

## بازشناسی چهره با استفاده از مدل بهبود یافته HMAX

ناهید صفری سیدآبادی\*  
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

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

**مقدمه:** سیستم شناسایی چهره، یک سیستم بیومتریک است که با استفاده از روش‌های هوشمند اتوماتیک، هویت انسان را بر اساس ویژگی‌های فیزیولوژیکی تشخیص می‌دهد و تایید می‌کند. هدف از این پژوهش، بهره‌گیری 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

## Face Recognition Based on Hierarchical Model and X (HMAX)

**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  $C_2, S_2, C_1, S_1$  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

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

\*Corresponding Author:

Email: Safarin000@gmail.com

**مقدمه**

بیومتریک‌ها، 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 اندازه‌گیری 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، روش‌های 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. بهره‌گیری 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<sup>۱</sup>، مینگ‌شان‌یانگ<sup>۲</sup>، آرواش بکشی<sup>۳</sup> و سندپ مشراو<sup>۴</sup> 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، 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 اندازه‌های 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 ویژگی‌های تصاویر چهره، طول ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر نیز متغیر است. پژوهشگرانی مانند ماکسیمیلان ریزنهور<sup>۷</sup>، هوانگ<sup>۸</sup>، وانگ و دنگ<sup>۹</sup> و تریوود<sup>۱۰</sup> 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<sup>۱۱</sup> 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                | 7- Maximilian Riesenhuber |
| 2- Samad                    | 8- Huang                  |
| 3- Ming shuan yang          | 9- Wang & Deng            |
| 4- Urvashi Bakshi           | 10- Theriault             |
| 5- Sandip Mishra            | 11- Learning Automata     |
| 6- Hierarchical Model and X |                           |

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 می‌شود که عبارتند از:

- گذرگاه شکمی مسئول دیدن و شناسایی چیزها.  
- گذرگاه پشتی مسئول دیدن چیزها در فضای دینامیکی. همان‌گونه 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 شبکه‌ی آغاز می‌شود و از هسته خمیده جانبی قشر تالاموس به قشر اولیه بینایی ( $V_1$ ) می‌رسد. سپس از بخش‌های مختلط بینایی،  $V_2, V_4$  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

گرفته شد. نتایج پیاده‌سازی نشان داد این روش، نرخ بازشناسی را بالا برده و عملکرد سیستم تشخیص چهره را بهبود می‌بخشد.

### ۲. بیومتریک چهره

انسان‌ها معمولاً 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 می‌شود. در بیشتر روش‌های تشخیص چهره از این واقعیت که چهره‌ها کلاس منحصر بفرد از اشیاء دارند، بهره گرفته می‌شود. به این معنا که چهره‌ها دارای ساختار مشابه هستند و اجزای چهره همواره مشابه چیده شده و ارتباط مکانی مشخص دارند. اما کلاس چهره‌ها دارای دامنه گسترده از تغییرات درون کلاسی است که یافتن یک روش 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

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.

