

Vol. 13/ No. 50/Winter 2024

Research Article

# Recombining Features of Frequency Domain and Location for Machine Recognition of Sign Language

Sirous Tannaz, Assistant Professor<sup>1, 2\*</sup> 

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran.

<sup>2</sup>Microwave and Antenna Research Center, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran  
[s.tannaz@urmia.ac.ir](mailto:s.tannaz@urmia.ac.ir)

Correspondence

**Sirous Tannaz**, Assistant Professor of Electrical Engineering, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran.  
Microwave and Antenna Research Center, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran  
[s.tannaz@urmia.ac.ir](mailto:s.tannaz@urmia.ac.ir)

**Received:** 26 November 2022

**Revised:** 21 February 2023

**Accepted:** 8 May 2023

## Abstract

A system is presented for recognizing Persian sign language alphabets, recognizing 32 hand postures for Persian alphabets and translating it into Persian text. Thus, hand positions' images were considered for each alphabet letter. The database contained 600 images of different people taken by a digital camera. All the image data were transferred to the binary domain and resized using a single scale. Image data preprocessing included image cropping and noise removal. After pre-processing, three algorithms were proposed to extract features, including the image segmentation algorithm, the distance between border contour points and the center of gravity algorithm, and Radon transformation. The algorithm of the distances between the border contour points and the gravity center shows the points' position on the peripheral curve of the hand in relation to each other and to the gravity center, hence providing suitable structural information for describing the states. The next algorithm is based on image segmentation, where the ratio of the number of white pixels to the total number of pixels is calculated in each area. The detection accuracy was improved using the proposed method and discarding additional information in Radon transformation besides obtaining the general image information in each mode. The proposed methods also provided decent results on other image databases.

**Keywords:** Radon, Feature Extraction, Image Segmentation, Sign Language

## Highlights

- Automatically recognizing 32 hand postures for Persian alphabets and translating it into Persian
- Hand posture images for each alphabet for recognizing the Persian sign language alphabet letters
- The proposed algorithms include the image zoning algorithm, the distances between the boundary contour points and the gravity center, and Radon transformation.
- Reducing the algorithm's execution time suitable for online systems through reducing the information storage space and feature vector length

**Citation:** S. Tannaz, "Recombining Features of Frequency Domain and Location for Machine Recognition of Sign Language," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 13, no. 50, pp. 33–46, 2023, doi: 10.30495/jce.2023.1973676.1179 (in Persian)

## باز ترکیب ویژگی‌های حوزه فرکانس و مکان جهت تشخیص ماشینی زبان اشاره

سیروس تن ناز<sup>۱\*</sup> <sup>۱</sup> گروه برق، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران  
s.tannaz@urmia.ac.ir<sup>۲</sup> مرکز تحقیقات مایکروویو و آنتن، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران

نویسنده مسئول

\* سیروس تن ناز، استادیار گروه برق، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران  
مرکز تحقیقات مایکروویو و آنتن، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران  
s.tannaz@urmia.ac.ir

تاریخ دریافت: ۵ آذر ۱۴۰۱

تاریخ بازنگری: ۲ اسفند ۱۴۰۱

تاریخ پذیرش: ۱۸ اردیبهشت ۱۴۰۲

<https://doi.org/10.30495/jce.2023.1973676.1179>

## چکیده:

سیستمی برای تشخیص الفبای زبان اشاره فارسی، شناسایی ۳۲ حالت دست برای الفبای فارسی و ترجمه آن به متن فارسی ارائه شده است. بنابراین، تصاویر موقعیت دست برای هر حرف الفبا در نظر گرفته شد. پایگاه داده حاوی ۶۰۰ تصویر از افراد مختلف بود که توسط یک دوربین دیجیتال گرفته شده بودند. تمام داده‌های تصویر به دامنه باینری منتقل شده و با استفاده از یک مقیاس واحد تغییر اندازه داده شد. پیش پردازش داده‌های تصویر شامل برش تصویر و حذف نویز بود. پس از پیش پردازش، سه الگوریتم برای استخراج ویژگی‌ها پیشنهاد شد، از جمله الگوریتم تقسیم‌بندی تصویر، فاصله بین نقاط مرزی و الگوریتم مرکز ثقل و تبدیل رادون. الگوریتم فواصل بین نقاط مرزی و مرکز ثقل، موقعیت نقاط را در منحنی محیطی عقربه نسبت به یکدیگر و مرکز ثقل نشان می‌دهد و از این رو اطلاعات ساختاری مناسبی برای توصیف حالت‌ها ارائه می‌دهد. الگوریتم بعدی بر اساس تقسیم بندی تصویر است که در آن نسبت تعداد پیکسل‌های سفید به تعداد کل پیکسل‌ها در هر ناحیه محاسبه می‌شود. دقت تشخیص با استفاده از روش پیشنهادی و حذف اطلاعات اضافی در تبدیل رادون علاوه بر به دست آوردن اطلاعات کلی تصویر در هر حالت، بهبود یافت. روش‌های پیشنهادی همچنین نتایج مناسبی را در پایگاه‌های داده تصویر دیگر ارائه کردند.

کلید واژه‌ها: رادون، استخراج ویژگی‌ها، ناحیه بندی تصویر، زبان اشاره.

## ۱-مقدمه

علم تعامل انسان با رایانه<sup>۱</sup>، چگونگی این تعامل را بررسی می‌کند. یکی از راه‌های ارتباطی میان انسان و رایانه، ارتباط از طریق حرکات دست انسان است. ما می‌خواهیم دستگاه‌های مبتنی بر بینایی ماشین را به نحوی گسترش دهیم که حالات و حرکات کاربر را بفهمد و آن‌ها را تشخیص بدهد. لذا تشخیص<sup>۲</sup> دست می‌تواند یک زبان بین‌المللی برای ارتباط انسان با رایانه باشد. این روش‌ها می‌توانند در تفسیر زبان اشاره، کنترل ربات، بازی‌های کامپیوتری و غیره کاربردهای فراوانی داشته باشند. زبان اشاره<sup>۳</sup> مهم‌ترین روش برای برقراری ارتباط بین افراد ناشنوا است. این زبان شامل یک مجموعه از علامت‌ها معادل با حروف و کلمات در زبان عادی است. در این مقاله روش‌های پیشنهادی برای تشخیص حروف الفبای فارسی معرفی شده و بر اساس این روش‌ها برای هر حرف، یک حالت دست در نظر گرفته می‌شود. جهت انتقال مفاهیم زبان اشاره سه روش اساسی وجود دارد:

<sup>1</sup> Human Computer Interaction<sup>2</sup> Recognition<sup>3</sup> Sign Language

روش اول: املاي انگشتي که با هجي کردن حرف به حرف کلمات استفاده می شود.  
روش دوم: حرکت اشاره ای نشانگر کلمه که در آن هر کلمه با یک حرکت اشاره بیان می گردد.  
روش سوم: حالات و حرکات دیگر نظیر حالات چهره، زبان، لب و موقعیت بدن.  
با توجه به اینکه تعداد اندکی از افراد، زبان اشاره را درک می کنند، لذا در ارتباط با افراد ناشنوا از روش های مختلفی استفاده می کنند. روش اول استفاده از مترجم بوده که روشی پرهزینه است. استفاده از نوشته روش بعدی است که در هنگام راه رفتن و در فواصل دور مشکل است. دو روش زیر نیز می توانند راه گشا بوده و ارتباط مابین افراد شنوا و ناشنوا را فراهم بکنند.  
در حقیقت هدف اصلی این مقاله تشخیص حالات ایستای دست است. اولین مرحله تهیه داده های تصویری و استخراج ویژگی از آن ها است.

### ۱-۱- بهره گیری از ابزار ویژه

در این روش داده ها به طور مستقیم از ابزاری نظیر دستکش های ویژه که کاربران حین ادای علامت های زبان اشاره از آن ها استفاده می کنند، تهیه می شوند. برای نمونه دستکش های داده ای<sup>۱</sup> ویژه موجود در مرجع [۱] دنبال کننده موقعیت<sup>۲</sup> هستند که با استفاده از سنسورهایی که در آن ها تعبیه شده است، شکل و حرکت دست را با دقت بالایی اندازه گیری می کنند.

