

## یادداشت فنی

# قرائت خودکار یک جایرو کامپس تجاری با استفاده از پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی

بهمن شهگل<sup>۱\*</sup>، پیمان معلم<sup>۲</sup>، مسعود کاوش تهرانی<sup>۳</sup>، شهرام پروین جهرمی<sup>۴</sup> و سیدامین حسینی<sup>۵</sup>

۱، ۳ و ۴ - دانشکده علوم کاربردی، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

۲ - گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان

۵ - دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

\*تهران، کد پستی: ۸۳۱۴۵۱۱۵

shahgoli@mut-es.ac.ir

از جایرو کامپس در توجیه و نشانه‌روی موشک‌ها، همچنین در تجهیز موضع پرتاب و صحت تجهیز موضع پرتاب برای پیدا کردن آزیموت نقاط خاصی استفاده می‌شود. مشاهدات و قرائت در این نوع قطب‌نما به صورت چشمی انجام می‌شود که دقت پایین و خطای مشاهداتی را به دنبال دارد. در این مقاله، الگوریتمی ساده برای قرائت خودکار یک قطب‌نمای ژئروسکوپی تجاری، با استفاده از روش‌های مبتنی بر پردازش تصویر دیجیتال و شبکه‌های عصبی، پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، در ابتدا، با استفاده از تحلیل تفاضل تصاویر متوالی گرفته شده از صفحه نمایشگر قطب‌نمای مورد نظر، قاب برگشتی مشخص می‌شود. در ادامه با استفاده از لبه‌یابی و عملیات انبساط تصویر بر روی قاب برگشتی، ناحیه مورد قرائت استخراج شده، ارقام موجود در این ناحیه تفکیک شده و با عبور تک‌تک این ارقام از شبکه‌های عصبی ارقام مورد نظر، بازشناسی می‌شوند. در انتها با تحلیل هندسی موقعیت نسبی صفحه مدرج و شاخص نمایش، زاویه ژئروسکوپ با دقت ثانیه قوسی محاسبه می‌شود. استفاده از روش پیشنهادی در مرحله تشخیص قاب بازگشتی روی ۶ قطعه فیلم واقعی و مراحل بعدی آن روی بیش از ۳۰۰ تصویر واقعی ارزیابی شده است.

واژه‌های کلیدی: تحلیل حرکت، مورفولوژی، لبه‌یابی، پرسپترون چندلایه، کوانتیزاسیون برداری

## علائم و اختصارات

F زاویه مورد قرائت مقابل جفت خطوط بالایی در صفحه نمایشگر

N زاویه نسبت به شمال جغرافیایی

## مقدمه

داشتن وضعیت نسبت به شمال جغرافیایی در مسیریابی هواپیماها و سامانه‌های فضایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در حقیقت شمال جغرافیایی مرجع یکتایی برای هدایت محصولات فضایی به سمت

A فاصله علامت شاخص از خط بالایی جفت خطوط بالا در

شماتیکی از صفحه نمایشگر

x مکان علامت شاخص

y مکان خط بالایی جفت خطوط بالا در صفحه نمایشگر

z مکان خط بالایی در جفت خطوط بالایی صفحه نمایشگر

E زاویه مورد قرائت مقابل جفت خطوط پایینی در صفحه نمایشگر

۴. کارشناس ارشد

۵. کارشناس ارشد

۱. کارشناس ارشد (نویسنده مخاطب)

۲. دانشیار

۳. دانشیار

حاضر، نحوه قرائت این دستگاه به صورت چشمی و تنظیمات آن مکانیکی است. در شکل (۱) نمونه‌ای از تصاویر متوالی گرفته شده از صفحه نمایش قطب‌نما، از چپ به راست و از بالا به پایین آمده است. همان‌طور که در شکل نیز مشخص است، در حین کار دستگاه، اعداد روی نمایشگر در حال تغییر هستند. در یکی از قاب‌های متوالی که در اصطلاح به آن قاب بازگشتی گفته می‌شود، جهت حرکت خطوط مدرج تغییر می‌کند که این قاب به همراه ۱۰ قاب قبل و ۱۰ قاب بعد از آن در شکل (۱) مشخص شده است.



شکل ۱- نمایش قاب بازگشتی و ۱۵ قاب قبل و بعد از آن

قرائت‌گر، ابتدا، قاب بازگشتی را مشخص کرده و سپس به قرائت اعداد روی آن می‌پردازد. برای مثال در شکل (۱)، اعداد ۲۲۰ درجه در مرکز و اعداد ۲۲۱ درجه در بالا و ۲۲۰ درجه در پایین دیده می‌شود. محل شاخص برای آنکه بهتر در قاب بازگشتی دیده شود، با خط سیاه مشخص شده و با یک بیضی سفید نیز محصور شده است، بین ۰ تا ۴۰ دقیقه قوسی قرار گرفته است. فاصله بین خطوط موازی کنار شاخص، ۲۰ دقیقه قوسی است، بنابراین، مقدار زاویه قرائت شده، حدود ۵۰' ۲۲۰° است. زیرا عدد ۲۲۰ در بین ۴۰' تا ۰' قرار گرفته که ۰' متناظر با ۲۲۱ درجه است.

در این مقاله، با فرض نصب یک دوربین تصویربرداری مناسب در کنار پنجره نمایش اطلاعات، الگوریتمی ساده با قابلیت پیاده‌سازی بالادرنج، مبتنی بر پردازش تصویر و شبکه عصبی برای پردازش خودکار تصاویر متوالی گرفته شده و محاسبه زاویه با دقت ثانیه قوسی در قاب بازگشتی ارائه خواهد شد.