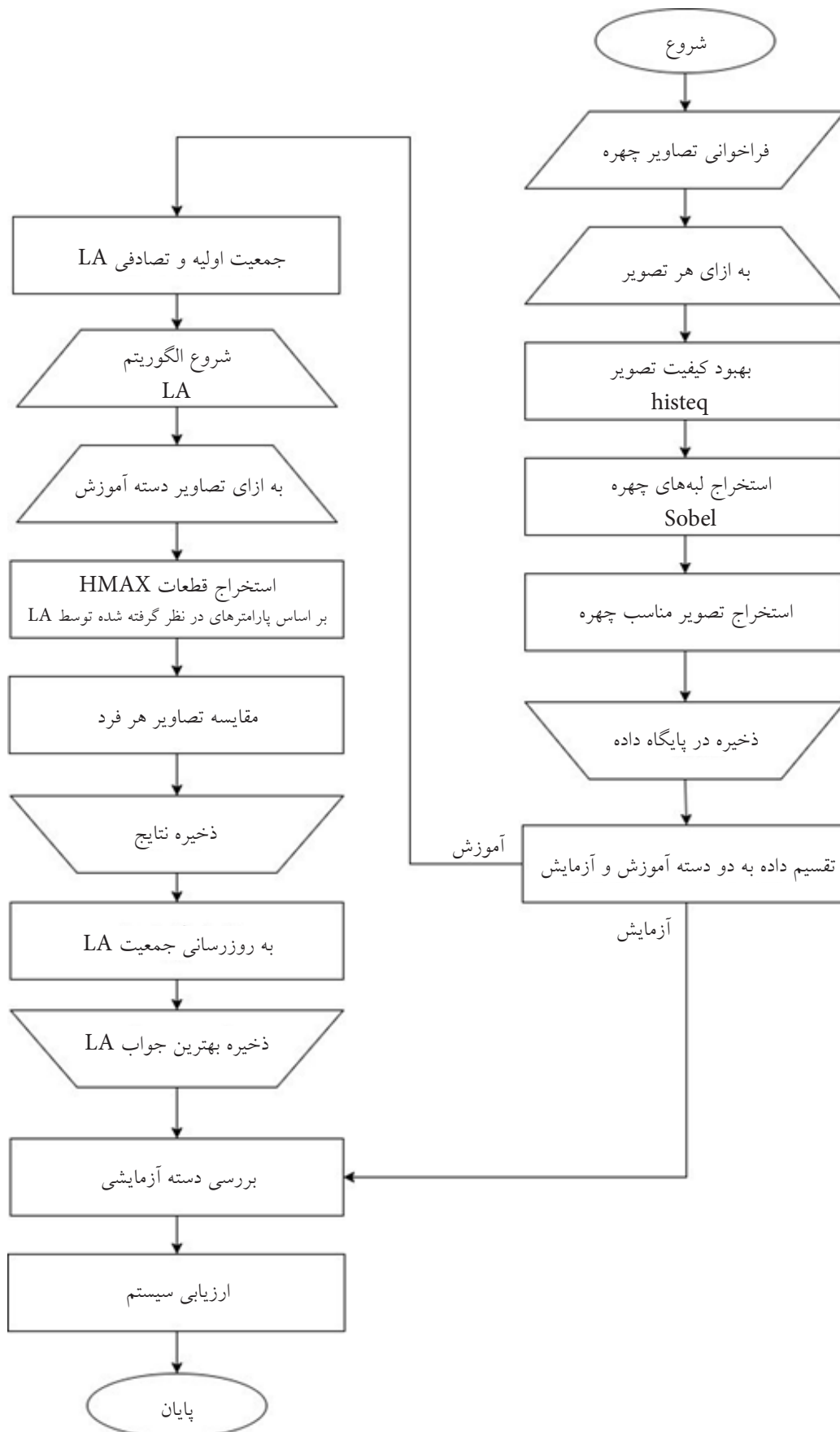
عملیات یادگیری شامل تشخیص جهت‌های کوچک بود. در نتیجه، بیشتر تغییرها در بخش‌های پایین تر قشر بینایی یعنی در سطوح  $V_1$ ,  $V_2$  یا  $V_4$  اتفاق می‌افتد. احتمال دارد سرعت تغییرات در بخش‌های بالاتر قشر بینایی، بالاتر از سرعت تغییرات در قشر پایین تر باشد. مدل پیشنهادی شامل چهار واحد است. واحدهای ساده 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 نمونه برداری از تصاویر، کانالو شده است.

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 ارائه 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 بالا برده 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 لبه‌های 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،

شکل ۱- بلوک دیاگرام مدل پیشنهادی



واحدهای S که مشابه شبکیه در چشم تنظیم شده‌اند، دریافت کرده و با محرک‌هایی با جهت‌های یکسان ولی در موقعیت‌ها و مقیاس‌های تقریباً متفاوت، تطبیق می‌دهند. در نتیجه، با استفاده از این واحدها، مقاومت در برابر تغییرات گوناگون شی همچون مقیاس و انتقال، ایجاد می‌شود.

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 با کلاس‌های 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 (۱۹، ۲۰).

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 مورد نیاز است:

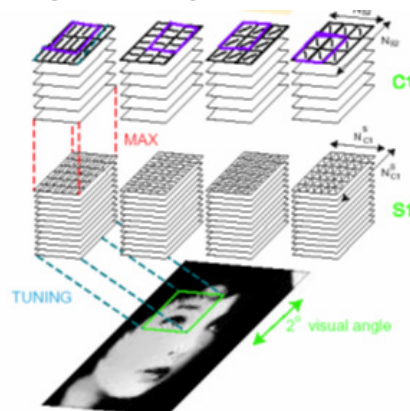
- واحدهای ساده S برای ایجاد بهترین خصوصیت شی، عمل ادغام را اعمال می‌کنند. یعنی ورودی‌های همگرا را از واحدهایی که همچون شبکیه سازمان یافته‌اند، دریافت کرده و با انواع محرک‌های هدف، تطبیق می‌دهند. این ورودی‌ها با توابع خاص ترکیب می‌شوند. در نتیجه، خاصیت به گزینی و پیچیدگی محرک‌های هدف در شی افزایش می‌یابد. 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<sup>۱</sup> در بینایی رایانه، معادل کار تطبیق<sup>۲</sup> 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