### ۱-۲- استفاده از بینایی ماشین

در این روش ها با استفاده از داده های به دست آمده از دوربین های تصویربرداری به تشخیص حالات و حرکات دست می پردازند. در این روش ها، ویژگی های بصری متناظر با مؤلفه های اساسی ذکر شده برای یک علامت را با استفاده از پردازش تصویر و الگوریتم های آشکارسازی و مسیریابی دست استخراج می شوند. برای راحت تر شدن ارتباط افراد ناشنوا، می توان زبان اشاره را به صورت ترکیبی از حالات و حرکات دست در نظر گرفت و به طور هم زمان آن را به متن یا صحبت ترجمه کرد. در حالت کلی حالات و حرکات دست را می توان به دو دسته حالات ایستا و حالات پویا تقسیم بندی کرد.  
در حالت ساکن یا ایستا فقط با شکل دست کار داریم مثل حالت دست با انگشتان کاملاً باز یا حالت مشت کرده که در این پژوهش ۳۲ حالت ساکن دست را بررسی می کنیم. در حالت پویا یا متحرک با حرکات دست کار می کنیم و یک توالی از تصاویر حرکات دست در فریم های مختلف را مورد بررسی قرار می دهیم [۱]. با پیشرفت فن آوری، سیستم های مبتنی بر بینایی ماشین برای تشخیص حالات و حرکات دست مورد توجه قرار گرفت که هدف عمده آن ها در تشخیص زبان اشاره، آشکارسازی دست و تشخیص درست شکل دست، در علامت مربوط به هر یک از حروف الفبا است. در این روش تصاویر مربوط به فرد توسط یک یا چند دوربین گرفته شده و سپس با پردازش تصاویر حاصل، حالات دست تشخیص داده می شوند. از روش های پردازش تصویر در این زمینه می توان به روش های تشخیص الگو نظیر مدل پنهان مارکوف، ویژگی هایی همچون لبه های تصاویر، خصوصیات تبدیل فوری، ویژگی ضرایب گشتاور<sup>۳</sup> Hu، تبدیل هاف<sup>۴</sup>، ویژگی های دیگری همچون تبدیل موجک [۱] و تبدیل کسینوسی گسسته، اشاره کرد.

ارول<sup>۵</sup> و همکارانش مروری بر سیستم های تشخیص دست که تا سال ۲۰۰۶ مطرح بوده اند را انجام داده اند [۲]. در این پژوهش در حالت کلی مطالعات انجام شده به دو بخش تقسیم می گردد. یک بخش مبتنی بر کلاس بندی حالات بر حسب ظاهر دست و بخش دیگر مبتنی بر تخمین موقعیت است که حرکت سه بعدی واقعی دست را در نظر می گیرد. منحنی پیرامونی لبه ویژگی های کلی هستند که در هر روش مبتنی بر مدل مورد استفاده قرار می گیرند [۳]. در مرجع [۸] اساس سیستم های تشخیص به دو دسته سیستم های مبتنی بر داده<sup>۶</sup> و سیستم های مبتنی بر مدل<sup>۷</sup> تقسیم می شود. در سیستم های مبتنی بر داده، هدف پیدا کردن نگاشت مستقیم از تصویر به خروجی مطلوب است. در سیستم های مبتنی بر مدل، ورودی سیستم، الگوهای معتبر دست است.

<sup>1</sup> Data Gloves

<sup>2</sup> Position Trackers

<sup>3</sup> Hu Torque

<sup>4</sup> Hough transform

<sup>5</sup> Erol

<sup>6</sup> Data-Driven

<sup>7</sup> Model-Driven

در مرجع [۱۹] یک الگوریتم سریع برای تشخیص تعداد محدودی از حالات دست ارائه شده است. روش کار در این پژوهش به این صورت است که ابتدا نواحی هم‌رنگ با پوست انسان جدا می‌گردند. در مرحله بعد مرکز ثقل دست محاسبه می‌شود. در مرجع [۱۴]، یک روش سامانمند برای ساخت آشکارساز حرکات دست ارائه می‌گردد. در مرجع [۱۵] روش به‌کاررفته شده برای شناسایی و تشخیص حالات و حرکات بر پایه سه روش کلی شناسایی مکان دست در تصویر، انتخاب ویژگی‌های جزئیات دست، کلاس‌بندی و ویژگی‌های هندسی، است. در این مرجع از الگوریتم آدا بوست<sup>۱</sup> برای ردیابی مکان دست استفاده شده است. مرجع [۱۶] که مبتنی بر روش‌های بینایی است و شامل مراحل اساسی تشخیص دست در تصویر، پیدا کردن جهت اصلی دست، تشخیص شکل دست، است.

مرجع [۱۷] جزء اولین تحقیقات انجام‌شده در زمینه تشخیص علامت‌های زبان اشاره ژاپنی است که از یک دستکش داده‌ای برای دست راست، به‌عنوان وسیله ورودی استفاده شده است. در مرجع [۱۸] که توسط وانگ<sup>۲</sup> و همکارانش گزارش شده است، تشخیص زبان اشاره آمریکایی با استفاده از دستکش‌های داده‌ای است. مرجع [۱۹] جزء اولین تحقیقاتی است که در آن برای تشخیص زبان اشاره‌ی تایوانی از دستکش داده‌ای و دنبال‌کننده سه‌بعدی استفاده شده است. روش ارائه‌شده در مرجع [۱۳] با استفاده از ویژگی بر اساس منحنی پیرامونی دست و چندین شبکه فازی به تشخیص سی حرف الفبای زبان اشاره عربی می‌پردازد. در مرجع [۱۶] نیز با استفاده از تبدیل کسینوسی گسسته و کد کردن منطقه‌ای، اطلاعات مهمی از تصویر به‌عنوان بردار ویژگی استخراج می‌شود.

در مراجع [۱۷، ۱۸]، برای تشخیص زبان اشاره از تبدیل موجک گسسته<sup>۳</sup> (DWT) استفاده شده است. در مرجع [۱۰] که برای تشخیص بیست علامت ساکن از زبان اشاره آمریکایی استفاده شده است. در مرجع [۲۰] یک سیستم برای شناسایی حالات ایستای زبان اشاره تایوانی با استفاده از داده‌های سه‌بعدی و شبکه عصبی ارائه شده است. در مرجع [۱۱] برای شناسایی حالات ایستای دست از روش آنالیز مؤلفه اصلی کرنل<sup>۴</sup> (KPCA) و آنالیز تفکیک کرنل<sup>۵</sup> (KDA) استفاده شده است. در این پژوهش ۳۲ حالت دست برای هر یک از ۳۲ حرف زبان فارسی تعریف شده است. ابتدا الگوریتم‌های پیشنهادی را برای هر یک از حالات دست اعمال می‌کنیم و سپس با روش‌های طبقه‌بندی، حالات دست از هم تشخیص داده می‌شوند و در نهایت تشخیص و جداسازی هر یک از حالات دست بررسی می‌شود.

برای مثال حالت مشت برای حرف "الف" در نظر گرفته شده است و با تشخیص درست حالت مشت، حرف "الف" در صفحه کامپیوتر ظاهر شود و همین‌طور هر حرف الفبای فارسی به یک حالت از دست اختصاص یافته است.

## ۲-تهیه بانک تصاویر و پیش‌پردازش

تصاویر مرجع که در این مقاله بکار برده می‌شوند، شامل ۳۲ تصویر نشان‌داده شده در شکل ۱ است. سامانه ورودی، یک دوربین دیجیتال است. برای هر علامت ۱۶ تصویر موجود است که با فاصله‌های ثابت (۵۰ الی ۷۰ سانتی‌متر) از دوربین و با علامت‌دهنده‌های متفاوت تهیه شده‌اند. در حقیقت بانک تصاویر شامل ۶۰۰ تصویر است.

گام اول مجزا کردن دست از بقیه تصاویر موجود در پس‌زمینه بوده سپس پردازش‌های اولیه انجام می‌شود. به این منظور تصویر برداری از دست در مقابل یک پس‌زمینه سیاه انجام شده تا زمان پردازش به حداقل برسد. سپس تصاویر حاصل را دودویی کرده و برای حذف اطلاعات اضافی<sup>۶</sup> تصاویر و کوچک‌تر شدن اندازه تصاویر و در نهایت کاهش زمان فرآیند استخراج ویژگی و همچنین کاهش زمان پردازش، تصاویر برش داده می‌شوند. تصاویر طوری برش داده می‌شود که فقط ناحیه دست در تصویر باقی بماند. از عملگر منطقه‌ای<sup>۷</sup> در محیط متلب، می‌توان ناحیه دست که بزرگترین مساحت اشغال شده توسط پیکسل‌ها است را پیدا کرده و از نقاط بدست‌آمده توسط این دستور، تصویر دست را برش داد.

