مرحله دوم استخراج ویژگی‌های چهره از تصاویر است که در مدل پیشنهادی توضیحات داده شده است. بخش دوم، نتایج یادگیری هیجانی مغز است. پس از آموزش مدل BEL میزان ارتباط اجزای چهره با یکدیگر مشخص می‌شود. اجزای اصلی استخراج شده، چشم، ابرو و دهان است. سه ویژگی مهم چهره برای بازشناسی حالات هیجانی ابرو، چشم و دهان می‌باشد. در این پژوهش با ایجاد ماتریس ارتباطی بین این سه ویژگی، ۹ دسته خواهیم داشت. بنابراین مدل شامل ۹ دسته عبارت است از: ۱. دسته ابرو، ۲. دسته ابرو، چشم، ۳. دسته ابرو، دهان، ۴. دسته چشم، ابرو، ۵. دسته چشم، ۶. دسته چشم، دهان، ۷. دسته دهان، ابرو، ۸. دسته دهان، چشم و ۹. دسته دهان می‌باشد.

بیشتر پژوهش‌ها با وجود هر سه ویژگی (چشم، ابرو و دهان) به تشخیص حالات چهره می‌پرداختند. اما در این پژوهش با تشکیل ماتریس ارتباطی و مدل پیشنهادی BEL، می‌توان حتی بدون وجود یک ویژگی مثل چشم راست یا چشم چپ به بازشناسی حالات هیجانی پرداخت. خروجی مدل BEL مشخص می‌کند در هر حالت چهره، اجزای چه میزان با هم ارتباط دارند و ماتریسی حاصل خواهد شد که با میانگین‌گیری، یکی از شش حالت را شناسایی می‌کند. روند یادگیری مدل BEL برای ۹ ارتباط میان اجزای چهره و حالت‌ها در ۹ نمودار نمایش داده شده است. نمودارهای مربوطه محور افقی نمودار تعداد epoch را که در این پژوهش ۱۰۰ و محور عمودی نمودارها با میزان خطای ۰/۰۰۱ در نظر گرفته شده، نشان می‌دهد.