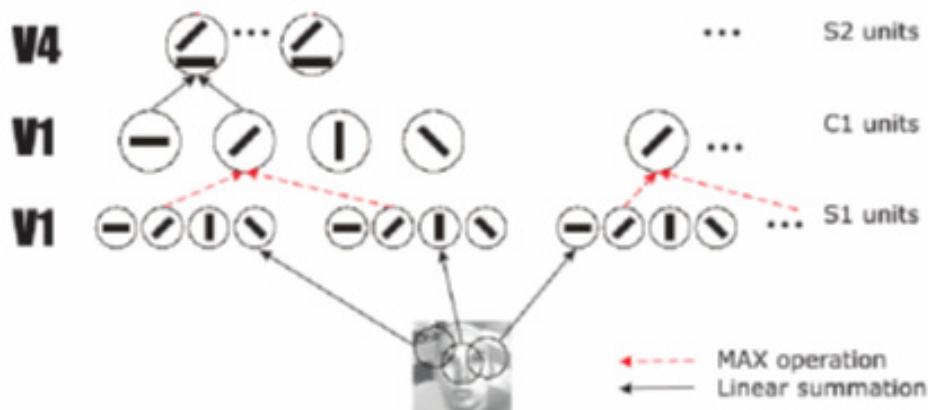
شکل ۲- تعداد k بسته  $p_i = 1, \dots, k$  با اندازه‌های مختلف  $n_i \times n_i$  به ازای هر جهت به چهره تصادفی از نتایج

(C<sub>1</sub>) 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]

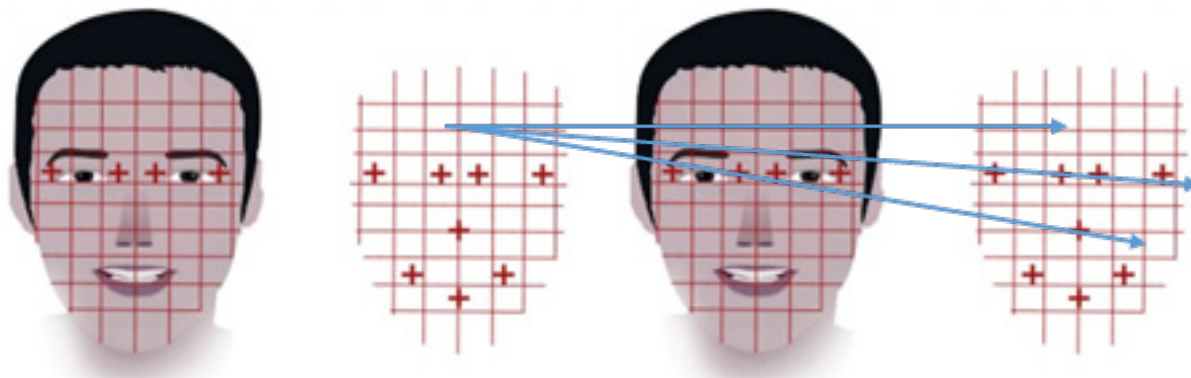


باشد (تصویر کوچک‌تر)، HMAX تعداد کمتری قطعات استخراج می‌کند. با استفاده از این قطعات، تصاویر با اندازه‌های متفاوت را با یکدیگر مقایسه می‌کند و چهره‌هایی را که بیشترین شباهت در قطعات دارند، می‌یابد. در حالت ساده پس از قطعه‌بندی جداگانه دو تصویر، این قطعات باید با یکدیگر مقایسه شوند. اگر اختلاف از یک حد آستانه کوچک‌تر باشد، می‌توان گفت این دو تصویر از یک فرد است.

۲-۳. مدل HMAX بهبود یافته

در مدل HMAX بهبود یافته از الگوریتم LA در مرحله 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 دورترین دورتر

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 در نظر 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

۳-۴. بهبود کیفیت تصاویر

با استفاده از روش‌های پیش‌پردازش تصاویر، می‌بایست کیفیت تصاویر ورودی افزایش یابد. در این تحقیق از تعدیل هیستوگرام استفاده شد. با استفاده از فیلترها، توزیع شدت 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 هیستوگرام باریک، نشان‌دهنده تاریک بودن تصویر است. اگر هیستوگرام بیش از حد پهن باشد، نشان‌دهنده تصویر بسیار روشن است. در هر دو مورد، وضوح تصویر پایین است.

اگر هیستوگرام 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 هیستوگرام بهره برد. چنین تصاویری معمولاً دارای هیستوگرامی هستند که مقادیر پیکسل‌ها در یک یا چند محل متمرکز شده‌اند. از مزایای این روش، حفظ روشنایی تصویر بعد از اعمال الگوریتم است. در شکل ۶ نمونه‌ای از تصویر ورودی و هیستوگرام آن دیده می‌شود. در شکل ۷ تصویر بهبود یافته را همراه هیستوگرام متعادل آن می‌بینیم.