<sup>1</sup> Ada Boost

<sup>2</sup> Wang

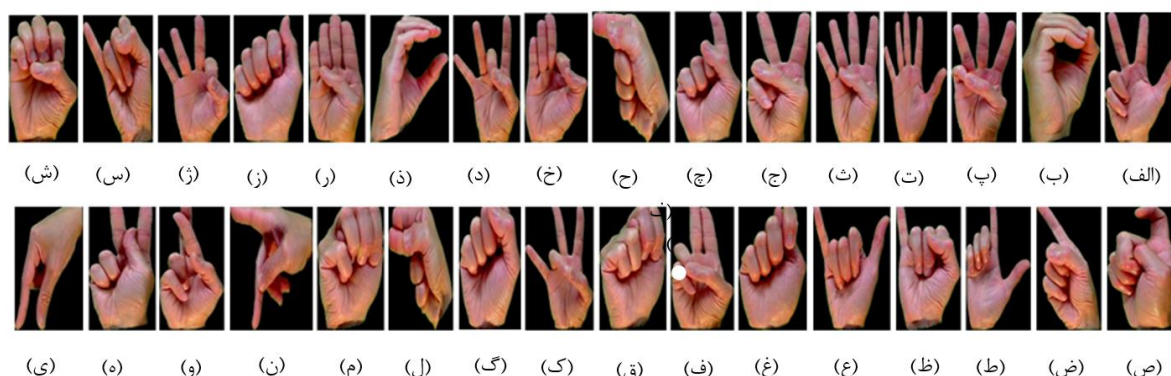
<sup>3</sup> Discrete Wavelet Transform

<sup>4</sup> Kernel Principle Component Analysis

<sup>5</sup> Kernel Discriminate Analysis

<sup>6</sup> Redudent

<sup>7</sup> Regionprops



شکل ۱: ۳۲ تصویر مرجع استفاده شده در این پژوهش که هرکدام بیانگر یک حرف است.

Figure 1. 32 reference images used in this research, each representing one letter.

شکل ۲ مراحل برش ناحیه دست را نشان می‌دهد. با استفاده از عملگر مورفولوژی<sup>۱</sup> گسترش<sup>۲</sup>، شکل دست در همه تصاویر کاملاً پر می‌شود. بدین ترتیب ناحیه دست در تصاویر از ناحیه پس‌زمینه جدا می‌شود. به منظور کاهش نویزهای اطراف دست از فیلتر میانه استفاده شده است تا نقاط ریز که به صورت پیکسل‌های ریز سفید در تصویر مشاهده می‌شود، کاملاً از بین برود. به دلیل این که تصاویر دست توسط کاربرهای مختلف تهیه شده‌اند، اندازه‌های دست در تصاویر متفاوت بوده، بنابراین برای کاهش تأثیر تغییرات مقیاس، تصاویر را به یک اندازه تغییر اندازه داده و آن‌ها برای ورود به مرحله تشخیص آماده می‌شوند. برای افزایش دقت تشخیص<sup>۳</sup>، تأثیر بعضی از تغییرات مثل تغییرات مقیاس در مرحله پیش‌پردازش کاهش داده می‌شود.

### ۳- استخراج ویژگی

وقتی بخواهیم شکلی را تشخیص دهیم، باید قادر باشیم ویژگی منحصر به فردی برای آن شکل در نظر بگیریم تا آن شکل را از بقیه اشیا متمایز کند و در تشخیص حالات دست، باید قادر باشیم حالات مختلف دست را از هم جدا نماییم. ویژگی‌هایی که مورد بررسی قرار می‌گیرند شامل موارد زیر است:

ویژگی اول: تبدیل رادون

ویژگی دوم: ویژگی مبتنی بر ناحیه‌بندی تصویر

ویژگی سوم: فواصل میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل دست

در این مقاله، بعد از پیش‌پردازش تبدیل رادون بر روی تصاویر باینری اعمال شده و از مقادیر به دست آمده در زاویه‌های ۰ تا ۱۷۹ میانگین و واریانس گرفته می‌شود. ۱۸۰ مقدار برای مقادیر واریانس بدست می‌آید و ۱۸۰ مقدار برای مقادیر میانگین بدست می‌آید. این مقادیر را کنار هم در یک بردار قرار می‌دهیم تا در نهایت یک بردار ویژگی ۳۶۰ تایی از این دو مقدار، یعنی واریانس و میانگین از مقادیر تبدیل رادون بدست آید. برای دیدن عملکرد زاویه در تبدیل رادون مقدار زاویه را در بخش نتایج تغییر می‌دهیم و عملکرد هر یک از آن‌ها را با هم مقایسه می‌کنیم. در این پژوهش کل تصاویر دودویی را به بلوک‌های ۸×۸ ناحیه‌بندی کرده و در هر کدام از ناحیه‌ها طبق رابطه ۱ تعداد پیکسل‌های سفید بر کل پیکسل‌ها را محاسبه می‌کنیم. در این الگوریتم که با پیکسل‌های موجود در تصویر سر و کار داریم، بدین صورت است که ابتدا تمام تصاویر را به اندازه ۵۱۲×۵۱۲ تغییر اندازه داده و سپس تصویر باینری را به بلوک‌هایی با ابعاد ۶۴×۶۴ ایجاد کرده که با همدیگر همپوشانی ندارند و در کنار هم (چسبیده به هم)، در دو راستای عمودی و افقی قرار گرفته است. در کل ۶۴ شبکه برای یک تصویر وجود می‌آید. الگوریتم پیشنهادی بدین صورت است که در هر کدام از این پنجره‌ها، تعداد کل پیکسل‌های سفید بر تعداد کل پیکسل‌ها تقسیم می‌شود. برای هر کدام از پنجره‌ها یک عدد بدست می‌آید. در حقیقت یک بردار ویژگی ۶۴ تایی بوجود می‌آید. تمامی اعداد بردار ویژگی اعدادی بین

<sup>1</sup> Morphological Operatin

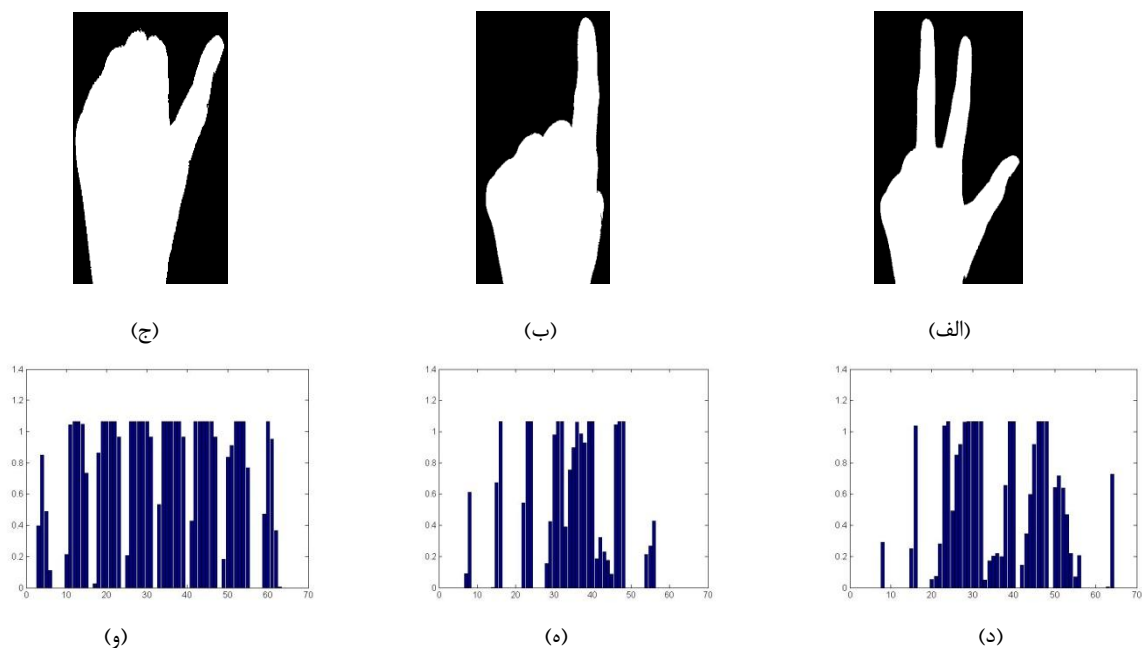
<sup>2</sup> Dilation

<sup>3</sup> Recognition Rate

صفر تا یک هستند. این مراحل را برای تمامی داده‌های تصویری انجام داده و برای مرحله بعد (طبقه‌بندی حالات)، آماده می‌کنیم. در بخش نتایج جهت رسیدن به بهترین عملکرد تعداد بلوک‌ها را تغییر می‌دهیم و نتایج را مشاهده می‌کنیم. اگر هر یک از مقادیر بردار ویژگی را  $f_i$  بنامیم در این صورت طبق رابطه ۱ مقادیر  $f_i$  بدست می‌آید.