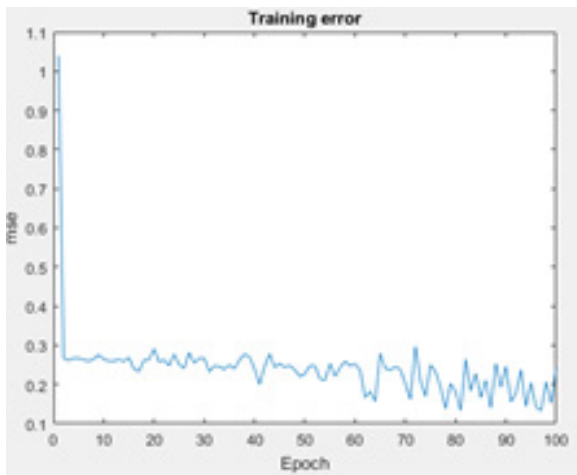
نمودار ۷- دسته دهان، ابرو



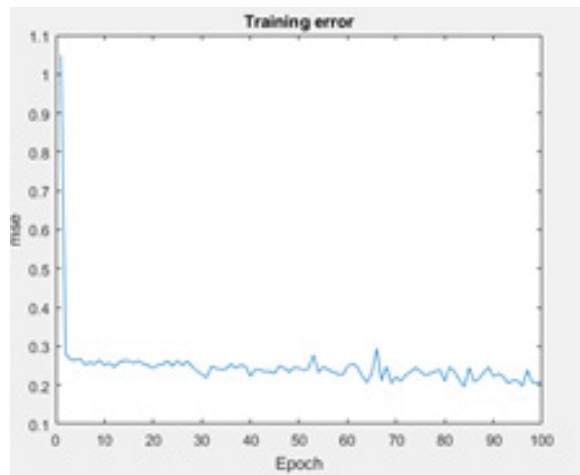
نمودار ۴- دسته چشم، ابرو



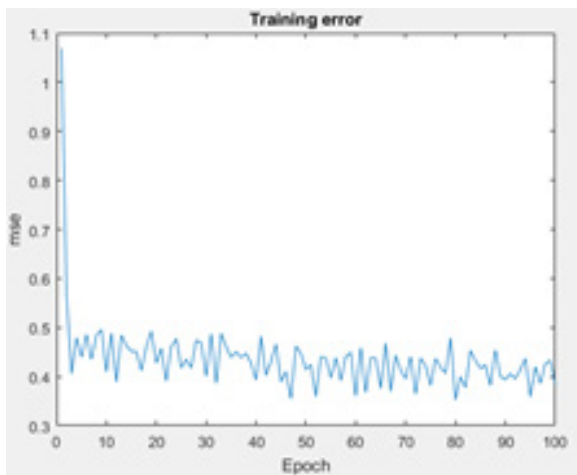
نمودار ۸- دسته دهان، چشم



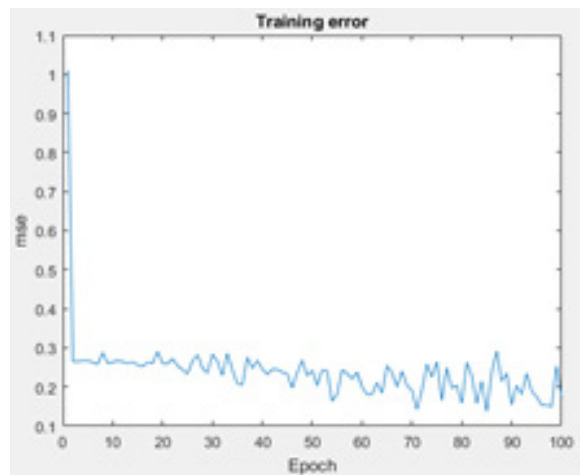
نمودار ۵- دسته چشم



نمودار ۹- دسته دهان



نمودار ۶- دسته چشم، دهان



همانطور که این ۹ نمودار نشان داده است، اجزای چهره به ۹ دسته تقسیم شده و با مدل یادگیری هیجانی مغز آموزش داده شده است. این مراحل یادگیری بر اساس ارتباطات میان اجزای چهره به منظور تشخیص حالات هیجانی چهره است.

نتایج ماتریس ارتباطات

در شکل ۷، ماتریس ارتباطات مربوط به شش حالت چهره نشان داده شده است. تصویر ورودی که به صورت آزمایشی اعمال شده است، تصویر حالت خشم از فرد اول دیتاست JAFFE می باشد. ماتریس های حاصل شده از وزن دهی BEL نشان داده شده اند.

شکل ۷- ماتریس ارتباطات اجزای چهره برای ۶ حالت چهره برای تصویر تست (خشم)

حالت خشم				حالت تنفر			
	دهان	چشم	ابرو		دهان	چشم	ابرو
دهان	۰	۰	۰/۹	دهان	۰/۶	۰/۸	۰/۷
چشم	۰/۸	۰/۴	۰	چشم	۰	۰	۰
ابرو	۰/۹	۰/۹	۰/۳	دهان	۰/۶	۰/۲	۰/۶
میانگین: ۰/۵۵				میانگین: ۰/۳۸			

حالت ترس				حالت خوشحالی			
	دهان	چشم	ابرو		دهان	چشم	ابرو
دهان	۰/۸	۰/۶	۰/۸	دهان	۰/۸	۰/۴	۰/۷
چشم	۰	۰	۰	چشم	۰	۰	۰
ابرو	۰/۵	۰	۰/۵	دهان	۰/۵	۰/۶	۰/۵
میانگین: ۰/۳۵				میانگین: ۰/۴۳			

حالت ناراحتی				حالت تعجب			
	دهان	چشم	ابرو		دهان	چشم	ابرو
دهان	۰/۵	۰	۰/۷	دهان	۰/۶	۰	۰/۵
چشم	۰/۱	۰	۰	چشم	۰/۷	۰	۰
ابرو	۰/۹	۰	۰/۶	دهان	۰/۸	۰/۶	۰
میانگین: ۰/۳۱				میانگین: ۰/۳۵			

همان طور که در شکل ۷ مشاهده می شود ماتریس ارتباطات اجزای چهره بر اساس یادگیری BEL در هر حالت از چهره، بیانگر میزان تعلق هر تصویر به دسته حالت (خوشحالی، ناراحتی، خشم، تعجب، ترس و تنفر) است. در این پژوهش، خروجی ماتریس بین ۱ و ۰ در نظر گرفته شده است. میزان اهمیت ابرو دو برابر چشم قرار گرفته شده است. با ایجاد ماتریس ارتباطات بین ابرو، چشم و دهان برای هر ماتریس، میانگین گرفته شده و تعلق تصویر

حالت خشم فرد به عنوان تصویر تست به دسته حالات مشخص می شود.

