Advances in Cognitive Science
Vol. 21, No. 1, 2019

فصلنامه تازه‌های علوم شناختی
سال ۲۱، شماره۱، بهار ۱۳۹۸

بازشناسی چهره با استفاده از مدل بهبود یافته HMAX

ناهید صفری سید آبادی*
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: سیستم شناسایی چهره، یک سیستم بیومتریک است که با استفاده از روش‌های هوشمند اتوماتیک، هویت انسان را بر اساس ویژگی های فیزیولوژیکی تشخیص می دهد و تایید می‌کند. هدف از این پژوهش، بهره گیری از مدل HMAX بهبود یافته برای بازشناسی چهره است. HMAX مدل بایولوژیکی الهام گرفته از سیستم بینایی انسان است. در این مقاله برای بهبود عملکرد مدل HMAX از اتوماتای یادگیر، بهره گرفته شده است. اتوماتا، دارای پارامترهای آزاد الفا و بتا است، قدرت پیشگویی در محیط‌های غیر قطعی را دارد و برای بالا بردن نرخ بازشناسی چهره انسان، به کار می‌آید. **روش:** ورودی مدل پیشنهادی، دیتا با استاندارد FEI، شامل تصاویر ۲۰۰ فرد اهل برزیل است. پس از خواندن تصاویر با دستورات نرم افزار MATLAB، تصاویر خوانده شده وارد مرحله استخراج ویژگی می‌شود. استخراج ویژگی با فیلترهای مدل HMAX انجام می‌شود. برای محاسبه نرخ بازشناسی چهره، ویژگی‌های استخراج شده با مدل HMAX، دسته بندی می‌شود. پارامترهای مدل HMAX، با اتوماتای یادگیر تعیین می‌شود. HMAX، مدل سلسله مراتبی با ساختار چهار لایه‌ای S_1, C_1, S_2, C_2 برای تشخیص ویژگی‌های ریز تصاویر است. به دلیل نمایش کارایی مدل پیشنهادی، مدل HMAX بهبود یافته با مدل رقیب الگوریتم Genetic، مقایسه شده است. **یافته‌ها:** نتایج تحلیل دیتا ست، نرخ بازشناسی چهره را ۹۴/۰۸ درصد نشان داده است. **نتیجه‌گیری:** با توجه به نتایج این پژوهش مدل HMAX بهبود یافته، نرخ بازشناسی چهره را با دقت بالاتری نسبت به الگوریتم Genetic، نشان داد.

واژه‌های کلیدی: مدل سلسله مراتبی *HMAX*، بیومتریک، تشخیص چهره، یادگیری اتوماتا

***نشانی تماس:** گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی فومن و شفت
رایانامه: Safarin000@gmail.com

Face Recognition Based on Hierarchical Model and X (HMAX)

Nahid Safari Seyyedabadi *
MSc student, Software Department, Fouman&Shaft Islamic Azad University
Sara Motamed
Department of Computer Science, Faculty member, Fouman&Shaft Islamic Azad University

Introduction: The Face Detection System is a biometric system which applies smart automatic methods to detect and/or verify a person's identity based on physiological features. The current study aims to use the improved HMAX model for face recognition. HMAX is a biological model inspired by the human vision system. Hence, to improve the function of HMAX model we used learning automata as it has free parameters of Alpha and Beta. Learning automata is able to predict in uncertain environments and is applied to increase the rate of human face recognition. **Method:** In this study used the standard FEI dataset as the input of the proposed model which incorporates 200 photos of Brazilian people. When the photos are read by the MATLAB software commands, they enter the phase of feature extract which is done through HMAX model filters. To measure the rate of face detection, all the extracted characteristics are categorized. The HMAX model parameters are determined through learning automata. HMAX is a hierarchical model with a four-layered system of C2,S2,C1,S1 for recognizing the fine features of photos. Moreover, we compared the improved HMAX model with the Genetic algorithm to demonstrate the efficiency of the proposed model. **Results:** The results of dataset analyses show a 94.08 percent of face detection. **Conclusion:** So, we conclude that the face detection rate in the improved HMAX is more than the Genetic algorithm.

Keywords: *hierarchical HMAX model, Biometric face detection, learning automata*

*Corresponding Author:
Email: Safarin000@gmail.com

مقدمه

بیومتریک‌ها[1]، مشخصه‌های منحصر به فرد و قابل اندازه‌گیری برای شناسایی هویت افراد هستند. مشخصه‌های بیومتریک به دو دسته اصلی تقسیم می‌شوند: ۱. مشخصه‌های فیزیولوژی: برای اندازه‌گیری مشخصات فیزیکی خارجی ۲. مشخصه‌های رفتاری: برای اندازه گیری و شناسایی رفتارهای یادگیری شده. در این مقاله از بیومتریک چهره، بهره گرفته شده است. چهره نقش اساسی در شناسایی افراد و نمایش احساسات آنها در سطح جامعه دارد. بازشناسی چهره نسبت به دیگر روش‌های بیومتریک مانند تشخیص اثر انگشت و عنبیه، مزایایی دارد. طبیعی و غیر قابل بروز بودن این نوع بازشناسی، مهم ترین مزیت بازشناسی چهره است که می‌تواند در هر فاصله‌ای گرفته و پوشش داده شود. بنابر این در مطالعات علوم شناختی، اعصاب و روان‌شناسی اجتماعی، ضروری است.

بازشناسی چهره از قدرتمندترین تکنولوژی‌های بیومتریک در پیشرفت‌های دستگاه‌های عکس برداری، ذخیره سازی حجم بسیار تصاویر در حافظه یا وب و افزایش امنیت است. روی چهره، کارهای بسیار مانند روش‌های مبتنی بر آگاهی، روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های نامتغیر چهره، روش های مبتنی بر تطبیق الگو، روش‌های مبتنی بر ظاهر، روش‌های مبتنی بر ویژگی، روش‌های مبتنی بر قالب و اخیراً روش‌های مبتنی بر مدل، انجام شده است(۱-۴). این پژوهش با بهره‌گیری از تکنیک‌های پردازش تصویر و ترکیب آن با روش‌های دیگر، دنبال یافتن شناسه فرد از روی تصاویر چهره می‌باشد.

تصویر چهره دارای چالش‌های بسیار مانند نور محیط، نوع دوربین، دوری و نزدیکی به دوربین، نویز در تصاویر و غیره است. بهره گیری از روش‌هایی که به اندازه تصویر چهره وابسته نبوده و نسبت به نویز پایدار باشد در شناسایی فرد از روی چهره اهمیت بسیار دارد. پژوهشگرانی مانند صمد[2]، مینگ‌شان‌یانگ[3]، آرواش بکشی[4] و سندیپ مشراو[5] در مقالات خود به موضوع تشخیص چهره پرداخته‌اند(۵-۸).

در این مقاله از مدل سلسله مراتبی HMAX، بهره گرفته شده است. از نظر بازشناسی الگو، مدل HMAX[6]، مدل استخراج ویژگی از تصویر است. ویژگی‌هایی که این مدل از تصاویر استخراج می‌کند، نسبت به تغییر موقعیت و مقیاس اشیاء در تصاویر، مقاوم هستند. در مرحله یادگیری مدل HMAX، تعداد زیادی از قسمت‌های تصاویر در اندازه های گوناگون که "تکه"، نامیده می‌شود در موقعیت‌های تصادفی از مجموعه‌های تصاویر آموزشی استخراج می‌شود. مدل HMAX با وجود دقت بالا به دلیل پیچیدگی محاسبات و مقایسه پیکسل‌ها دارای سرعت بالا نیست. در این مقاله، پیشنهادی برای غلبه بر این مسأله با استخراج نواحی مشکوک در فریم‌ها، حجم این مقایسه پیکسلی به مقدار قابل توجهی کاهش یافته است. این روش، ویژگی‌های ریز تصویر را هم به خوبی استخراج می‌کند(۹).