$$f_i = \frac{n_{pw}}{n_{total}} \quad (1)$$

در رابطه ۱ تعداد پیکسل‌های سفید در هر شبکه را نشان می‌دهد،  $i$  تعداد شبکه‌ها را نشان می‌دهد و  $n_{total}$  تعداد کل پیکسل‌ها را نشان می‌دهد. در شکل ۲ الگوریتم پیشنهادی را به ۳ تصویر متفاوت اعمال می‌کنیم. ردیف اول تصاویر دست که هر یک نشان‌دهنده یک حرف از الفبای فارسی است. ردیف دوم بردار ویژگی هر کدام از تصاویر را نشان می‌دهد. اعداد بردار ویژگی با نمودار میله‌ای در شکل نشان داده شده است. در نمودار میله‌ای محور افقی تعداد پنجره‌های تقسیم‌بندی شده را نشان می‌دهد که در این پژوهش ۶۴ قسمت است و محور عمودی تعداد پیکسل‌های سفید بر کل پیکسل‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۲: نتایج اعمال الگوریتم پیشنهادی ناحیه بندی تصویر به تصاویر مختلف (الف): حرف الف، (ب): حرف چ، (ج): حرف ز، (د): نتیجه اعمال الگوریتم به علامت اشاره حرف الف، (ه): نتیجه اعمال الگوریتم به علامت اشاره حرف چ، (و): نتیجه اعمال الگوریتم به علامت اشاره حرف ز، (محور افقی تعداد پنجره‌های تقسیم‌بندی شده و محور عمودی نسبت تعداد پیکسل‌های سفید بر کل پیکسل‌ها)

Figure 2. The results of applying the proposed image segmentation algorithm to different images (A): Letter (الف), (B): Letter (چ), (C): Letter (ز), (D): The result of applying the algorithm to the sign of the letter (الف), (E): The result of applying the algorithm to the sign Point of letter (چ), (F): The significance of applying the algorithm to the point of letter (ز), (the horizontal axis is the number of divided windows and the vertical axis is the ratio of the number of white pixels to the total number of pixels)

روش فواصل میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل شامل سه مرحله است. مرحله اول: برای بدست آوردن منحنی پیرامونی دست در تصاویر، با استفاده از عملگر مورفولوژی نقاط انتهایی<sup>۱</sup>، از تصاویر لبه‌یابی می‌شود. این عملگر مکان اتصالات انگشتان را با دقت بالا محاسبه می‌کند. مرحله دوم: برای بدست آوردن مرکز ثقل دست، مفهوم گشتاور<sup>۲</sup> مطرح می‌شود. گشتاور  $(p,q)$  ام تصویر  $f$  از رابطه ۲ محاسبه می‌گردد.

$$m_{p,q} = \sum_x \sum_y f(x,y) x^p y^q \quad (2)$$

<sup>1</sup> Endpoints

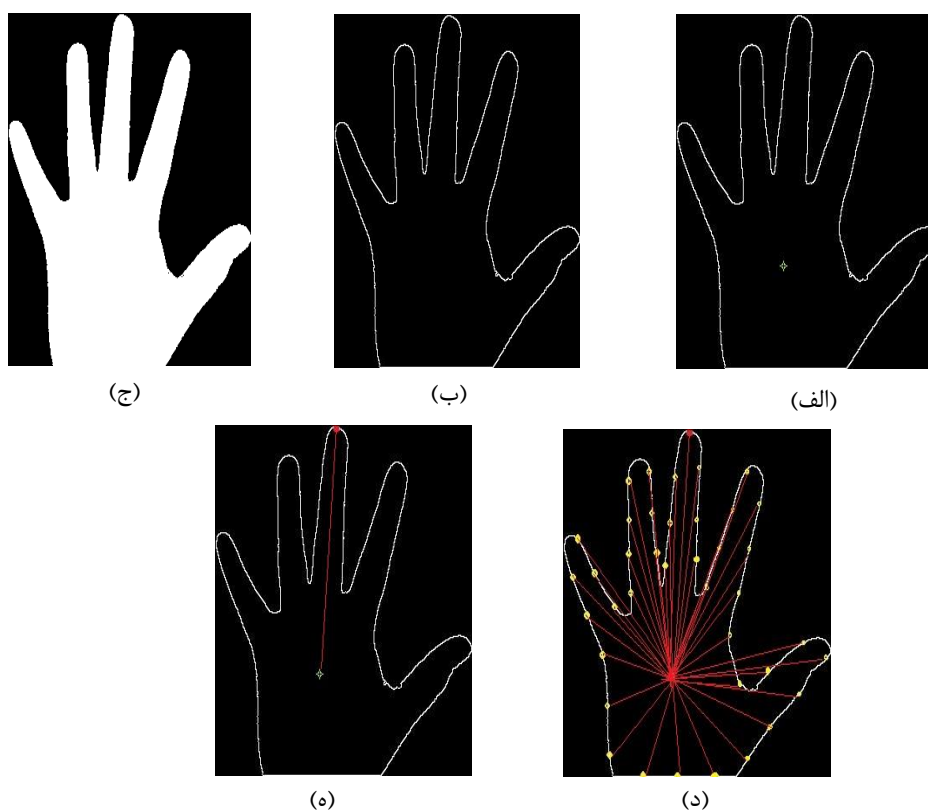
<sup>2</sup> Moment

در رابطه فوق، مقادیر  $x$  و  $y$  از قرار زیر هستند.  $m$  تعداد ستون‌های تصویر و  $n$  تعداد سطرهای تصویر است. مرکز ثقل  $(Y_c, X_c)$  همان مرکز هندسی دست است که از رابطه ۴ محاسبه می‌شود.

$$\begin{aligned} x &= 1, 2, \dots, m \\ y &= 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

$$X_c = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}}, Y_c = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}} \quad (4)$$

مرحله سوم: در این مرحله روی منحنی نقاطی با فاصله‌های تقریباً یکسان ایجاد می‌شود. نمونه‌برداری از منحنی پیرامونی توسط این نقاط به صورت ساعتگرد انجام می‌شود. برای انتخاب نقطه شروع نمونه‌برداری، نقطه‌ای روی منحنی پیرامونی که بیشترین فاصله از مرکز ثقل داشته باشد، پیدا کرده و آن به عنوان نقطه شروع نمونه‌برداری در نظر گرفته می‌شود. این مراحل برای تمامی تصاویر اعمال می‌شود. مزیت این روش این است که نسبت به چرخش حساس نیست زیرا با چرخش دست بیشترین فاصله از مرکز ثقل تغییر نمی‌کند. این ویژگی در توصیف اشکال دست مفید است.