سیستم پیشنهادی به درستی حالت خشم را بر اساس مقدار میانگین ماکزیم نسبت به سایر ماتریس حالت ها تشخیص داده است. این مقدار برای این حالت، ۰/۵۵ به دست آمده است. در مقاله حاضر با استفاده از مدل BEL ارتباط اجزای اصلی چهره بررسی شده و حالت هیجانی چهره تشخیص داده می شود. اما در پژوهش های دیگر

k-fold تقسیم شد و میانگین ۱۰ مرحله تکرار به عنوان دقت تشخیص ارائه شد.

آزمایش اول: بررسی تأثیر نویز در عملکرد تشخیص حالت چهره

نویزهای گوناگون برای تصویر وجود دارد که میزان عملکرد سیستم را کاهش می‌دهد. در جدول ۲، دو نویز رایج که در این پژوهش در نظر گرفته شده، نشان داده شده است.

کل اجزای چهره با هم برای شناسایی حالت هیجانی چهره تحلیل می‌شود. با استفاده از مدل پیشنهادی و ایجاد ماتریس ارتباطات اگر یکی از اجزای چهره هم وجود داشته باشد می‌توان به شناسایی پرداخت.

ارزیابی مدل پیشنهادی

در این مقاله، برای روش پیشنهادی از دو آزمایش استفاده شد. در آزمایش اول با افزودن نویز به تصاویر، عملکرد سیستم بررسی شد. در آزمایش دوم داده‌ها به روش

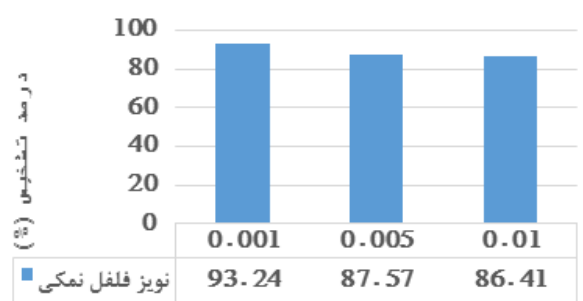
جدول ۲- نویزهای مورد بررسی در این پژوهش (۱۲)

ردیف	نوع نویز	توضیحات
۱	نویز فلفل نمکی	نویز فلفل نمکی نقطه‌هایی در تصویر است که رنگ آن با اطراف آن زیاد فرق می‌کند یا پیکسل‌های صفر و یک در تصویر می‌باشد. البته هرچه این پیکسل‌های صفر و یک یا روشن و خاموش بیشتر باشد تراکم نویز بیشتر است
۲	نویز گوسی	نویز گوسی به سیگنالی گفته می‌شود که در تابع چگالی توان آن یک توزیع نرمال با میانگین صفر باشد به آن نویز سفید گوسی گفته می‌شود

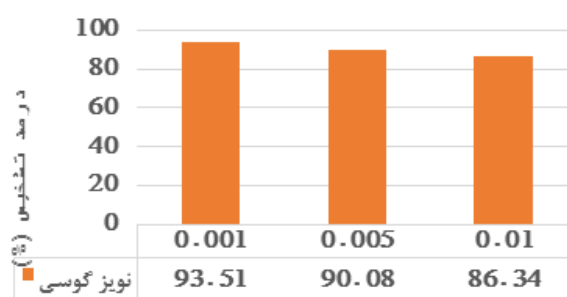
درصد نویز افزوده شده در سه آزمایش است. محور عمودی درصد میزان تشخیص حالات چهره تصاویر دیتاست این پژوهش را نشان می‌دهد.