روش HMAX به دلیل آنکه در برابر تغییرات اندازه چهره در تصویر و دوری و نزدیکی تصویر مقاوم است در زمینه شناسایی چهره کاربرد فراوان دارد. با توجه به گوناگونی اندازه و ویژگی های تصاویر چهره، طول ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر نیز متغیر است. پژوهشگرانی مانند ماکسیمیلان ریزنهوبر[7]، هوانگ[8]، وانگ و دنگ[9] و تریوود[10] در مقالات خود از مدل HMAX در تشخیص چهره بهره گرفته‌اند(۱۰-۱۳). در این پژوهش برای بالا بردن نرخ بازشناسی چهره از مدل بهبود یافته HMAX و برای بهینه کردن مدل HMAX از الگوریتم یادگیری[11] اتوماتا بهره گرفته شد. زیرا اتوماتا دارای پارامترهای آزاد آلفا و بتا بوده، قدرت پیشگویی در محیط‌های غیر قطعی را دارد و دارای خاصیت یادگیری است. برای بالا بردن قابلیت پیشگویی و بازشناسی تصادفی در انتخاب پارامترهای آزاد از روش یادگیری اتوماتا، بهره

1- Biometric
2- Samad
3- Ming shuan yang
4- Urvashi Bakshi
5- Sandip Mishra
6- Hierarechical Model and X
7- Maximilian Riesenhuber
8- Huang
9- Wang & Deng
10- Theriault
11- Learning Automata

گرفته شد. نتایج پیاده سازی نشان داد این روش، نرخ بازشناسی را بالا برده و عملکرد سیستم تشخیص چهره را بهبود می بخشد.

۲. بیومتریک چهره

انسان‌ها معمولا بیش از هر روش بیومتریک از تشخیص چهره برای شناخت و شناسایی همدیگر بهره می‌برند. ادراک چهره، جنبه‌های گوناگون مانند درک حالت چهره، درک وضعیت و موقعیت چهره، تشخیص هویت از روی چهره، دنبال کردن چهره و غیره را شامل می‌شود. تشخیص چهره و محل آن در تصویر، اولین گام برای کاربردهای ادراکی است. آشکارسازی چهره، تفکیک چهره از دیگر چیزها یا الگوها است. دیگر کارهای ادراکی در مراحل بعد انجام می شود. در بیشتر روش‌های تشخیص چهره از این واقعیت که چهره‌ها کلاس منحصر بفرد از اشیاء دارند، بهره گرفته می شود. به این معنا که چهره ها دارای ساختار مشابه هستند و اجزای چهره همواره مشابه چیده شده و ارتباط مکانی مشخص دارند. اما کلاس چهره ها دارای دامنه گسترده از تغییرات درون کلاسی است که یافتن یک روش[1] ارائه مناسب برای چهره که توانایی در بر گرفتن این تغییرات را داشته باشد، دشوار است.

ویژگی‌های چهره عبارت است از:

- ویژگی‌های ظاهری، شامل مختصات اجزاء چهره، مانند چشم‌ها، بینی، حلقه‌ها، بافت‌ها و نواحی گوناگون ظاهر چهره.
- ویژگی‌های جبری که هر تصویر به صورت یک ماتریس تلقی می‌شود.
- ویژگی‌های آماری نقاط تصویر با توجه به دو بعدی بودن تصاویر و در نظر گرفتن نقاط تصویر به صورت داده‌های آماری. می‌توان از مشخصات آماری نقاط برای توصیف تصویر بهره برد.

در بازشناخت تصویر چهره، تصویر ورودی با توجه به اطلاعات موجود در بانک اطلاعاتی، شناسایی می‌شود. این بانک شامل مشخصاتی از تصویر چهره افراد شناسایی شده است. بازشناخت چهره، استفاده‌های فراوانی در شناسایی بذهکاران، سیستم‌های امنیتی و غیره دارد که به دلیل کاربردهای فراوان در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است. بازشناخت چهره در دو مرحله انجام می‌شود: ۱. موقعیت و حدود چهره از تصویر دارای اشیاء و زمینه‌های گوناگون. ۲. از چهره مشخص شده در تصویر، ویژگی‌های لازم استخراج شده و بازشناخت انجام می‌شود(۱۴-۱۷).

۳. مدل پیشنهادی

مدل پیشنهادی در این پژوهش HMAX بهبود یافته سلسله مراتبی مبتنی بر سیستم بینایی مغز انسان است. این مدل از چند میلی ثانیه اول بینایی مغز انسان که معمولاً از یک سیستم سلسله مراتبی استفاده می‌شود، پیروی می‌کند. جریان اطلاعات در قشر بینایی به دو مسیر تقسیم می شود که عبارتند از:

- گذرگاه شکمی مسئول دیدن وشناسایی چیزها.
- گذرگاه پشتی مسئول دیدن چیزها در فضای دینامیکی.

همان گونه که بیان شد، شناسایی چیزها در قشر بینایی از راه گذرگاه بینایی شکمی انجام می‌شود. این گذرگاه، زنجیره‌ای از مراحل عصبی متصل است که از شبکیه آغاز می‌شود و از هسته خمیده جانبی قشر تالاموس به قشر اولیه بینایی (V_1) می‌رسد. سپس از بخش‌های مختلط بینایی،V_4,V_2 به منطقه نهایی شکمی جلو قشر تمپورال و IT ارسال می‌شود و از IT به قشر فرونتال، PFC منتقل می‌شود. این بخش با حافظه و درک و عمل در ارتباط است. در نهایت، دیدن و شناسایی انجام می‌شود. مدل HMAX شامل چهار لایه است که از واحدهای ساده S و پیچیده C تشکیل شده‌اند. این واحدها، پیاده‌سازی ناحیه‌های گوناگون قشر بینایی انسان و برخی حیوانات‌اند.

برای مثال واحدهای ساده S_1 و واحدهای پیچیده C_1، نورون‌های موجود در ناحیه V_1 قشر بینایی واحدهای S_2 و C_2 نیز نورون‌های موجود در ناحیه‌های بالاتر از V_1 را پیاده‌سازی می‌کنند. با وجود دقت و سرعت بالا در مدل HMAX، این مدل زمان بسیاری صرف انجام محاسبات

1- Representation

می‌کند. این پژوهش به دنبال یافتن روش مناسب برای حل این چالش و بهبود عملکرد مدل HMAX بود. تاکنون پژوهشی روی مدل بهبود یافته HAMX توسط اتوماتای یادگیر صورت نگرفته بود. این پژوهش، مدلی برای بهینه سازی HMAX ارایه می‌کند.

در این پژوهش برای بالا بردن قابلیت پیشگویی و قدرت بازشناسی تصادفی در انتخاب پارامترهای آزاد از روش یادگیری اتوماتا، بهره گرفته شد. زیرا اتوماتا با جست و جوی ژرف و پیشگویی در محیط‌های غیر قطعی، پارامترهای HMAX را بهینه ساخته، نرخ بازشناسی را بالابرده و به بهبود عملکرد مدل HMAX انجامیده است. در این روش، نخست تصاویر پایگاه داده دریافت شد. با بهره‌گیری از روش تعدیل هیستوگرام، کیفیت تصاویر بهبود می‌یابد. سپس لبه‌های چهره در تصاویر با روش استخراج لبه "سوبل"، استخراج می‌شود. در فیلتر سوبل، دو ماسک عمودی و افقی وجود دارد. ماسک سوبل افقی، بیشتر لبه های افقی را مشخص می‌کند. ماسک سوبل عمودی، لبه‌های عمودی را مشخص می‌کند.

یکی از ایده‌های این پژوهش، انتخاب پیکسل‌های مشکوک در فریم‌ها و وزن‌دهی به آنها با مقایسه فریم‌ها است. وزن‌دهی به فریم‌ها در صحنه شلوغ و پر رفت و آمد، افراد و اشیاء در حال گذر را از اشیاء ثابت تفکیک می‌کند. با این ایده، تنها نواحی مشکوک به وجود ویژگی‌های مفید تصویر برای شناسایی در اختیار HMAX قرار می‌گیرد. این کار، پردازش‌های بی‌مورد را کاهش و سرعت و دقت تشخیص را افزایش می‌دهد. این کار، لبه‌های مهم تصاویر چهره را مشخص می‌کند.

در یادگیری ماشین و تشخیص افراد باید دو دسته آزمایش وجود داشته باشد. به همین دلیل ۷۰ درصد تصاویر برای آموزش و ۳۰ درصد تصاویر برای آزمایش قرار داده می‌شود. در نهایت داده‌های استخراج شده به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم می‌شود. تصویر چهره با روش HMAX بلوک‌بندی شده و پارامترهای آن با نتایج اتوماتا تنظیم می‌شود. تصاویر افراد با یکدیگر مقایسه شده و چهره افراد شناسایی می‌شود. در پایان، عملکرد سیستم ارزیابی می‌شود.