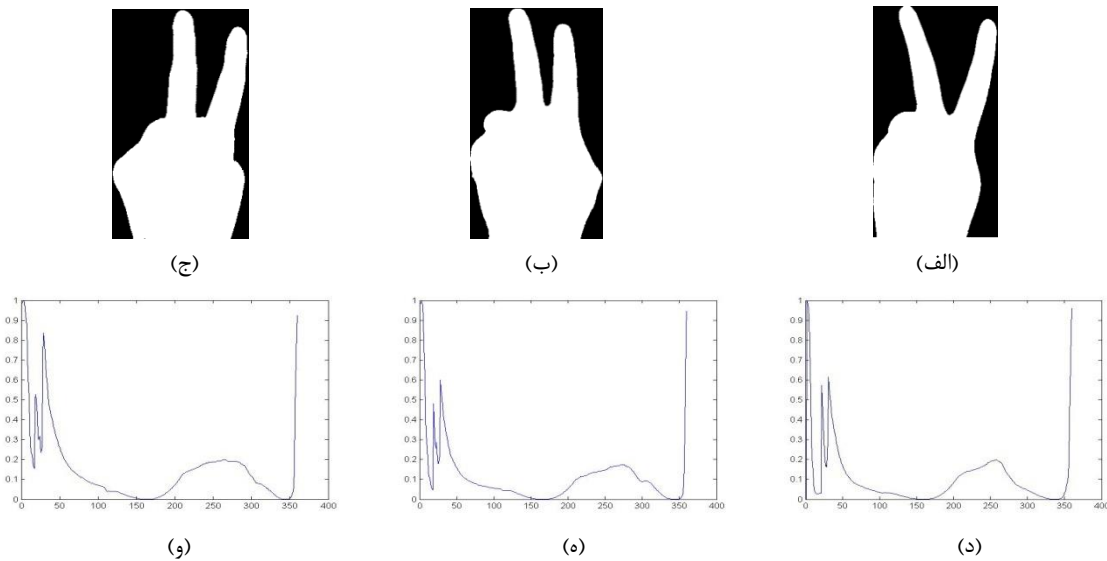


شکل ۳: مراحل روش فواصل میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل (الف) تصویر اصلی، (ب) منحنی پیرامونی دست، (ج) پیدا کردن مرکز ثقل دست، (د) پیدا کردن بیشترین فاصله منحنی پیرامونی از مرکز ثقل و (ه) نمونه‌برداری از دست

Figure 3: The steps of the distance between the points of the boundary contour and the center of gravity (a) the main image, (b) the peripheral curve of the hand, (c) finding the center of gravity of the hand, (d) finding the maximum distance of the peripheral curve from the center of gravity and (e) sampling from the hand.

شکل ۳ تمامی مراحل استخراج ویژگی را نشان می‌دهد. ابتدا بعد از بدست آوردن منحنی پیرامونی دست، نقطه مرکز ثقل دست با استفاده از رابطه‌های ۲ و ۴ محاسبه می‌شود. در این شکل، در قسمت (۳)، نقطه سبز رنگ مرکز ثقل دست را نشان می‌دهد. در قسمت (۴)، بیشترین فاصله از مرکز ثقل را پیدا کرده که این نقطه اولین نقطه برای شروع نمونه‌برداری در نظر گرفته می‌شود. در این شکل خط قرمز، نشان‌دهنده فاصله بین این نقطه و مرکز ثقل است. فلش سفید رنگ جهت نمونه‌برداری را نشان می‌دهد که در جهت ساعتگرد است. در قسمت (۵)، نقاط نمونه‌برداری با نقاط زرد رنگ نشان داده شده است که فاصله هر کدام از مرکز

ثقل در جهت ساعتگرد محاسبه می‌شود. تعداد نقاط هرچه قدر بیشتر باشد، دقت تشخیص بالاتر خواهد بود در این شکل، برای دید بهتر، ۴۰ نقطه نشان داده شده است. در این پژوهش ۳۰۰ نقطه روی منحنی پیرامونی دست در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۴: (الف)، (ب) و (ج) حالت‌های مختلف علامت اشاره حرف ج، (د)، (ه) و (و) اعمال روش فواصل میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل بر روی تصاویر مشابه، در ردیف دوم، محور افقی تعداد نقاط نمونه برداری را نشان می‌دهد و محور عمودی فاصله بین هر کدام از نقاط تا مرکز ثقل را نشان می‌دهد

Figure 4. (a), (b), and (c) different states of the letter ج, (d), (e) and (f) applying the distance method between the points of the boundary contour and the center of gravity on similar images. In the second row, the horizontal axis shows the number of sampling points and the vertical axis shows the distance between each point and the center of gravity.

در شکل ۴ مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر مشابه اعمال شده است. ردیف اول تصاویر مربوط به یک کلاس را نشان می‌دهد. ردیف دوم بردار ویژگی استخراج شده از این الگوریتم پیشنهادی برای هر یک از تصاویر را نشان می‌دهد. در این شکل در ردیف دوم، محور افقی تعداد نقاط نمونه برداری را نشان می‌دهد و محور عمودی فاصله بین هر کدام از نقاط تا مرکز ثقل را نشان می‌دهد. برای نرمال سازی اعداد بردار ویژگی، تمامی اعداد بردار را به بزرگترین مقدار تقسیم کرده تا حاصل اعداد بردار ویژگی بین ۰ تا ۱ باشند.

جهت اندازه گیری فاصله بین نقاط نمونه برداری شده و مرکز ثقل از فاصله‌های مختلفی استفاده می‌شود. فاصله‌های استفاده شده عبارتند از: فاصله اقلیدسی<sup>۱</sup>، فاصله کسینوسی<sup>۲</sup> و فاصله محرک زمینی<sup>۳</sup> (EMD) است. عملکرد هر یک از فاصله‌ها در بخش نتایج با هم مقایسه می‌شود.

$$D = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \quad (5)$$

رابطه ۵ مربوط به فاصله اقلیدسی است که در آن  $(x, y)$ ، مختصات هر یک از نقاط مرزی بوده و  $(x_c, y_c)$  مختصات

$$D_c = 1 - \frac{\overline{K, L}}{\|K\| \|L\|} \quad (6)$$

رابطه ۶ مربوط به فاصله کسینوسی است که در آن  $K$  مختصات هر یک از نقاط مرزی را نشان می‌دهد.  $L$  مختصات مرکز ثقل را نشان می‌دهد که هر دوی آن‌ها با بردار نشان داده شده است. در این رابطه، مخرج کسر اندازه بردارها را نشان می‌دهد.

<sup>1</sup> Auclidean Distance

<sup>2</sup> Cosine Distance

<sup>3</sup> Earth Mover Distance (EMD)



$$EMD(K, L) = \frac{\sum_{i=1}^m f_i d_i}{\sum_{i=1}^m f_i} \quad (7)$$

در رابطه  $V$  اگر  $K$  و  $L$  به ترتیب نقاط موجود در منحنی پیرامونی و نقطه مرکز ثقل باشد.  $d_i$  فاصله بین این نقاط است.  $f_i$  مقدار فراوانی بین این نقاط است. در این رابطه، تعداد  $m$ ، برابر با تعداد نقاط نمونه برداری است.

#### ۴- کلاس بندی داده ها

در مرحله بازشناسی از دو نمونه کلاس بند شبکه های عصبی احتمالاتی<sup>۱</sup> (PNN) و کلاس بند  $k$  نزدیکترین همسایه<sup>۲</sup> (k-NN) استفاده می شود و عملکرد هر یک در بخش نتایج با هم مقایسه می شود. یک دسته الگو خانواده ای از الگوها می باشند که دارای ویژگی های مشترکی هستند. منظور از بازشناسی الگو توسط سیستم، تکنیک هایی است که الگوها را به صورت خودکار به دسته های متناظرشان نسبت می دهند. بردارهای الگو همان بردارهای ویژگی هستند. در روش الگوریتم  $k$  نزدیکترین همسایه (k-NN)، اساس کار بر آن است که در آن شیء بر اساس بیشترین رأی از همسایگانش کلاس بندی می شود. در این روش رکورد جدید، براساس معیار فاصله از همه رکوردهای آموزشی محاسبه می شود. سپس  $k$  نزدیکترین همسایه ها مشخص می گردند. در انتها دسته این  $k$  همسایه بررسی شده و دسته ای که بیشترین تعداد دیده شدن را در این  $k$  رکورد دارد، به عنوان دسته رکورد جدید در نظر گرفته می شود. معیارهای فاصله ای که در این الگوریتم از آن استفاده می شود، می تواند یکی از فاصله های اقلیدسی، کسینوسی یا همبستگی باشد. لازم به ذکر است که در مواقعی که گره ایجاد می شود یعنی بیشتر نقاط در یک کلاس با هم برابر هستند، از یکی از دو قانون نزدیکترین و قانون تصادفی، برای شکستن گره استفاده می شود. قانون نزدیکترین، یعنی از بین گره های به هم خورده، مجدداً کلاس نزدیکترین همسایه به عنوان کلاس خروجی انتخاب می شود. قانون تصادفی، یعنی برای شکستن گره، به صورت تصادفی به یکی از همسایه هایی که هم گره خورده اند، انتخاب شده و کلاس آن همسایه به عنوان کلاس خروجی بازگردانده می شود. در این بخش نتایج حاصل از بازشناسی روش های پیشنهادی بررسی می شود. روال معمول آن است که داده های آموزشی ۸۰٪ پایگاه داده و داده های آزمایشی ۲۰٪ پایگاه داده باشند. الگوریتم های پیشنهاد شده در این مقاله دارای چندین پارامتر قابل تنظیم هستند که با انجام آزمایش های متعدد مقادیر بهینه را برای پارامترهای مذکور پیدا می کنیم و نتایج شبیه سازی الگوریتم های پیشنهاد شده را با این مقادیر ارائه می نماییم.