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



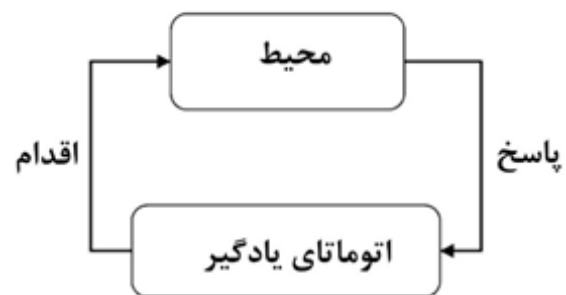
الف

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

۳-۳. اتوماتای یادگیر

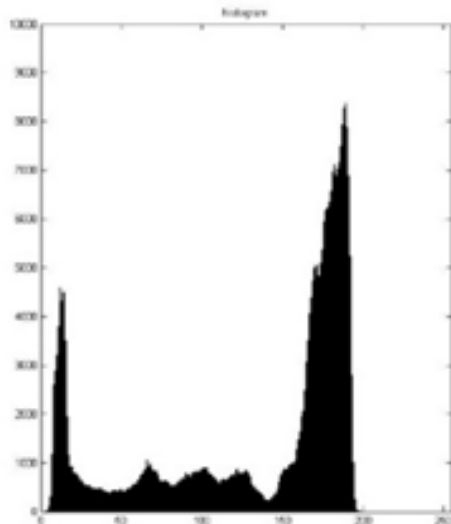
یک ماشین تصمیم‌گیری LA شامل گروهی از ورودی‌ها، مجموعه‌ای از حالات، مجموعه عملگرها، احتمالات عمل‌ها و الگوریتم یادگیری در شکل اولیه است. یک LA در هر حالت بر اساس بردار احتمال عمل خود، یک اقدام را انتخاب می‌کند و محیط تصادفی ایجاد می‌شود. محیط، اقدام را به عنوان ورودی، دریافت کرده و یک سیگنال قوی پاسخ با توزیع احتمال ناشناخته، تولید می‌کند. این پاسخ، نشان می‌دهد اقدام انتخابی، خوب یا بد است. LA از این پاسخ برای به روزرسانی احتمالات استفاده می‌کند. احتمال اقدام‌ها برای 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 شکل ۵ می‌باشد. محیط تصادفی شامل مجموعه ورودی‌ها، مجموعه خروجی‌ها و یک توزیع احتمال ناشناخته برای تولید سیگنال‌های تقویتی (خروجی‌ها) است. محیط‌های خروجی اتوماتا براساس ورودی‌ها، چندگانه‌اند. اگر ورودی ۰ یا ۱ باشد، مدل اتوماتا P-model، اگر ورودی شامل علائم و نشانه‌ها باشد، خروجی اتوماتا Q-model و اگر ورودی در بازه [۰، ۱] باشد، خروجی اتوماتا S-model نام دارد (۲۱).





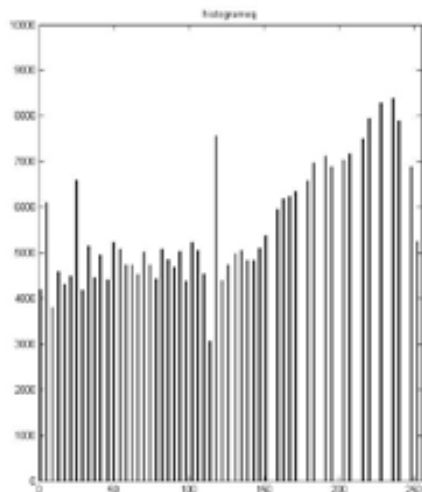
ج

original



ب

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



ب

original



الف

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، لبه ها را در مبنای تقریب مشتق سوبل، می یابد. لبه ها در تصویر، توصیف گر مناسبی هستند. با استخراج لبه می توان نواحی مهم در تصاویر را استخراج کرد. با استفاده از فیلتر سوبل برای استخراج محدوده چهره و اجزای مهم آن چون چشم ها و لب ها، گام نخست شناسایی چهره اجرا شد. در شکل ۵، تصویر ورودی و نتیجه اعمال فیلتر سوبل

شکل شماره ۶ یک نمونه از تصویر چهره فرد و هیستوگرام آن را نشان می دهد. در هیستوگرام تصویر برخی از پیکسل ها از نظر شدت روشنایی در برخی سطوح، تجمع یافته اند. با تعدیل هیستوگرام، اجزای تصویر برجسته تر شده است. این حقیقت در شکل ۷ الف مشاهده می شود.