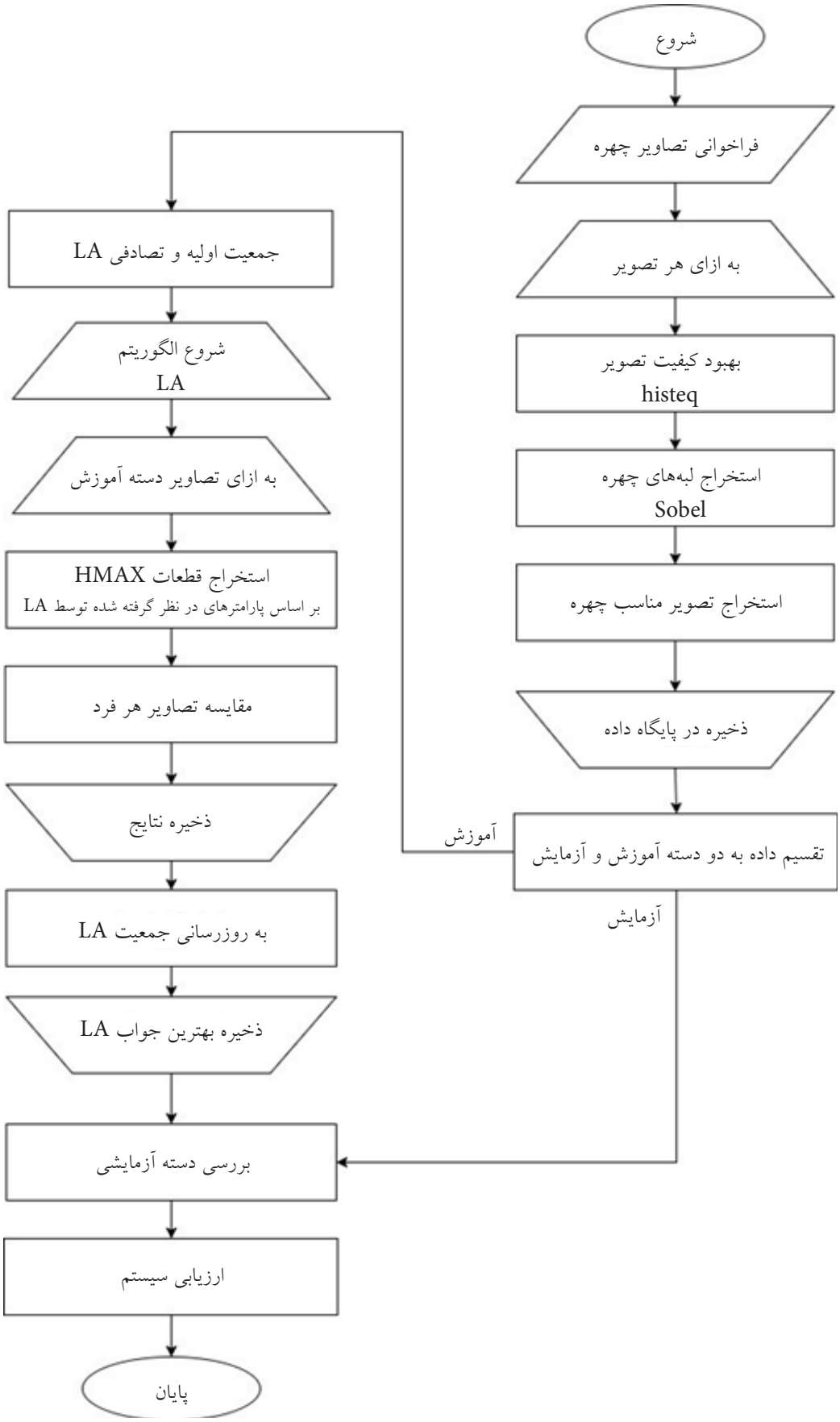
در شکل ۱ روند اجرایی پژوهش نشان داده شده است. هر یک از بلوک‌ها در محیط برنامه نویسی MATLAB کدنویسی و آزمایش شد. دو الگوریتم HMAX و LA بصورت توابعی آماده و با پارامترهای در نظر گرفته شده در سیستم پیشنهادی، آزمایش شد. هدف آزمایش‌ها، بررسی درصد تشخیص چهره در مدل HMAX و تاثیر الگوریتم LA برای افزایش بهبود عملکرد سیستم HMAX بود.

۳-۱. مدل HMAX

سیستم از یک مدل استاندارد شناسایی اشیاء، الهام گرفته از سیستم مغز انسان، بهره می‌برد. این مدل از سوی بیشتر متخصصان علوم اعصاب، پذیرفته شده است. این مدل از چند صد میلی ثانیه اول بینایی مغز انسان که معمولاً از یک سیستم سلسله مراتبی استفاده می‌شود، پیروی می‌کند. این روش، HMAX نامیده شده است. روشی نو در تهیه بردار خصوصیات. در این روش با استفاده از یکسری داده‌های آموزشی، بردار خصوصیات C_2 محاسبه و ذخیره می‌شود. برای یک تصویر ورودی، مجموعه خصوصیات محاسبه می‌شود. این خصوصیات با بهره‌گیری از تصاویر و داده‌های آموزشی حاصل و بردار خصوصیات، محاسبه می‌شود . این بردار، نسبت به اندازه و مقیاس، مقاوم است.

عملیات یادگیری شامل تشخیص جهت‌های کوچک بود. در نتیجه، بیشتر تغییرها در بخش‌های پایین‌تر قشر بینایی یعنی در سطوح V_1, V_2 یا V_4 اتفاق می‌افتد. احتمال دارد سرعت تغییرات در بخش‌های بالاتر قشر بینایی، بالاتر از سرعت تغییرات در قشر پایین‌تر باشد. مدل پیشنهادی شامل چهار واحد است. واحدهای ساده S و واحدهای پیچیده C. دو نوع محاسبه به طور متناوب در بین واحدها اعمال می‌شود که عبارتند از: عملگر ترکیب خطی و عملگر MAX غیرخطی (برای یافتن قویترین پاسخ در بین پاسخ‌ها). در واحد ساده(S_1)، تصاویر ورودی با فیلترهای گابور و گوسین برای نمونه‌برداری از تصاویر، کانوالو شده است.

شکل ۱- بلوک دیاگرام مدل پیشنهادی



پاجیو و رایسن هوبر(۱۸)، مدلی برای شناسایی در قشر بینایی پیشنهاد و نشان دادند. با بهره‌گیری از مکانیزم ادغام روی تصاویر و اعمال عملگر MAX ، می‌توان مشخصه‌های مقاوم نسبت به شی را به دست آورد. آنها همچنین بیان کردند، تنها دو تابع دسته‌بندی شده از واحدها، برای دستیابی به چنین تعادلی موردنیاز است:

– واحدهای ساده S برای ایجاد بهترین خصوصیت شی، عمل ادغام را اعمال می‌کنند. یعنی ورودی‌های همگرا را از واحدهایی که همچون شبکیه سازمان یافته‌اند، دریافت کرده و با انواع محرک‌های هدف، تطبیق می‌دهند. این ورودی‌ها با توابع خاص ترکیب می‌شوند. در نتیجه، خاصیت به گزینی و پیچیدگی محرک‌های هدف در شی افزایش می‌یابد. نورون‌ها با یک تابع تطبیق دهنده در سراسر قشر بینایی قرار دارند. از نظر محاسباتی، مدل تطبیق دهنده‌ای مثل گوسین و گابور، ممکن است در قابلیت تعمیم قشر بینایی، نقش کلیدی داشته باشد و یادگیری قدرتمندتری ایجاد کند.

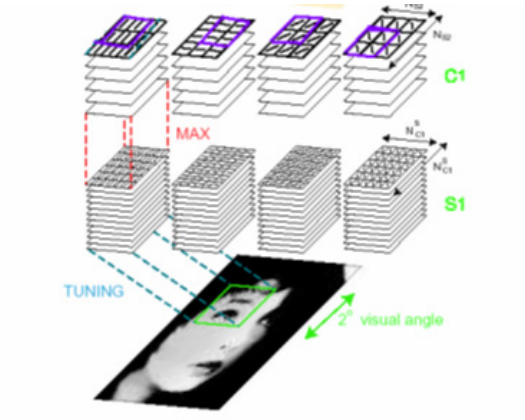
تذکر: کار ترکیب[1] در بینایی رایانه، معادل کار تطبیق[2] الگو بین تصویر ورودی و الگوی ذخیره شده است.