برای ارزیابی عملکرد یک سیستم بازشناسی، معیارهای متفاوتی وجود دارد. یکی از رایج ترین معیارها، نرخ بازشناسی است. این معیار به صورت نسبت داده های آزمایشی درست تشخیص داده شده به تعداد کل داده های تصویری است که در رابطه ۸ آمده است.

$$R_C = \frac{n_{correct}}{n_{total}} \times 100 \quad (8)$$

در این رابطه صورت کسر تعداد داده های آزمایشی درست تشخیص داده شده است و مخرج کسر تعداد کل داده های موجود در پایگاه داده است. برای بررسی نتایج الگوریتم های پیشنهاد شده، ابتدا پارامترهای مختلف در هر الگوریتم با استفاده از معیار معرفی شده در بخش قبل ارزیابی می شود. سپس با استفاده از پارامترهای بهینه انتخاب شده، نتایج آزمایش ها بررسی می شود. برای انجام آزمایش ها انتخاب پارامتر بهینه و انجام آزمایش های بعدی، تصاویر مربوط به آموزش و تصاویر مربوط به آزمایش، به طور تصادفی انتخاب می شود. این آزمایش ها را به دفعات تکرار می کنیم و از این میان آزمایشها متوسط نرخ بازشناسی برای هر حالت را بدست می آوریم. برای ارزیابی و انتخاب پارامتر بهینه، پارامتر مورد بررسی در آزمایشها تغییر داده شده و سایر پارامترها ثابت در نظر گرفته می شود و در نهایت نتایج با استفاده از پارامترهای بهینه گزارش می شود.

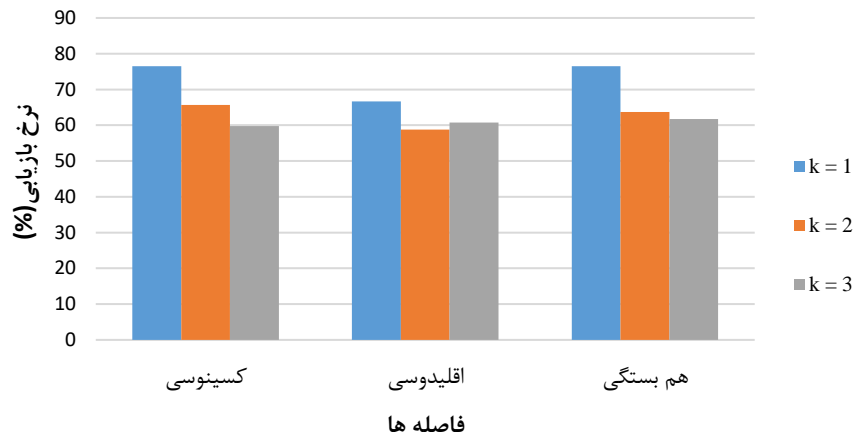
اعمال تبدیل رادون بر تصویر از زاویه ۰ تا ۳۶۰ درجه محدود می شود. این زاویه را در این قسمت تغییر می دهیم تا با توجه به نتایج، بهترین عملکرد را انتخاب کنیم. در مرحله بازشناسی با استفاده از کلاس بند  $k$ -NN یکی از پارامترهای قابل تنظیم، تعداد

<sup>1</sup> Probabilistic Neural Network

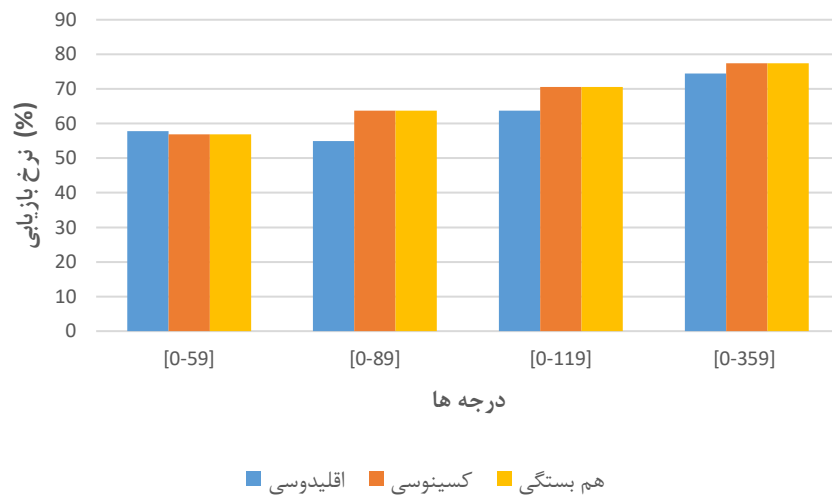
<sup>2</sup> k-Nearest Neighbor

نزدیکترین همسایه ( $k$ ) است که در این طبقه‌بند استفاده می‌شود. پارامتر دیگر معیار فاصله است که برای محاسبه فاصله نمونه‌های دیگر از نمونه مورد آزمایش، استفاده می‌شود. برای انتخاب پارامتر بهینه در این الگوریتم، از فاصله اقلیدسی، کسینوسی و همبستگی استفاده می‌شود.

در شکل ۵ نمودار مربوط به تغییر فاصله‌ها در  $k$  های ۳، ۴ و ۵ در طبقه‌بند  $k$ -NN با اعمال تبدیل رادون در زاویه‌های ۰ تا ۱۷۹ را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود در  $k=1$  فاصله کسینوسی و همبستگی بیشترین نرخ ( $0.76/47$ ) را در طبقه‌بند  $k$ -NN دارند. در  $k=3$  فاصله کسینوسی بیشترین نرخ بازشناسی ( $0.65/68$ ) را دارد و در  $k=5$  فاصله همبستگی بیشترین نرخ بازشناسی ( $0.61/76$ ) را دارد. بنابراین در  $k=1$  بیشترین نرخ مشاهده می‌شود. در آزمایش‌های بعدی نرخ بازشناسی در طبقه‌بند  $k$ -NN در  $k=1$  بررسی می‌شود.