در نمودار ۱۱ و ۱۰ می‌توان درصد تشخیص حالت چهره را بر اساس میزان حضور این دو نویز دید. نمودار اول مربوط به بررسی حضور نویز فلفل نمکی است و نمودار دوم حضور نویز گوسی را بررسی می‌کند. محور افقی

نمودار ۱۰- بررسی میزان تشخیص حالت چهره در حضور نویز فلفل نمکی در دیتاست JAFFE



نمودار ۱۱- بررسی میزان تشخیص حالت چهره در حضور نویز گوسی در دیتاست JAFFE



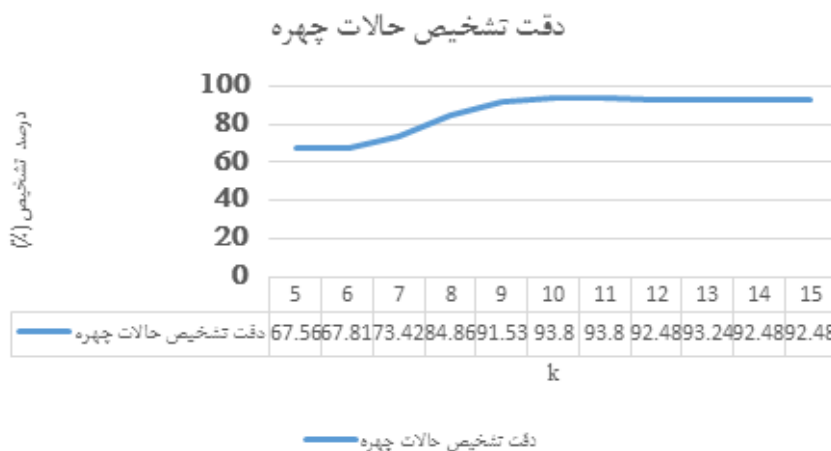
همان طور که در نمودار ۱۰ مشاهده می شود، با افزایش درصد نویز فلفل نمکی اعمال شده، میزان تشخیص حالات چهره کاهش می یابد. نویز فلفل نمکی با اضافه نمودن پیکسل های صفر و یک به تصویر سبب تغییر توزیع شدت روشنایی در تصویر شده، سبب می شود دقت سیستم کاهش یابد. همان طور که در نمودار ۱۱ مشاهده می شود، با افزایش میزان نویز سفید گوسی، میزان تشخیص حالات چهره کاهش یافته است. دلیل این امر تخریب تصویر و افزایش داده های زائد در مرحله استخراج ویژگی می باشد که از

دقت تشخیص می کاهش.

آزمایش دوم: روش K-fold

در این نوع تقسیم، داده ها به $k-1$ دسته آموزش و ۱ دسته آزمایش تقسیم می شوند. در این پژوهش ارزیابی به ازای $k=5$ تا $k=15$ انجام شده است و دقت نهایی سیستم از میانگین تمامی مراحل به دست می آید. در نمودار ۱۲ نتیجه سیستم یادگیری هیجانی مغز مشاهده می شود. همان طور که نشان داده شده است در $k=11$ بهترین دقت برای سیستم پیشنهادی به دست آمده است.

نمودار ۱۲- ارزیابی سیستم پیشنهادی برای دیتاست JAFFE



در حالت خشم با درصد خطای $1/88$ درصد با حالت ناراحتی وجود دارد. در حالت ترس و تعجب با $96/57$ درصد تشخیص داده شده ولی هر دو با احتمال خطای $3/43$ درصد که با حالت خوشحالی شناسایی شود، وجود دارد. بطوریکه تشخیص حالت خوشحالی در این روش ارزیابی k -fold در مدل پیشنهادی BEL از دقت کمتر برخوردار است. به نحوی که $7/84$ درصد احتمال تشخیص خطا با حالت تنفر وجود دارد.

مقایسه روش پیشنهادی با دسته بند ماشین بردار پشتیبان (SVM)

در این پژوهش از مدل SVM خطی استفاده شده و با همان تعداد تصاویر به SVM داده شده تا بتواند نقش مدل رقیب را داشته و با مدل پیشنهادی قابل مقایسه باشد. در نمودار ۱۳ نمودار مقایسه دسته بندهای یادگیری هیجانی

در نمودار ۱۲، به ازای تکرارهای مختلف آزمایش سیستم برای دیتاست JAFFE، میزان دقت در هر مرحله نشان داده شده است. آزمایشات به ازای k برابر ۵ تا ۱۵ انجام شده است. مشاهده می گردد که در k برابر ۱۱ عملکرد سیستم در بهترین حالت قرار دارد. به ازای k برابر با ۱۱ میزان دقت تشخیص حالات چهره $93/80$ درصد به دست آمده است.