– واحدهای پیچیده C برای دستیابی به مقاومت در برابر تغییرات گوناگون شی، عملگر MAX را روی ورودی‌هایشان اعمال می‌کنند. واحدهای پیچیده C با استفاده از عملگر MAX ، ورودی‌های همگرا از واحدهای S که مشابه شبکیه در چشم تنظیم شده‌اند، دریافت کرده و با محرک‌هایی با جهت‌های یکسان ولی در موقعیت‌ها و مقیاس‌های تقریبا متفاوت، تطبیق می‌دهند. در نتیجه، با استفاده از این واحدها، مقاومت در برابر تغییرات گوناگون شی همچون مقیاس و انتقال، ایجاد می شود.

محاسبات کلیدی در این مدل در شناسایی شی به ایجاد مقاومت متعادل شی در برابر تغییرات، اشاره دارد. در شناسایی، باید بین اشیاء متفاوت و باکلاس‌های گوناگون شی به طور دقیق تمایز ایجاد کرد. همزمان باید رختگی به خوبی تبدیلات غیرمقاوم (نظیر تغییرات حالت چهره) و یا در بحث دسته‌بندی همچون تفاوت در شکل یک کلاس، مقاومت ایجاد کرد. مشکل اصلی در بحث شناسایی شی، به گزینی و ایجاد مقاومت در برابر تغییرات است. نورون‌ها با یک تطبیق دهنده زنگوله شکل نظیر تابع گوسین در سراسر قشر بینایی قرار می‌گیرند. از نظر محاسباتی، مدل تطبیق دهنده‌ای مثل گوسین، ممکن است در قابلیت تعمیم قشر بینایی، نقش کلیدی داشته باشد.

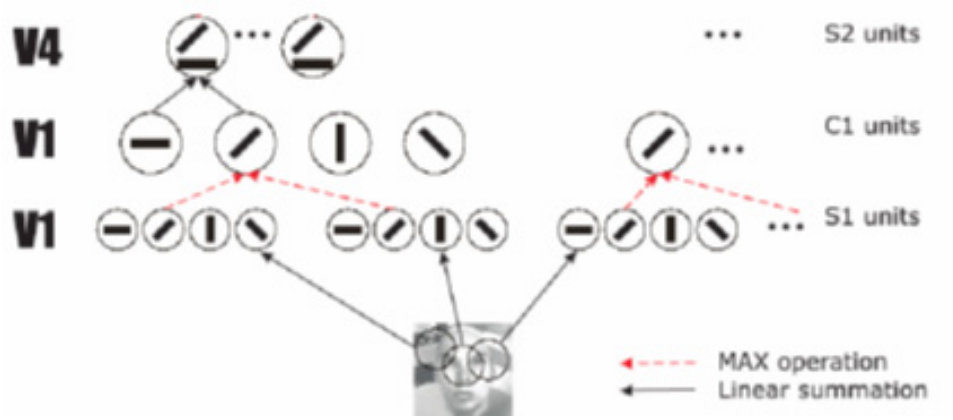
نتایج آزمایش‌های گوناگون نشان داده برای انواع نمونه‌های آموزشی، شبکه‌هایی که فعالیت چندین واحد تطبیق دهنده را با استفاده از مدل گوسین ترکیب می‌کنند، طرح یادگیری قدرتمندی ایجاد می‌کنند(۲۰،۱۹).

شکل ۲- تعداد k بسته (patches) pi = 1,...,k **با اندازه‌های مختلف *ni* × *ni* به ازای هر جهت به چهره تصادفی از نتایج (C_1) در تمام تصاویر آموزشی، استخراج می‌نماید (۲۰)**



1- Tuning
2- Template Matching

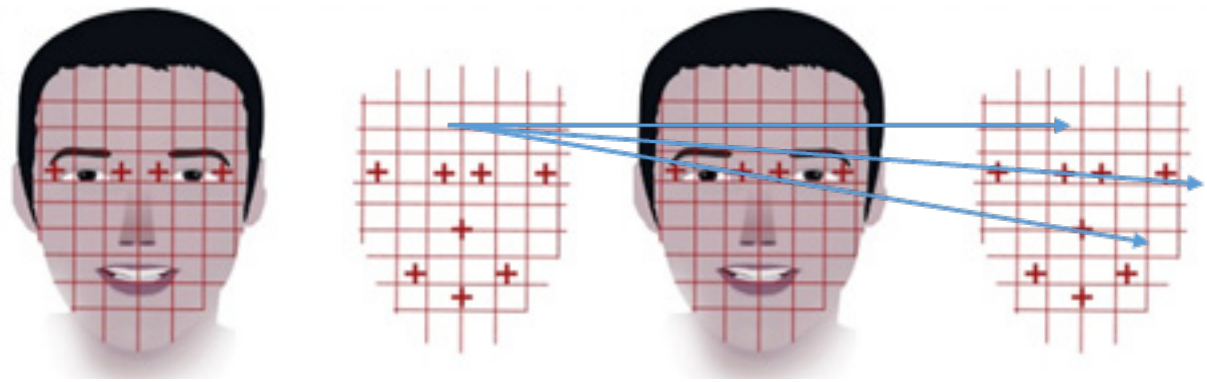
شکل ۳- نمایش نرونهای واحدهای S_2 که حاصل از ترکیب خروجی واحدهای C_1 می باشد [۲۰]



۳-۲. مدل HMAX بهبود یافته

در مدل HMAX بهبود یافته از الگوریتم LA در مرحله S_2 این مدل استفاده شد. الگوریتم LA با جست و جوی عمیق و قدرت پیشگویی توانست پارامترهای HMAX را تغییر دهد، در انتخاب جزئیات و ایجاد ماتریس به HAMX کمک کرد و منجر به بهبود عملکرد این مدل شد. الگوریتم HMAX تصاویر را به قطعات کوچک تقسیم می‌کند. خوبی این روش آن است که مفهوم اندازه را از بین می‌برد. بدین معنی که اگر فرد از دوربین دورتر باشد (تصویر کوچک‌تر)، HMAX تعداد کمتری قطعات استخراج می‌کند. با استفاده از این قطعات، تصاویر با اندازه‌های متفاوت را با یکدیگر مقایسه می‌کند و چهره‌هایی را که بیشترین شباهت در قطعات دارند، می‌یابد. در حالت ساده پس از قطعه‌بندی جداگانه دو تصویر، این قطعات باید با یکدیگر مقایسه شوند. اگر اختلاف از یک حد آستانه کوچک‌تر باشد، می‌توان گفت این دو تصویر از یک فرد است.

شکل ۴- مقایسه دو تصویر چهره



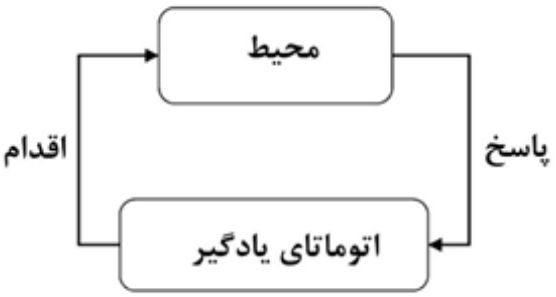
در شکل ۴، براساس الگوریتم می‌بایست یک قطعه از سمت چپ تصویر چهره با تمامی قطعات سمت راست مقایسه شود. در مقایسه هر قطعه از تصویر سمت چپ با قطعه متناظر تصویر سمت راست، وزن تشابه بالا و برای سایر قطعات وزن عددی کمتر از ۱ نسبت داده شد. از این راه، اهمیت بلوک‌ها در مقایسه دو تصویر چهره، مشخص شد. می‌توان برای مقایسه قطعات در دو تصویر برایشان وزنی درنظر گرفت. با مجموع این تفاوت‌ها می‌توان عدد نهایی بهتری برای مقایسه تصاویر چهره به دست آورد. این کار از دو جهت مناسب است. اگر دو تصویر از یک جهت باشد در این صورت نظیر به نظیر با وزن بیشتر در تشخیص کمک می‌کند. اما اگر زوایای تصاویر متفاوت باشد با وزن‌دهی به تمامی بلوک‌ها می‌توان تحلیل مناسب‌تری انجام داد و چالش

تغییر زاویه تصویر چهـــره را برطرف کرد. وزن‌های در نظر گرفته شـــده به صورت گوسین، است. پس از یافتن فاصله دو بلـــوک در وزن آن ضرب و در نهایت تمامی اعداد با یکدیگر جمع می‌شود.