شکل ۵: طبقه‌بند  $k$ -NN اعمالی برای ویژگی تبدیل رادون در فاصله‌های مختلف در  $k=1$ ،  $k=3$  و  $k=5$   
 Figure 5.  $k$ -NN classifier applied to the Radon transformation feature at different distances in  $k=1$ ,  $k=3$  and  $k=5$

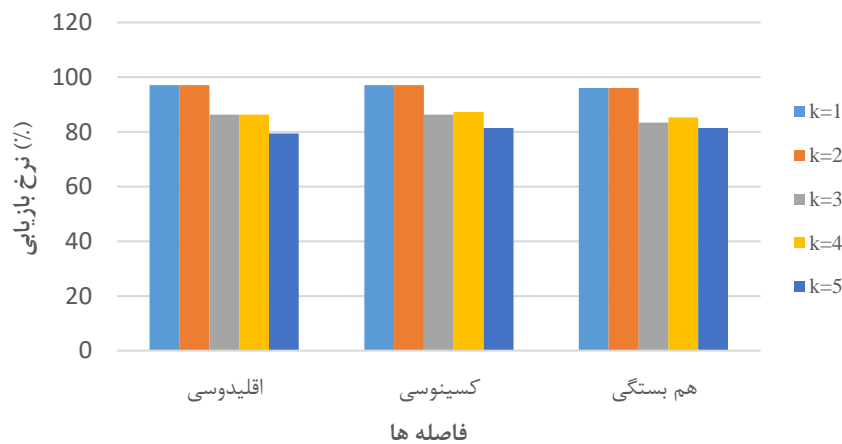


شکل ۶: طبقه‌بند  $k$ -NN اعمالی برای ویژگی تبدیل رادون در فاصله‌های مختلف در  $k=1$  برای زاویه‌های ۶۰، ۹۰، ۱۲۰ و ۳۶۰ درجه  
 Figure 6.  $k$ -NN classifier applied to the Radon transformation feature at different distances at  $k=1$  for angles of 60, 90, 120 and 360 degrees

در شکل ۶ با تغییر زاویه‌ها، تغییر نرخ بازشناسی در تبدیل رادون مشاهده می‌شود. با توجه به نمودارها در  $k=1$  در محدوده زاویه ۰ تا ۳۵۹ درجه بالاترین نرخ بازشناسی ( $0.77/45$ )، در فاصله‌های کسینوسی و همبستگی نسبت به زاویه‌های دیگر مشاهده می‌شود. به طور متوسط فاصله کسینوسی در طبقه‌بند  $k$ -NN پاسخ بهتری نسبت به فاصله‌های دیگر دارد.

در این پژوهش تقسیم‌بندی تصویر به صورت استاتیک انجام می‌گیرد. به این صورت که تصویر به بلوک‌های مساوی ناحیه‌بندی شده و در هر بلوک (شبکه) تعداد پیکسل‌های سفید بر کل پیکسل‌ها را محاسبه می‌کنیم. در این بخش تعداد بلوک‌ها را تغییر می‌دهیم و عملکرد الگوریتم پیشنهادی را با تغییر تعداد بلوک‌ها مشاهده می‌نماییم.

شکل ۷ شامل مقادیری است که عملکرد الگوریتم پیشنهادی بوسیله طبقه‌بند  $k$ -NN را نشان می‌دهد. در این جدول تعداد شبکه‌های تقسیم‌بندی شده را  $۴ \times ۴$ ،  $۸ \times ۸$  و  $۱۶ \times ۱۶$  در نظر می‌گیریم و عملکرد هر کدام را با هم مقایسه می‌کنیم. همچنین در این جدول از طبقه‌بند  $k$ -NN با معیار فاصله‌هایی که در قسمت قبل بیان شد استفاده می‌کنیم و عملکرد هر یک را با هم مقایسه می‌کنیم. همان‌طور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود، در همه نمودارهای میله‌ای در  $k=۱$  و  $k=۲$  بالاترین نرخ بازشناسی در الگوریتم ناحیه‌بندی بوسیله طبقه‌بند  $k$ -NN مشاهده می‌شود. بالاترین نرخ در این الگوریتم زمانی که از بلوک‌های  $۸ \times ۸$  استفاده می‌شود، برابر با  $۹۷/۰۵\%$  است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود  $k=۵$  کمترین نرخ را نسبت به بقیه دارد، بنابراین همه آزمایش‌ها در  $k=۱$  بررسی می‌شود.



شکل ۷: نتایج الگوریتم ناحیه‌بندی در طبقه‌بند  $k$ -NN از  $k=۱$  تا  $k=۵$  در فاصله‌های مختلف

Figure 7. The results of the zoning algorithm in the  $k$ -NN classifier from  $k=1$  to  $k=5$  at different distances

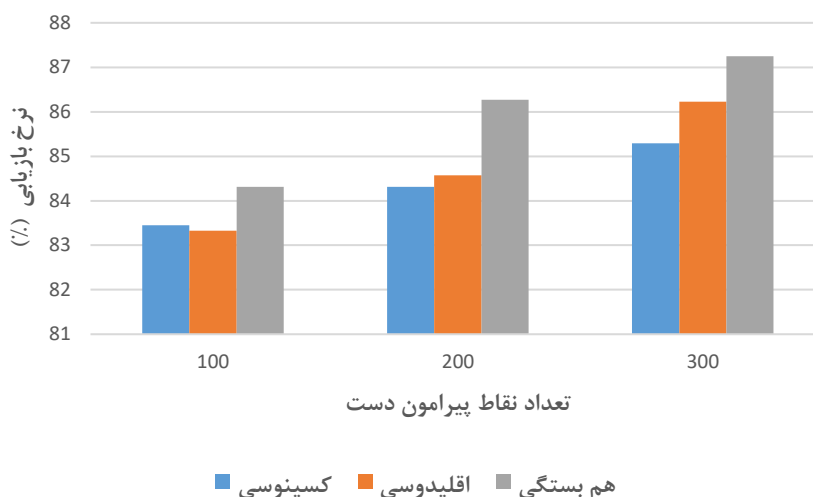
در جدول ۱ تعداد بلوک‌ها را تغییر می‌دهیم و نرخ بازشناسی را مشاهده می‌کنیم. در این جدول تعداد بلوک‌ها را  $۴ \times ۴$ ،  $۸ \times ۸$  و  $۱۶ \times ۱۶$  در نظر می‌گیریم و عملکرد هر یک از آن‌ها را مشاهده می‌کنیم. با توجه به جدول نتیجه می‌شود هر چه تعداد بلوک‌ها را افزایش دهیم، نرخ بازشناسی افزایش می‌یابد. اعداد موجود در این جدول نرخ بازشناسی طبقه‌بند  $k$ -NN را نشان می‌دهد. فاصله‌های استفاده شده در جدول ۱ مانند شکل ۷ شامل همه فاصله‌ها است. دلیل افزایش تعداد بلوک‌ها و تأثیر آن بر روی نرخ بازشناسی در این است که با افزایش تعداد بلوک‌ها، جزئیات تصویر بهتر نمایش داده می‌شود و در نهایت باعث افزایش نرخ بازشناسی می‌شود. در این الگوریتم تعداد بلوک‌ها، طول بردار ویژگی را نشان می‌دهد.

جدول ۱: نرخ بازشناسی در الگوریتم ناحیه‌بندی تصویر با تغییر تعداد بلوک‌ها با استفاده از طبقه‌بند  $k$ -NN

Table 1. Recognition rate in image segmentation algorithm by changing the number of blocks using  $k$ -NN classifier

تعداد بلوک‌ها	$۴ \times ۴$	$۸ \times ۸$	$۱۶ \times ۱۶$
اقلیدوسی	$۹۳/۱۳\%$	$۹۷/۰۵\%$	$۹۸/۰۳\%$
کسینوسی	$۹۱/۱۷\%$	$۹۷/۰۵\%$	$۹۸/۰۳\%$
همبستگی	$۹۰/۱۹\%$	$۹۶/۰۷\%$	$۹۸/۰۳\%$

الگوریتم فواصل میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل شامل سه مرحله اساسی است که عبارتند از: پیدا کردن منحنی پیرامونی دست، پیدا کردن مرکز ثقل دست و نمونه برداری از منحنی پیرامونی دست است. نمونه برداری از دست شامل نقاط با فاصله‌های یکسان از هم روی منحنی پیرامونی دست است. در این بخش با تغییر تعداد نقاط روی منحنی پیرامونی عملکرد این الگوریتم را در طبقه‌بندی مشاهده می‌کنیم. فاصله میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل با فاصله‌های اقلیدسی، کسینوسی و فاصله EMD اندازه‌گیری می‌شود. شکل ۸ عملکرد هر یک از فاصله‌های EMD، کسینوسی و اقلیدسی را با هم مقایسه می‌کند. در این شکل کلاس‌بندی تصاویر با استفاده از طبقه‌بند k-NN صورت می‌گیرد و معیارهای فاصله در این طبقه‌بند شامل ۳ فاصله کسینوسی، اقلیدسی و همبستگی است.



شکل ۸: نرخ بازشناسی در الگوریتم پیشنهادی فواصل میان کانتور مرزی و مرکز ثقل با استفاده از طبقه‌بند k-NN

Figure 8. The recognition rate in the proposed algorithm of the distances between the boundary contour and the center of gravity using the k-NN classifier.