### ۳-۵. استخراج اجزای چهره

اجزای چهره از مهمترین ویژگی ها برای شناسایی چهره است. استخراج و تشخیص مکان درست اجزا در چهره، ضروری است. در این مقاله با استفاده از لبه یابی، اجزای چهره شناسایی شد. از روش های استخراج لبه ها، استفاده

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

جدول ۱- ماسک سوبل عمودی و افقی

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

جدول ۱: قسمت الف) ماسک سوبل عمودی و قسمت ب) ماسک سوبل 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 ۹- استخراج منطقه مورد نظر (ROI)



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

### ۳-۶. استخراج منطقه مطلوب

در هر تصویر چهره، می‌بایست منطقه مورد نظر مشخص شود. این محدوده، تنها شامل سر فرد است. از این راه، پردازش تصاویر بهینه می‌شود. در این پژوهش با استفاده از تصویر شامل لبه‌های استخراج شده و این حقیقت که تنها نقاطی مهم می‌باشند که برآیند پیکسل‌ها با ارزش ۲۵۵ در آنها بیشتر از یک مقدار آستانه است، منطقه مورد نظر استخراج شد. در شکل ۹، خروجی این مرحله نشان داده شده است.

1- Region of interest

در این بخش، انتخاب ویژگی‌های مؤثر برای ایجاد مقایسه بهتر بین تصاویر با مدل HMAX بهبود یافته با الگوریتم اتوماتای یادگیر و الگوریتم ژنتیک، آزمایش شد. برای نتیجه‌گیری بهتر مقایسات، 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 بررسی در این پژوهش از دیتاست FEI تهیه شده است. تصاویر شامل تصاویر ۲۰۰ فرد اهل برزیل در سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۶ است. سن این افراد ۱۹ تا ۴۰ سال است. ۱۰۰ تصویر مربوط به جنسیت زن و ۱۰۰ تصویر مربوط به جنسیت مرد است. برخی از تصاویر دیتاست پژوهش به صورت شکل ۲، است. در این پایگاه داده از هر فرد ۱۰ تصویر با زوایای مختلف موجود است.

همان‌طور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود، تصویر پس‌زمینه حذف و فضای اصلی صورت از تصویر جدا شده است. در ادامه کار می‌توان با استفاده از روش HMAX کدهای مناسب‌تری از چهره استخراج کرد.

#### ۴. نتایج آزمایشات

بخش اول شبیه‌سازی، فراخوانی تصاویر از دیتاست FEI است. استخراج ویژگی‌های چهره از تصاویر با فیلترهای مدل HMAX در مدل پیشنهادی توضیح داده شده است. در بخش دوم از الگوریتم اتوماتای یادگیر در مرحله  $S_2$  در مدل HMAX برای بهبود عملکرد این مدل استفاده شد. 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 بخشد و مدل بهینه HMAX را ایجاد کند که نرخ بازشناسی بالایی بر اساس نتایج پیاده‌سازی دارد.

شکل ۱۰- تصاویر مربوط به دیتاست FEI

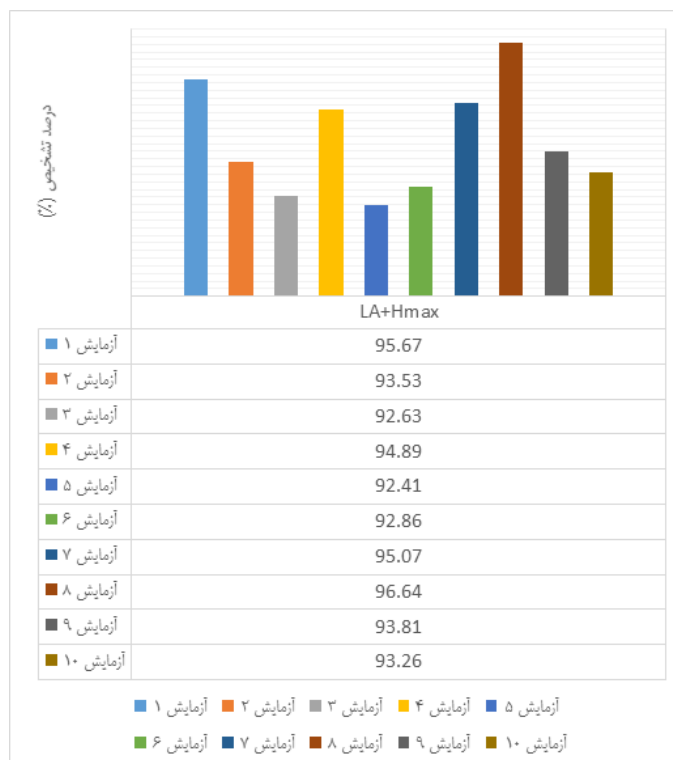


#### ۴-۲. بررسی نتایج مدل HMAX بهبود یافته

در این بررسی، انتخاب ویژگی‌های مؤثر برای ایجاد مقایسه بهتر بین تصاویر با مدل HMAX بهبود یافته با الگوریتم اتوماتای یادگیر، آزمایش شد. نتایج در نمودار (۱) دیده می‌شود.