۳-۳. اتوماتای یادگیر

یک ماشین تصمیم‌گیری LA شامل گروهی از ورودی‌ها، مجموعه‌ای از حالات، مجموعـــه عملگرها، احتمالات عمل‌ها و الگوریتم یادگیری در شـــکل اولیه است. یک LA در هر حالت بر اساس بردار احتمال عمل خود، یک اقدام را انتخاب می‌کند و محیط تصادفی ایجاد می‌شود. محیـــط، اقدام را به عنوان وروردی، دریافت کرده و یک ســـیگنال قوی پاســـخ با توزیع احتمال ناشناخته، تولید می‌کند. این پاسخ، نشان می‌دهد اقدام انتخابی، خوب یا بد است. LA از این پاسخ برای به روزرسانی احتمالات اســـتفاده می‌کند. احتمال اقدام‌ها بـــرای تصمیمات LA حیاتی بوده و از ابتدای فرآیند یادگیری مورد نیاز است.

شکل ۵- ارتباط میان محیط تصادفی و اتوماتای یادگیری



ارتباط میان محیط تصادفی و یادگیری اتوماتا به صورت شـــکل ۵ می‌باشـــد. محیـــط تصادفی شـــامل مجموعه ورودی‌هـــا، مجموعه خروجی‌ها و یـــک توزیع احتمال ناشناخته برای تولید ســـیگنال‌های تقویتی(خروجی‌ها) اســـت. محیط‌های خروجی اتوماتا براساس ورودی‌ها، چندگانه‌انـــد. اگر ورودی ۰ یا ۱ باشـــد، مـــدل اتوماتا P-model، اگر ورودی شـــامل علائم و نشـــانه‌ها باشد، خروجی اتوماتا Q-model و اگر ورودی در بازه [۱و۰] باشد، خروجی اتوماتا S-model نام دارد(۲۱).

۴-۳. بهبود کیفیت تصاویر

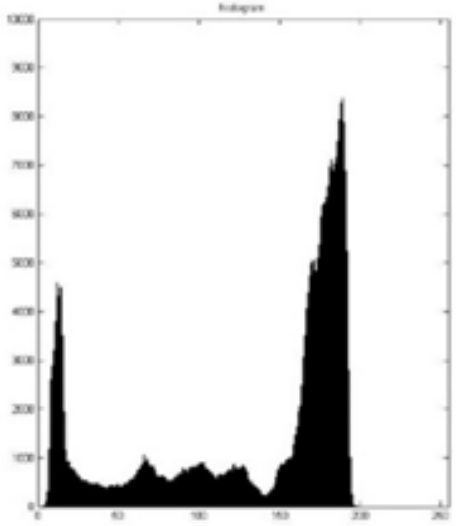
با استفاده از روش‌های پیش‌پردازش تصاویر، می‌بایست کیفیت تصاویر ورودی افزایـــش یابد. در این تحقیق از تعدیل هیســـتوگرام استفاده شد. با اســـتفاده از فیلترها، توزیع شـــدت رنگ در کل تصویر متعادل شد و کیفیت تصویر افزایش یافت. هرگاه اختلاف شدت نور پایین و بالا در تصویر کم باشد، تصویر دارای وضوح کمتر است. بعضی از تصاویر دارای هیســـتوگرام باریک، نشان‌دهنده تاریک بودن تصویر اســـت. اگر هیستوگرام بیش از حد پهن باشد، نشان‌دهنده تصویر بسیار روشن است. در هر دو مورد، وضوح تصویر پایین است.

اگر هیســـتوگرام متعادل شود، وضوح تصویر بالا رفته و کیفیت آن بهبود می‌یابد. تصاویر چهره دارای ویژگی‌های رنگی متفاوت است. برای افزایش بهبود کیفیت می‌توان از روش تعدیل هیســـتوگرام بهره برد. چنین تصاویری معمولاً دارای هیستوگرامی هستند که مقادیر پیکسل‌ها در یک یا چند محل متمرکز شـــده‌اند. از مزایای این روش، حفظ روشـــنایی تصویر بعد از اعمال الگوریتم است. در شـــکل ۶ نمونه‌ای از تصویر ورودی و هیســـتوگرام آن دیده می‌شـــود. در شـــکل ۷ تصویر بهبود یافته را همراه هیستوگرام متعادل آن می بینیم.

شکل ۶- الف) تصویر اصلی. ب) تصویر در مقیاس خاکستری و ج) هیستوگرام آن

الف

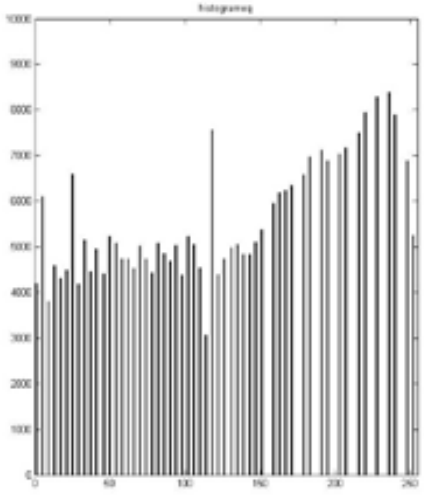
ب



ج

شکل ۷- الف) بهبود کیفیت تصویر و ب) هیستوگرام تعدیل‌یافته.

الف



ب

شکل شماره ۶ یک نمونه از تصویر چهره فرد و هیستوگرام آن را نشان می‌دهد. در هیستوگرام تصویر برخی از پیکسل‌ها از نظر شدت روشنایی در برخی سطوح، تجمع یافته‌اند. با تعدیل هیستوگرام، اجزای تصویر برجسته‌تر شده است. این حقیقت در شکل ۷ الف مشاهده می‌شود.

۳-۵. استخراج اجزای چهره

اجزای چهره از مهمترین ویژگی‌ها برای شناسایی چهره است. استخراج و تشخیص مکان درست اجزا در چهره، ضروری است. در این مقاله با استفاده از لبه‌یابی، اجزای چهره شناسایی شد. از روش‌های استخراج لبه‌ها، استفاده از فیلتر سوبل، است. در این بخش شرح مختصری از روند عملکرد فیلتر سوبل، برای استخراج اجزای چهره، ارائه می شود.

۳-۵-۱. فیلتر سوبل

فیلتر سوبل برای قطعه بندی تصاویر، لبه‌ها را در مبنای تقریب مشتق سوبل، می‌یابد. لبه‌ها در تصویر، توصیف‌گر مناسبی هستند. با استخراج لبه می‌توان نواحی مهم در تصاویر را استخراج کرد. با استفاده از فیلتر سوبل برای استخراج محدوده چهره و اجزای مهم آن چون چشم‌ها و لب‌ها، گام نخست شناسایی چهره اجرا شد. در شکل ۵، تصویر ورودی و نتیجه اعمال فیلتر سوبل

برای اســـتخراج لبه‌ها دیده می‌شود(۲۲). در فیلتر سوبل دو ماسک به صورت زیر وجود دارد:

جدول ۱- ماسک سوبل عمودی و افقی

۱	۰	-۱		-۱	-۲	-۱		
۲	۰	-۲	G_y=	۰	۰	۰	G_y=	
۱	۰	-۱		۱	۲	۱		
الف				ب				

جدول ۱: قسمت الف) ماسک سوبل عمودی و قسمت ب) ماسک ســـوبل افقی را نشان می‌دهد. با این ماسک، تصاویر دیتاست لبه‌یابی شد.

شکل ۸- خروجی اعمال ماسک عمودی و افقی بر تصویر به روش سوبل

شکل ۸، لبه اســـتخراج شـــده از تصویر نمونه را نشان می‌دهد. عملگر سوبل، لبه‌های تصویر را استخراج کرده است. ماســـک عمودی، لبه‌های عمودی و ماسک افقی، لبه‌های افقی را در تصویر مشخص می‌کند.

۳-۶. استخراج منطقه مطلوب

در هر تصویر چهره، می‌بایست منطقه موردنظر مشخص شـــود. این محدوده، تنها شـــامل ســـر فرد است. از این راه، پردازش تصاویر بهینه می شـــود. در این پژوهش با اســـتفاده از تصویر شامل لبه‌های اســـتخراج شده و این حقیقت که تنها نقاطی مهم می‌باشند که برآیند پیکسل‌ها با ارزش ۲۵۵ در آنها بیشـــتر از یک مقدار آستانه است، منطقه موردنظر استخراج شد. در شکل ۹، خروجی این مرحله نشان داده شده است.