الگوریتم پیشنهادی در تعداد نقاط ۳۰۰ دارای بالاترین نرخ است که این تعداد از طریق تکرار و روش سعی و خطا بدست می‌آید. از میان فاصله‌های استفاده شده بین نقاط موجود در منحنی پیرامونی و مرکز ثقل، در روش فاصله همبستگی عملکرد بهتری مشاهده می‌شود. جدول ۲ برای مقایسه بین روش پیشنهادی استفاده از طبقه‌بند k-NN و روش مرجع [۱] در زیر ارائه می‌شود.

جدول ۲: مقایسه نرخ بازشناسی در الگوریتم ناحیه‌بندی تصویر با تغییر تعداد بلوک‌ها و با استفاده از طبقه‌بند k-NN

Table 2. Comparison of recognition rate in image segmentation algorithm by changing the number of blocks and using k-NN classifier

دقت بازشناسی	۸×۸	۱۶×۱۶
روش مرجع [۱]	٪۸۰	٪۸۵
روش پیشنهادی	٪۹۶	٪۹۸

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله، یک سیستم برای تشخیص حروف الفبای زبان اشاره فارسی ارائه شده است. این سیستم قادر است به طور خودکار ۳۲ حالت ساکن دست را برای حروف الفبای فارسی تشخیص داده و آن را به متن فارسی ترجمه کند. تشخیص حروف الفبای فارسی، با استفاده از یک پایگاه داده انجام شده است، که توسط یک دوربین دیجیتال تهیه شده است. برای تشخیص حروف الفبای زبان اشاره فارسی، تصاویری از حالت‌های دست برای هر یک از الفبا در نظر گرفته شده است. داده‌های تصویری شامل ۶۰۰ تصویر که آن‌ها را از افراد مختلف تهیه کرده‌ایم، می‌باشند. تمامی داده‌های تصویری را به حوزه دودویی منتقل کرده و به یک اندازه ثابت تغییر اندازه داده‌ایم. اعمال پیش‌پردازش بر داده‌های تصویری شامل برش تصویر و حذف نویز است. بعد از

پیش‌پردازش و تهیه داده‌های تصویری، ۳ الگوریتم برای استخراج ویژگی پیشنهاد شده است. الگوریتم‌های پیشنهادی شامل الگوریتم ناحیه‌بندی تصویر، الگوریتم پیشنهادی فواصل میان نقاط کانتور مرزی و مرکز ثقل، تبدیل رادون است. در این روش با کاهش فضای ذخیره‌سازی اطلاعات و طول بردار ویژگی، زمان اجرای این الگوریتم را کاهش داده‌ایم که مناسب سیستم‌های برخط باشد. برای حصول اطمینان از پایگاه داده تصویری که خودمان آن را تهیه کردیم، از پایگاه تصویری متفاوتی با استفاده از روش‌های پیشنهادی استفاده شده است که با توجه به نتایج، متوجه شدیم که روش‌های پیشنهادی برای استخراج ویژگی دارای نرخ تشخیص بالایی هستند.

## مراجع

- [1] S. Tannaz and T. Sedghi., "Image Retrieval Using Dynamic Weighting of Compressed High Level Features Framework with LER Matrix ," *Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 153-161, June 2018 , doi:10.22068/IJEEE.14.2.153.
- [2] H. S. Anupama, B. A. Usha, S. Madhushankar, V. Vivek and Y. Kulkarni, "Automated Sign Language Interpreter Using Data Gloves," *International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS)*, Coimbatore, India, 2021, pp. 472-476, doi: 10.1109/ICAIS50930.2021.9395749.
- [3] M. Jalali and T.Sedghi , "Extraction of Multiple Hybrid Features to Reduce the Semantic Vacuum with the Semi-Supervised Classification," *Journal of Communication Engineering Islamic Azad University*, vol. 12, no. 45, pp. 153-161, 2022 , doi:10.30495/jce.2022.691134.
- [4] X. Zhang, J. Zhao and J. Tian, "A Robust Coinversion Model for Soil Moisture Retrieval From Multisensory Data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 8, pp. 5230-5237, July 2014, doi: 10.1109/tgrs.2013.2287513.
- [5] W. Chen," Single-Shot Imaging Without Reference Wave Using Binary Intensity Pattern for Optically-Secured-Based Correlation, " *IEEE Photonics Journal*, vol. 8, no. 1, February 2016, pp. 1943-0655, doi: 10.1109/jphot.2016.2523245.
- [6] S. Shafei, H. Vahdati, T.Sedghi and A. Charmin "Modulation Based Combination of High Level Features Generated from SCCF & Contourlet Transforms for CBIR Applications," *Wireless Personal Communications*, vol.126, no. 1, pp. 197-208, 05 May 2022, doi: 10.1007/s11277-022-09740-9.
- [7] S. Shafei, H. Vahdati, T. Sedghi and A. Charmin , "CBMIR System Based on Matrix Weighting Framework and Linear Transformation with KNN," *Electrica* , vol. 22, no. 2, pp. 258-266J , 2022, doi: 10.54614/electrica.2022.210130.
- [8] S. Shafei, H. Vahdati, T. Sedghi and A. Charmin , "Novel high level retrieval system based on mathematic algorithm & technique for MRI medical imaging and classification, " *Journal of Instrumentation* , vol. 16, no. 17, p. p07055 28, July 2021, doi: 10.1088/1748-0221/16/07/P07055.
- [9] M. Jalali, "High-Scale Image Clustering with Semantic Cues Modeling and Spatial Simulation, " *Journal of Southern Communication Engineering Islamic Azad University Bushehr Branch*, vol. 12, no. 47,pp. 61-70, Spring 2023, doi :10.30495/jce.2022.1968473.1173.
- [10] T. Sedghi, Y. Zeforoosh and M. Jalali, "Response Vector for Calculation of Training Signal based on Progressive Non-Recursive Fusion of Multi-Spectral Image, " *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 30-34, 28 October 2013.
- [11] Z. Yang, Y. Ke, T. Chen, M. Grzegorzec and J. See, "Doing More With Moiré Pattern Detection in Digital Photos, " *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 32, pp. 694-708, 2023, doi : 10.1109/TIP.2022.3232232.
- [12] X. Zhang, S. Zhou, J. Fang and Y. Ni, "Pattern Recognition of Construction Bidding System Based on Image Processing," *International Journal of Computer Systems Science & Engineering*, vol. 35, no. 4, pp. 247-256, July 2020, doi : 10.32604/csse.2020.35.247.

- [13] A. Shariq, A. Khan, A. M. Khan, M. Khurram, M. F. Umer and M. S. Salam, "Image Processing Based Pattern Recognition and Computerized Embroidery Machine," *Pakistan Journal of Engineering and Technology, PakJET*, vol. 5, no. 4, pp. 68–74, 2022, doi :10.51846/vol5iss4pp68-74.
- [14] M. Fakheri, T. Sedghi, M. G. Shayesteh and M. C. Amirani, "Framework for image retrieval using machine learning and statistical similarity matching techniques," *IET Image Processing*, vol. 7, no. 1, pp. 1-11, February 2013, doi: 10.1049/iet-ipr.2012.0104.
- [15] J. Bao, B. Wang, X. Yang, and H. Zhu, "Nearest neighbor query in road networks," (*in Chinese*), *Ruan Jian Xue Bao/J. Softw*, vol. 29, no. 3, pp. 642–662, Mar. 2018.
- [16] H. Li, B. Cai, S. Qiao, Q. Wang, and Y. Wang, "Expanding Tree-Based Continuous K Nearest Neighbor Query in Road Networks With Traffic Rules," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 72594–72608, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2881414.
- [17] K. Bok, Y. Park and J. Yoo, "An efficient continuous k-nearest neighbor query processing scheme for multimedia data sharing and transmission in location based services", *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, pp. 5403–5426, 2019, doi :10.1007/s11042-018-6433-3.
- [18] R. Salman, "Novel Technique in Content Based Image Retrieval using Classification by Deep Learning in Artificial Intelligence," *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, vol. 10, no. 2s, pp. 256-259, Desember 2019.
- [19] Gh. Raghuwanshi and V. Tyagi, "Novel Technique for Object Based Image Retrieval Using EM Segmentation for localized image retrieval," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 76, no. 12, pp. 13741–13759, June 2017, doi :10.1007/s11042-016-3747-x.

---

#### COPYRIGHTS

©2024 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

---