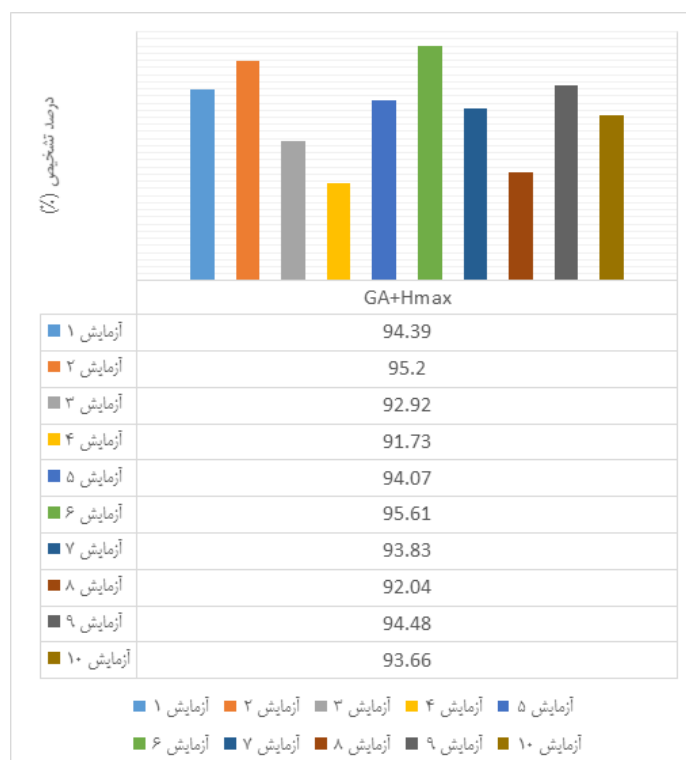
در شکل ۱۰ نمونه‌هایی از تصاویر دیتاست دیده می‌شود. هر فرد دارای تصاویر مختلف در جهت‌های گوناگون است. برای هر فرد پوشه جداگانه با ۱۰ تصویر تعریف شده است. در گام نخست مدل پیشنهادی، تمامی تصاویر دیتاست با نرم افزار MATLAB و دستورات مربوط به فراخوانی تصاویر، خوانده می‌شود.

نمودار ۱- نتایج مدل HMAX بهبود یافته



۳-۴. بررسی نتایج الگوریتم ژنتیک مقایسه بهتر بین تصاویر با الگوریتم ژنتیک آزمایش شد. در این بررسی انتخاب ویژگی‌های مؤثر برای ایجاد نتایج در نمودار (۲) دیده می‌شود.

نمودار ۲- نتایج مدل الگوریتم Genetic



۴-۴. ارزیابی مدل پیشنهادی

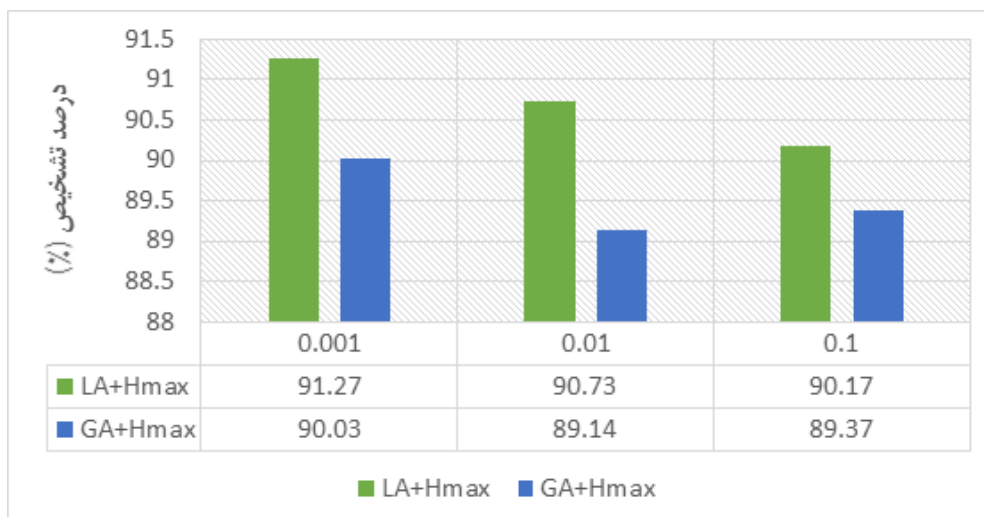
برای ارزیابی روش پیشنهادی، سه آزمایش انجام شد. در آزمایش نخست با افزودن نویز به تصاویر، عملکرد سیستم بررسی شد. در آزمایش دوم تاثیر زاویه چرخش صورت بر دقت تشخیص، بررسی شد. در آزمایش سوم پارامترهای تشخیص (حساسیت و ویژگی) در مدل پیشنهادی و مدل رقیب، ارزیابی شد. نتیجه هر سه آزمایش نشان داد، دقت تشخیص مدل پیشنهادی، بهتر از مدل رقیب است.