شکل ۹- استخراج منطقه مورد نظر (ROI [1])

1- Region of interest

همان‌طور که در شـــکل ۹ مشـــاهده می‌شـــود، تصویر پس‌زمینـــه حذف و فضای اصلی صورت از تصویر جدا شـــده اســـت. در ادامه کار می‌توان با اســـتفاده از روش HMAX کدهای مناسب‌تری از چهره استخراج کرد.

۴. نتایج آزمایشات

بخش اول شبیه‌ســـازی، فراخوانی تصاویر از دیتاســـت FEI اســـت. اســـتخراج ویژگی‌های چهره از تصاویر با فیلترهای مدل HMAX در مدل پیشـــنهادی توضیح داده شده است. در بخش دوم از الگوریتم اتوماتای یادگیر در مرحله S_2 در مدل HMAX برای بهبود عملکرد این مدل استفاده شـــد. اتوماتای یادگیر با جست و جوی عمیق و پیشگویی در محیط‌های غیر قطعی، توانست پارامترهای HMAX را به خوبی تغییر داده، عملکرد مدل HMAX را بهبود بخشـــد و مدل بهینه HMAX را ایجاد کند که نرخ بازشناسی بالایی بر اساس نتایج پیاده‌سازی دارد.

در این بخش، انتخـــاب ویژگی‌های مؤثـــر برای ایجاد مقایســـه بهتر بین تصاویر با مـــدل HMAX بهبود یافته با الگوریتم اتوماتای یادگیر و الگوریتم ژنتیک، آزمایش شـــد. برای نتیجه‌گیری بهتر مقایســـات، آزمایش ۱۰ بار تکرار و میانگین ۱۰ آزمایش، ارزیابی شد. معیار ارزیابی این بخش، درصد درست تشخیص چهره افراد است.

۴-۱. دیتاست

تصاویر مورد بررســـی در این پژوهش از دیتاست FEI تهیه شـــده است. تصاویر شـــامل تصاویر ۲۰۰ فرد اهل برزیل در ســـال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۶ است. سن این افراد ۱۹ تا ۴۰ سال است. ۱۰۰ تصویر مربوط به جنسیت زن و ۱۰۰ تصویر مربوط به جنســـیت مرد اســـت. برخی از تصاویر دیتاســـت پژوهش به صورت شکل ۲، است. در این پایـــگاه داده از هر فرد ۱۰ تصویر با زوایای مختلف موجود است.

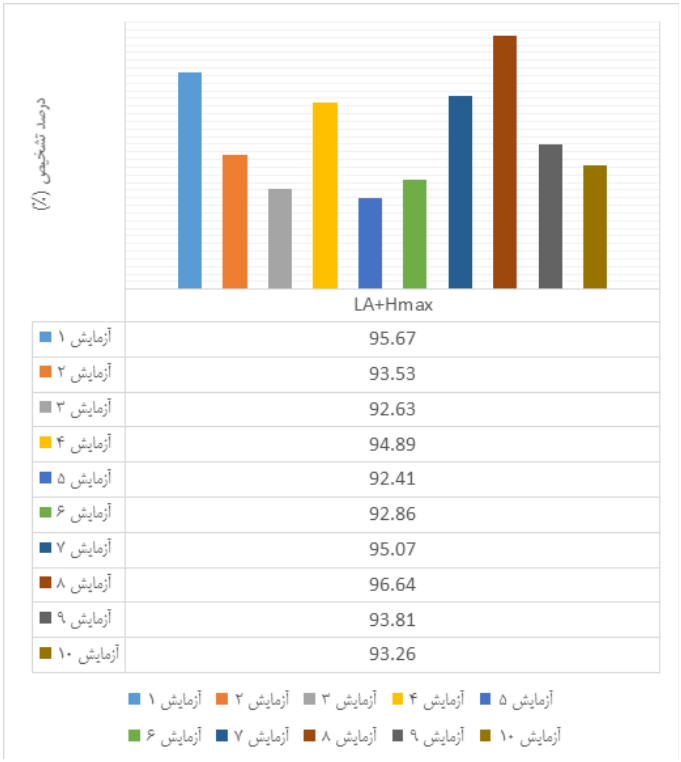
شکل ۱۰- تصاویر مربوط به دیتا ست FEI

در شکل ۱۰ نمونه‌هایی از تصاویر دیتاست دیده می‌شود. هر فرد دارای تصاویـــر مختلف در جهت‌های گوناگون اســـت. برای هر فرد پوشه جداگانه با ۱۰ تصویر تعریف شده است. در گام نخست مدل پیشنهادی، تمامی تصاویر دیتاســـت با نرم افزار MATLAB و دستورات مربوط به فراخوانی تصاویر، خوانده می‌شود.

۴-۲. بررسی نتایج مدل HMAX بهبود یافته

در این بررســـی، انتخاب ویژگی‌هـــای مؤثر برای ایجاد مقایســـه بهتر بین تصاویر با مدل HMAX بهبود یافته با الگوریتم اتوماتای یادگیر، آزمایش شد. نتایج در نمودار (۱) دیده می شود.

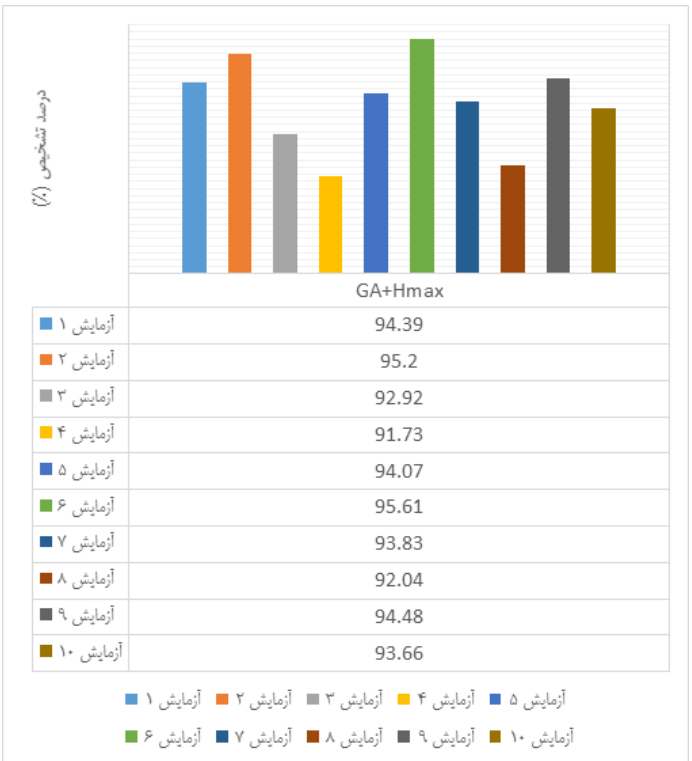
نمودار ۱- نتایج مدل HMAX بهبود یافته



۴-۳. بررسی نتایج الگوریتم ژنتیک

در این بررسی انتخاب ویژگی‌های مؤثر برای ایجاد مقایسه بهتر بین تصاویر با الگوریتم ژنتیک آزمایش شد. نتایج در نمودار (۲) دیده می شود.