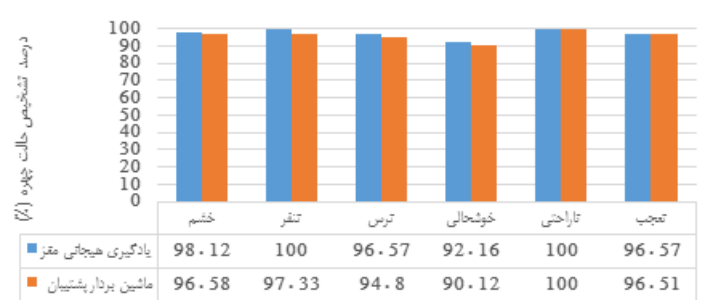
در حالت کلی پس از محاسبات و انتخاب k -Fold، به ازای k برابر ۱۱ جدول ۳ جهت مقایسه حالت ها محاسبه شده است. ستون اول جدول حالات چهره و سطر اول جدول، حالت تصویر آزمایشی را نشان می دهد.

همانگونه که در جدول ۳ دیده می شود، حالت تنفر و ناراحتی با دقت 100 درصد تشخیص داده می شود. در سایر حالات این دقت با درصدی خطا مواجه شده است.

جدول ۳- آزمایش سیستم با 11-fold در دیتاست JAFFE

دیتاست JAFFE	خشم	تنفر	ترس	خوشحالی	ناراحتی	تعجب
خشم	۹۸/۱۲٪	۰	۰	۰	۰	۰
تنفر	۰	۱۰۰٪	۰	۷/۸۴٪	۰	۰
ترس	۰	۰	۹۶/۵۷٪	۰	۰	۰
خوشحالی	۰	۰	۳/۴۳٪	۹۲/۱۶٪	۰	۳/۴۳٪
ناراحتی	۱/۸۸٪	۰	۰	۰	۱۰۰٪	۰
تعجب	۰	۰	۰	۰	۰	۹۶/۵۷٪

نمودار ۱۳- مقایسه دسته‌بند SVM و BEL برای تشخیص حالات چهره در دیتاست JAFFE



استفاده شده است. سیستم لیمبیک، مسئول محرک‌های هیجانی است. تا این هنگام، پژوهشی در زمینه بازشناسی حالات هیجانی چهره با استفاده از سیستم لیمبیک انجام نشده است. لذا می‌توان ایده تحقیق حاضر را در استفاده از روش BEL، نو خواند.

مدل پیشنهادی BEL، روی دیتاست JAFFE انجام و دقت روش پیشنهادی مورد آزمون قرار گرفت. بازشناسی حالات هیجانی برای شش حالت با نرخ بالایی انجام و در حالات ناراحتی و تنفر با نرخ شناسایی صد درصد، نسبت به سایر حالات شناسایی شد. در حالت خشم، تعجب و ترس مدل BEL با دقت بالای ۹۶ درصد و با احتمال خطای پایین‌تر از ۴ درصد به شناسایی حالات هیجانی چهره پرداخته است. نتایج روش BEL در این دیتاست نشان می‌دهد، حالت هیجانی خوشحالی، بیشتر از بقیه حالات با دقت تشخیص کمتر و احتمال خطای ۷/۸۴ درصد شناسایی می‌شود.

برای ارزیابی، مدل پیشنهادی با مدل معروف و کارای SVM مقایسه شد. تحلیل خروجی اطلاعات به این نتیجه رسید که مدل BEL دارای دقت شناسایی بالاتر

مغز (BEL) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای دیتاست مشاهده می‌شود.

نمودار ۱۳، هر دو روش یادگیری هیجانی مغز و ماشین بردار پشتیبان در دیتاست JAFFE را نشان می‌دهد که برای تشخیص حالت ناراحتی از دقت صد درصدی برخوردار است. در صورتیکه هر دو روش در حالت خوشحالی نسبت به سایر حالات با دقت کمتری شناسایی می‌شود. میزان دقت تشخیص برای هر شش حالت چهره بررسی شده در این پژوهش با مدل BEL، بیشتر از مدل SVM بود.