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

تشخیص چهره

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

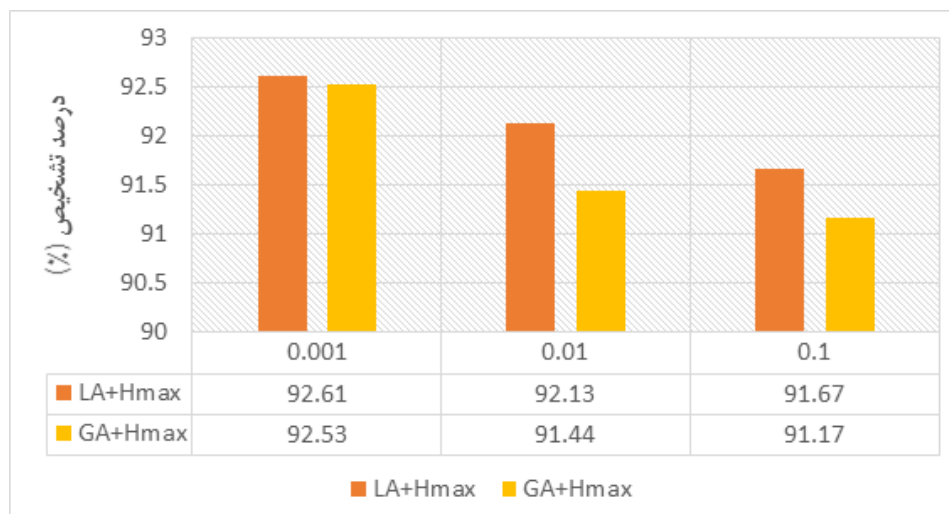
نمودار ۳- بررسی تاثیر نویز گوسین بر تشخیص چهره



به میزان ۱ درصد عملکرد بهتری برای تشخیص چهره داشت.

در نمودار ۳ مشاهده می‌شود، نویز سبب کاهش عملکرد سیستم‌ها شده است. با چگالی ۰,۰۰۱ نویز گوسین، الگوریتم LA نسبت به حالت استفاده از الگوریتم GA

نمودار ۴- بررسی تاثیر نویز فلفل نمکی بر تشخیص چهره

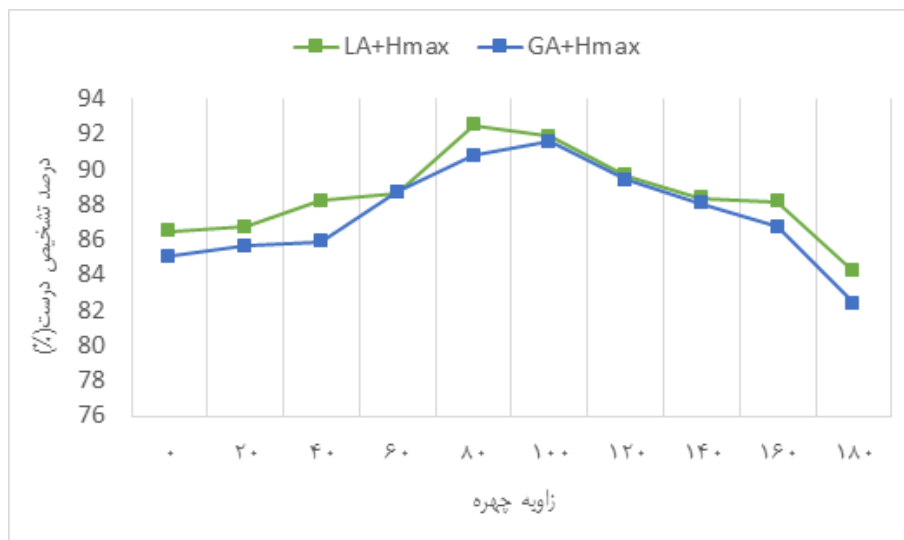


در این آزمایش به بررسی میزان تاثیر زاویه چهره پرداخته شد. وجود زاویه‌های گوناگون بر عملکرد سیستم اثر می‌گذارد. تصاویر چهره در دیتاست از زاویه ۰ الی ۱۸۰ درجه با گام ۲۰ درجه تشکیل شده است. میزان تشخیص سیستم نسبت به هریک از زوایا نیز بررسی شد.

در نمودار ۴، می‌بینیم، نويز سبب کاهش عملکرد سیستم‌ها شده است. با چگالی ۰,۰۰۱ نويز فلفل نمکی، الگوریتم LA نسبت به حالت استفاده از الگوریتم GA به میزان کمتر از ۱ درصد عملکرد بهتر برای تشخیص چهره داشت.