نمودار ۲- نتایج مدل الگوریتم Genetic



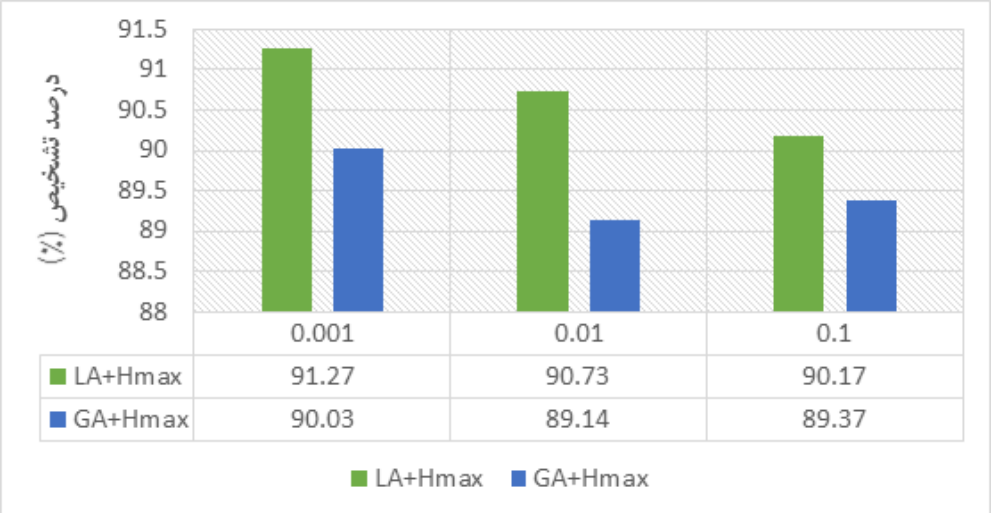
۴-۴. ارزیابی مدل پیشنهادی

برای ارزیابی روش پیشـــنهادی، سه آزمایش انجام شد. در آزمایش نخســـت با افزودن نویز به تصاویر، عملکرد سیستم بررسی شد. در آزمایش دوم تاثیر زاویه چرخش صورت بر دقت تشـــخیص، بررسی شـــد. در آزمایش ســـوم پارامترهای تشخیص (حساســـیت و ویژگی) در مدل پیشنهادی و مدل رقیب، ارزیابی شد. نتیجه هر سه آزمایش نشـــان داد، دقت تشخیص مدل پیشنهادی، بهتر از مدل رقیب است.

۴-۴-۱. آزمایش نخست: بررسی تاثیر نویز در عملکرد تشخیص چهره

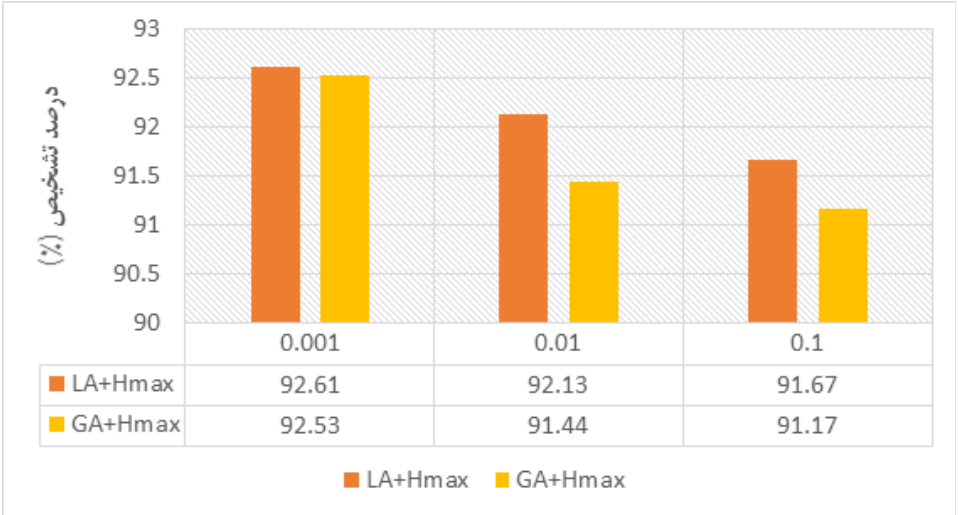
نویزهـــای مختلف تصویر منجر به کاهش میزان عملکرد سیســـتم‌ها می‌شود. در این پژوهش از دو نویز گوسین و فلفل نمکی، استفاده شد. میزان دقت تشخیص چهره در مدل پیشـــنهادی و مدل رقیب در حضـــور این دو نویز، ارزیابی شد. میزان چگالی نویزهای ۰,۱ و ۰,۰۱ و ۰,۰۰۱ در نظر گرفته شد.

نمودار ۳- بررسی تأثیر نویز گوسین بر تشخیص چهره



در نمودار ۳ مشاهده می‌شود، نویز سبب کاهش عملکرد سیستم‌ها شـــده اســـت. با چگالی ۰,۰۰۱ نویز گوسین، الگوریتم LA نســـبت به حالت استفاده از الگوریتم GA به میزان ۱ درصد عملکرد بهتری برای تشـــخیص چهره داشت.

نمودار ۴- بررسی تأثیر نویز فلفل نمکی بر تشخیص چهره

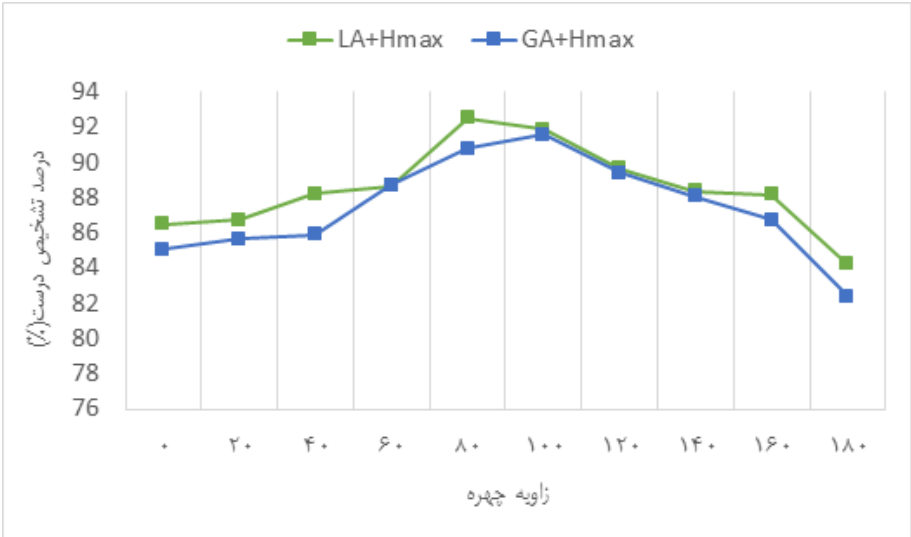


در نمـــودار ۴، می‌بینیم، نویز ســـبب کاهـــش عملکرد سیستم‌ها شده است. با چگالی ۰,۰۰۱ نویز فلفل نمکی، الگوریتم LA نســـبت به حالت استفاده از الگوریتم GA به میزان کمتر از ۱ درصد عملکرد بهتر برای تشـــخیص چهره داشت.

۴-۴-۲. آزمایش دوم: تاثیر زاویه چهره بر تشخیص چهره

در این آزمایش به بررسی میزان تاثیر زاویه چهره پرداخته شـــد. وجود زاویه‌های گوناگون بر عملکرد سیســـتم اثر می‌گذارد. تصاویر چهره در دیتاست از زاویه ۰ الی ۱۸۰ درجه با گام ۲۰ درجه تشکیل شده است. میزان تشخیص سیستم نسبت به هریک از زوایا نیز بررسی شد.

نمودار ۵- بررسی تأثیر زاویه بر تشخیص چهره



در نمـــودار ۵ می‌بینیم، الگوریتم‌های مورد بررســـی این پژوهش در زاویه‌های گوناگون، عملکرد متفاوت دارند. الگوریتم‌هـــا در زاویه‌هـــای ۸۰ و ۱۰۰ درجـــه، بهترین تشـــخیص را داشـــت. در زاویه ۰ و ۱۸۰ درجه به دلیل عدم دسترسی به چهره کامل تصویر مورد آزمایش، خطا بیشتر می‌شود و عملکرد سیســـتم کاهش می‌یابد. نتایج نشـــان داد، الگوریتم LA همراه HMAX می‌تواند میزان تشخیص چهره را افزایش دهد و سیستم را بهینه سازد.

۴-۴-۳. آزمایش سوم: ارزیابی پارامترهای تشخیص

در آمار دو شـــاخص برای ارزیابـــی نتیجه یک آزمایش، دســـته‌بندی دودویی (دوحالته) وجـــود دارد. زمانی که بتـــوان داده‌ها را به دو گروه مثبت و منفی تقســـیم کرد، دقـــت نتایج آزمایـــش که اطلاعات را به این دو دســـته تقســـیم می‌کند با استفاده از شـــاخص‌های حساسیت و ویژگی، قابل اندازه‌گیری و توصیف است. حساسیت[1] به معنی نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش، آن‌ها را به درستی به عنوان مثبت علامت‌گذاری می‌کند. تشخیص[2] به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش، آن‌ها را به درستی به عنوان منفی علامت‌گذاری می‌کند.