نتیجه‌گیری

تاکنون روش‌های گوناگون چون کدگذاری، HMM، KNN، و SVM برای دسته‌بندی و بهبود عملکرد دسته‌بندی تصاویر استفاده شده است. اما هر یک با خطاهایی همراه بوده است. در این مقاله واکنش حالات چهره با تمرکز بر اجزای ابرو، چشم و دهان منعکس می‌شود. برای آشکارسازی حالت هیجانی از روش دسته‌بندی BEL (الهام گرفته از سیستم لیمبیک)،

درمان بیماری‌های روحی و روانی، افسردگی و اوتیسم استفاده کنند.

است و نتیجه بهتری در شناسایی حالات هیجانی چهره به دست می‌دهد. دانشمندان سعی می‌کنند با مدل سازی رایانه‌ای از حالت‌های هیجانی چهره برای تشخیص و

دریافت مقاله: ۹۶/۸/۲۲؛ پذیرش مقاله: ۹۶/۱۲/۱۸

منابع

1. Martinez A, Du S. A model of the perception of facial expressions of emotion by humans: Research overview and perspectives. *Journal of Machine Learning Research*. 2012;13(May):1589-608.
2. Darwin C, Prodger P. *The expression of the emotions in man and animals*: Oxford University Press, USA; 1998.
3. Damasio AR. *Descartes' Error: Emotion, Reason, and the Human Brain*. 1994.
4. Wilbur RB. Nonmanuals, semantic operators, domain marking, and the solution to two outstanding puzzles in ASL. *Sign Language & Linguistics*. 2011 Jan 1;14(1):148-78.
5. Praseeda Lekshmi V, Sasikumar M, Naveen S, editors. Analysis of facial expressions from video images using PCA. IEEE Conf; 2008.
6. Murthy G, Jadon R. Effectiveness of eigenspaces for facial expressions recognition. *International Journal of Computer Theory and Engineering*. 2009 Dec 1;1(5):638.
7. Abdullah M, Wazzan M, Bo-Saeed S. Optimizing face recognition using pca. arXiv preprint arXiv:12061515. 2012.
8. Murtaza M, Sharif M, Raza M, Shah JH. Analysis of face recognition under varying facial expression: a survey. *Int Arab J Inf Technol*. 2013 Jul 1;10(4):378-88.
9. Kumari J, Rajesh R, Pooja K. Facial expression recognition: A survey. *Procedia Computer Science*. 2015 Jan 1;58:486-91.
10. Gholipour A, Lucas C, Shahmirzadi D. Predicting geomagnetic activity index by brain emotional learning. WSEAS AIKED. 2004;3.
11. Mehrabian AR, Lucas C. Emotional learning based intelligent robust adaptive controller for stable uncertain nonlinear systems. *International Journal of Computational Intelligence*. 2005;2(4):1304-4508.
12. Antolines JDR, Rivera JAD. Control based on human emotions: A Survey. *retrieved from gemini udis-trital edu co* on December. 2009.
13. Beheshti Z, Hashim SZM. A review of emotional learning and it's utilization in control engineering. *Int J Adv Soft Comput Appl*. 2010 Jul;2(2):191-208.
14. LeDoux, J. *The emotional brain*. Simon & Schuster. 1998;5: 582-589.
15. Morén J, Balkenius C. A computational model of emotional learning in the amygdala. *From animals to animats*. 2000;6:115-24.
16. Haralick RM, Sternberg SR, Zhuang X. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 1987 Jul(4):532-50.
17. Masters BR, Gonzalez RC, Woods R. Digital image processing. *Journal of biomedical optics*. 2009;14(2):029901.
18. Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*. 1987 Aug 1;2(1-3):37-52.
19. Woods K, Kegelmeyer WP, Bowyer K. Combination of multiple classifiers using local accuracy estimates. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 1997 Apr;19(4):405-10.
20. Shih FY, Chuang C-F, Wang PS. Performance comparisons of facial expression recognition in JAFFE database. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. 2008 May;22(03):445-59.
21. Boyat AK, Joshi BK. A review paper: noise models in digital image processing. arXiv preprint arXiv:150503489. 2015.