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

نمودار ۵- بررسی تاثیر زاویه بر تشخیص چهره



در نمودار ۵ نتایج آزمایش که اطلاعات را به این دو دسته تقسیم می‌کند با استفاده از شاخص‌های حساسیت و ویژگی، قابل اندازه‌گیری و توصیف است. حساسیت<sup>۱</sup> به معنی نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش، آن‌ها را به درستی به عنوان مثبت علامت‌گذاری می‌کند. تشخیص<sup>۲</sup> به معنی نسبتی از موارد منفی است که آزمایش، آن‌ها را به درستی به عنوان منفی علامت‌گذاری می‌کند.

در نمودار ۵ می‌بینیم، الگوریتم‌های مورد بررسی این پژوهش در زاویه‌های گوناگون، عملکرد متفاوت دارند. الگوریتم‌ها در زاویه‌های ۸۰ و ۱۰۰ درجه، بهترین تشخیص را داشت. در زاویه ۰ و ۱۸۰ درجه به دلیل عدم دسترسی به چهره کامل تصویر مورد آزمایش، خطا بیشتر می‌شود و عملکرد سیستم کاهش می‌یابد. نتایج نشان داد، الگوریتم LA همراه HMAX می‌تواند میزان تشخیص چهره را افزایش دهد و سیستم را بهینه سازد.

۴-۳. آزمایش سوم: ارزیابی پارامترهای تشخیص در آمار دو شاخص برای ارزیابی نتیجه یک آزمایش، دسته‌بندی دودویی (دو حالته) وجود دارد. زمانی که بتوان داده‌ها را به دو گروه مثبت و منفی تقسیم کرد،

جدول ۲- ارزیابی پارامترهای تشخیص

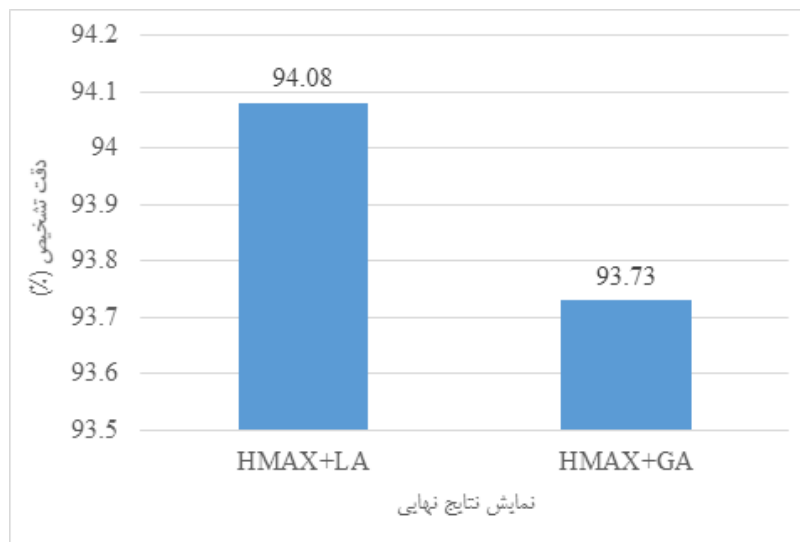
ردیف	شاخص	LA+Hmax	GA+Hmax
۱	حساسیت <sup>۳</sup>	۹۲/۴۹	۹۲/۱۷
۲	ویژگی <sup>۴</sup>	۹۳/۱۸	۹۲/۸۶

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

ژنتیک، حدود ۱ درصد بهتر بود.  
۴-۵. مقایسه روش پیشنهادی با روش الگوریتم ژنتیک  
در این بخش نتایج نهایی HMAX+GA و HMAX+LA  
نمایش داده شده است.

در جدول ۲ می بینیم، 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

نمودار ۶- نمایش نتایج نهایی



یک تصویر ورودی نیز مجموعه خصوصیات محاسبه  
می شود. خصوصیات با استفاده از تصاویر و داده های  
آموزشی حاصل می شود. 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 پس زمینه های پیچیده،  
دچار چالش شده و زمان زیادی برای انتخاب قطعات  
و انجام مقایسه ها صرف می کند. 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  $\alpha$  و  $\beta$ ، قدرت پیشگویی بالا در محیط های  
تصادفی و کمک در انتخاب قطعات مناسب به HMAX،  
عملکرد HMAX را بهبود بخشید.

در نمودار ۶، هر یک از روش های 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 می شود، پیروی می کند.  
در این روش با استفاده از یکسری داده های آموزشی،  
بردار خصوصیات  $C_2$  محاسبه و ذخیره می شود. برای

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

## منابع

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 arhitecture for face identifvcaton. *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. Biophysiologicaly 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.