جدول ۲- ارزیابی پارامترهای تشخیص

ردیف	شاخص	LA+Hmax	GA+Hmax
۱	حساسیت[3]	۹۲/۴۹	۹۲/۱۷
۲	ویژگی[4]	۹۳/۱۸	۹۲/۸۶

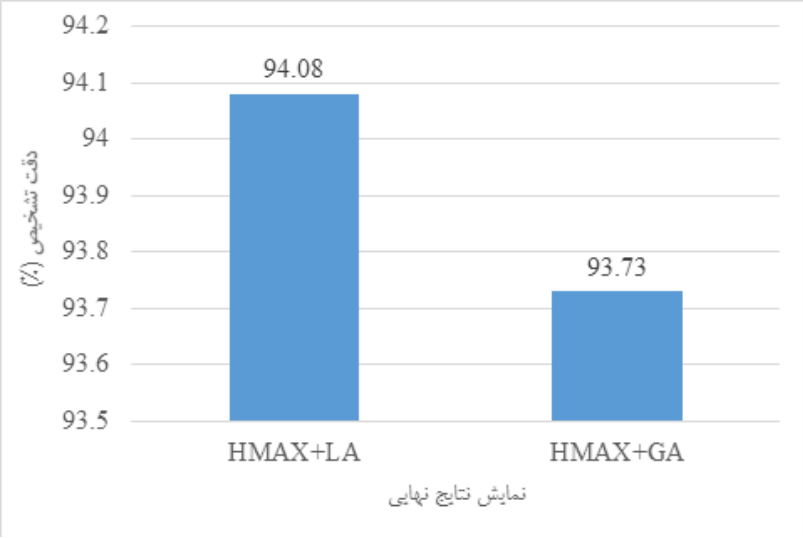
1- True positive rate
2- True negative rate
3- Sensitivity
4- Specificity

در جدول ۲ می‌بینیم، ترکیب الگوریتم LA+HMAX توانست نسبت به روش رقیب بهتر عمل کند. میزان حساسیت به تشخیص درست چهره افراد در این روش نسبت به حالت استفاده از الگوریتم ژنتیک، حدود ۱ درصد بهتر بود. میزان تشخیص نیز نسبت به الگوریتم ژنتیک، حدود ۱ درصد بهتر بود.

۴-۵. مقایسه روش پیشنهادی با روش الگوریتم ژنتیک

در این بخش نتایج نهایی HMAX+GA و HAMX+LA نمایش داده شده است.

نمودار ۶- نمایش نتایج نهایی



در نمودار ۶، هر یک از روش‌های گفته شده، ۱۰ بار بررسی و درصد تشخیص درست چهره افراد به صورت درصد ارائه شده است. هر بار به طور میانگین میزان عملکرد تشخیص با الگوریتم ژنتیک ۹۳,۷۹ و الگوریتم اتوماتای یادگیر ۹۴,۰۸ توانست به درستی چهره را تشخیص دهد. الگوریتم اتوماتای یادگیر حدود ۱ درصد بهتر از الگوریتم ژنتیک بود.

نتیجه گیری

این مقاله به بررسی تشخیص چهره بر اساس روش بهبود یافته HMAX پرداخته است. مدل پیشنهادی HMAX، روش استاندارد شناسایی اشیاء الهام گرفته از سیستم بینایی مغز انسان است که از سوی بیشتر متخصصان علوم اعصاب، پذیرفته شده است. مدل HMAX از چند صد میلی ثانیه اول بینایی مغز انسان که معمولاً از یک سیستم سلسله مراتبی استفاده می‌شود، پیروی می‌کند. در این روش با استفاده از یکسری داده‌های آموزشی، بردار خصوصیات C_2 محاسبه و ذخیره می‌شود. برای یک تصویر ورودی نیز مجموعه خصوصیات محاسبه می‌شود. خصوصیات با استفاده از تصاویر و داده‌های آموزشی حاصل می‌شود. این بردار نسبت به اندازه و مقیاس، مقاوم است.

این مدل، بدلیل داشتن نرخ بازشناسی بالا و مطلوب، انتخاب شد. دلیل استفاده از مدل پیشنهادی این بود که با تلفیق سرعت روش یادگیری اتوماتا و دقت در مدل HMAX، عملکرد سیستم تشخیص چهره به خوبی بهینه شد. مدل HMAX هنگام وجود پس‌زمینه‌های پیچیده، دچار چالش شده و زمان زیادی برای انتخاب قطعات و انجام مقایسه‌ها صرف می‌کند. در این پژوهش، مدل بهبود یافته HMAX، ارائه شد که در آن از یادگیری اتوماتا در کنار این مدل استفاده شد. اتوماتا به دلیل داشتن پارامترهای α و β، قدرت پیشگویی بالا در محیط‌های تصادفی و کمک در انتخاب قطعات مناسب به HMAX، عملکرد HMAX را بهبود بخشید.

دریافت مقاله: ۹۶/۹/۱ ; پذیرش مقاله: ۹۷/۱/۳۰

منـــابع

1. Beymer D. *Face recognition under varying pose. in Proceedings of 23rd Image Understanding Workshop*.1994;vol. 2, pp. 837-842.

2. Turk M , Pentland A. Face recognition using enigenface. *in Proceeding of International Conference on Pattern*. 1991;pp. 586-591.

3. Belhumeur P, Hespanha J, Kriegman D. Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition using class spicific linear projection. *in Proccedings of Fourth Europeean Conference on Computer Vision*. 1996;ECCV'96, pp. 45-56, April.

4. Samaria F, Young S. HMM based arhiticture for face identifivcation. *Image and Computer Vision*. 1994; vol. 12, pp. 537-583, October.

5. Samal A, Iyengar P.A. Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions: A Survey. *Pattern Recognition*.1992;vol. 25, no. 1, pp. 65-77.

6. Yang MH, Kriegman DJ. Detecting Faces in Images: A Survey. *Pattern Recognition*. 2002;vol. 24, no. 1, January.

7. Bakshi U, Singhal R. A survey on face detection methods and feature extraction techniques of face recognition. *International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science* (IJETTCS). 2014 May;3(3):233-7.

8. Nicholas A, Mandellosa, Keramitsogloub I, Chris T, Kiranoudis .A background subtraction algorithm for detecting and tracking vehicles. *Expert Systems with Applications*. 2011; 1619–1631.

9. Gu W, Xiang C, Lin H. Modified HMAX Models For Facial Expression Recognition. *IEEE International Conference on Control and Automation Christchurch*. 2009;New Zealand, December 9-11.

10. Riesenhuber M, Poggio T.Hierarchical models of object recognition in cortex. *Nature Neuroscience*. 1999; 1019 – 1025.

11. Kaiqi H, Dacheng T , Yuan Y , Xuelong Li. Biologically Inspired Features for Scene Classification in Video Surveillance. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*.2011; 307 – 313.

12. Wang Y ,Deng L .Modeling object recognition in visual cortex using multiple firing k-means and non-negative sparse coding. *Signal Processing*. 2016; 198-209

13. Theriault C, Thome N, Cord M. Extended Coding and Pooling in the HMAX Model. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013; 764 – 777.

14. Kakumanu P, Makrogiannis S, Bourbakis N. A survey of skin-color modeling and detection methods, *Pattern Recognition*. 2007;40:1106-1122.

15. Ghodrati M, Khaligh-Razavi S-M, Ebrahimpour R, Rajaei K, Pooyan M. How Can Selection of Biologically Inspired Features Improve the Performance of a Robust Object Recognition Model? *PLoS ONE* .2012;7(2): e32357.

16. Craw I, Ellis H. Face Detection using Discriminating Feature analysis and Support Vector Machine. *Pattern Recognition.* 2002;268-76.

17. Yang MH, Ahuja N, Kriegman D. Mixtures of Linear Subspaces for Face Detection. Proc. Fourth Int l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition. 2000; pp. 70 76.

18. Riesenhuber M, Poggio T. Hierarchical models of object recognition in cortex. *Nat.Neurosci*. 1999; 2(11):1019–25.

19. Yu A, Giese M, Poggio T. Biophysiologically plausible implementations of the maximum operation. *Neural Computation*. 2002, 14(12):2857–81.

20. Serre T. *Learning a Dictionary of Shape-Components in Visual Cortex*: Comparison with Neurons, Humans and Machines.2006.

21. Jiang W, Zhao CL, Li SH, Chen L. *A new learning automata based approach for online tracking of event patterns*. Neurocomputing. 2014 Aug 5;137:205-11.

22. Kittler J, *On the accuracy of the Sobel edge detector. Image and Vision Computing*,Volume 1, Issue 1, February 1983, Pages 37-42.