هدف است. بنابراین در فرایندهای پرتاب سامانه‌های فضایی باید آزمون شلیک را با آزمون هدف یکی کنیم که به آن فرایند توجیه و نشانه‌روی به سمت هدف می‌گوییم. در این حالت باید محور Z در INS یا IMU سامانه‌های فضایی به سمت هدف باشد، یعنی آزمون آن در واقع آزمون هدف باشد، اگر چنین شد می‌گوییم پرتابه به سمت هدف توجیه و نشانه‌روی شده است که این کار با استفاده از ادوات نشانه‌روی که یکی از آنها دستگاه جایروکامپس است، انجام می‌شود. بنابراین، چگونگی فرایند نشانه‌روی در اینجا مورد بحث نیست و به آن نمی‌پردازیم.

قطب‌نمای ژيروسکوپ نوعی قطب‌نماست که از آن برای جهت‌یابی استفاده می‌شود. این دستگاه رو به شمال واقعی تنظیم می‌شود و به چرخش در می‌آید. هر تغییری (چرخشی) که ژيروسکوپ بکند، سوزن یا عقربه قطب‌نمای ژيروسکوپ همواره رو به قطب شمال حقیقی باقی می‌ماند. در این قطب‌نما از خاصیت مغناطیسی استفاده نمی‌شود، در نتیجه از توفان‌های مغناطیسی و مانند آن تأثیر نمی‌پذیرد. این قطب‌نما از یک چرخ دوار تشکیل شده و بر محوری سوار است، که در هر راستا می‌تواند قرار گیرد؛ به هنگام چرخش، راستای محور و صفحه دوران چرخ نسبت به فضا کاملاً ثابت می‌ماند، حفظ چرخش به وسیله الکتریسیته تأمین می‌شود [۱].

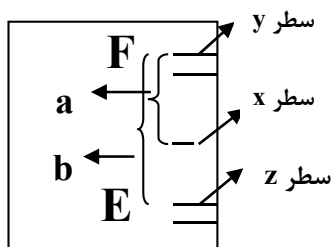
قطب‌نمای مورد مطالعه ما در اینجا، نوع خاصی از قطب‌نمای ژيروسکوپ است. در حقیقت این دستگاه می‌تواند چرخش زمین را حس و سرعت دورانی زمین را پیدا کند. از ویژگی‌های این دستگاه، پیدا کردن شمال حقیقی با دقت ۳۰ ثانیه قوسی است. هدف از به‌کارگیری این دستگاه، سمت‌یابی بین دو نقطه زمین یا یک سمت جهت‌دار یا تعریف شده روی زمین است. عمده کاربرد این دستگاه در توجیه و نشانه‌روی موشک‌ها به سمت هدف است. سیستم اپتیک این دستگاه از دو بخش چرخان و تتودولیت تشکیل شده است. تتودولیت دستگاه برای ثبت قرائت در قاب‌های بازگشتی و برای اندازه‌گیری زوایای افقی در نظر گرفته شده است. برای نشانه‌روی تلسکوپ باید تتودولیت را نسبت به بدنه دستگاه ثابت کرد. صفحه مدرج (بخشی از سیستم اپتیک) دیسک تخت و مسطحی است که از شیشه اپتیک ساخته شده و بر روی آن تقسیم‌بندی‌هایی به صورت خطوط دوتایی، ترسیم شده‌اند که در شکل‌های صفحات بعد تصاویری از این صفحه مدرج آمده است که روی سطح صفحه مدرج در کنار درجه‌بندی‌ها شماره‌گذاری شده است. ارقام بزرگ درجه‌ها و ارقام کوچک با دقیقه‌ها متناسب هستند.

بر روی صفحه نمایش، پنجره‌ای است که درجه‌بندی‌های مقیاس میکرومتر و خط شاخص در آن دیده می‌شوند. با استفاده از شاخص، می‌توان واحدهای دهگان دقیقه را قرائت کرد و زاویه را در حد ثانیه قوسی تقریب زد. در حال



شکل ۲- الگوریتم قرائت خودکار قطب‌نمای ژيروسکوپی

بعد از قرائت مقدار درجه و دقیقه زاویه، لازم است با توجه به محل شاخص در صفحه مدرج، مقدار ثانیه زاویه محاسبه شود که برای اینکار روشی هندسی پیشنهاد می‌شود. در شکل (۳) شماتیکی از صفحه مدرج آمده است که E و F دو زاویه که شاخص بین آنهاست را نشان می‌دهد. همان‌طور که در قسمت قبل گفته شد، فاصله بین آنها یعنی مقدار  $b$ ،  $20$  دقیقه قوسی است.



شکل ۳- شماتیکی از صفحه نمایشگر

در اینجا از دوربین فیلمبرداری دیجیتال JVC مدل GZ- MG530 با بزرگنمایی اپتیکی 10X و بزرگنمایی دیجیتال 300X استفاده شده است. پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی، با استفاده از کامپیوتر پنتیوم ۴ تحت سیستم عامل ویندوز ۷ و نرم‌افزار متلب ۲۰۱۰ ای<sup>۷</sup> انجام داده شده است که در انتها، نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی روی مجموعه‌ای از تصاویر واقعی مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت.

### اصول الگوریتم پیشنهادی

اولین قدم در الگوریتم پیشنهادی، تعیین قاب بازگشتی است. برای این کار از تحلیل تصویر تفاضلی قاب‌های متوالی استفاده می‌شود. در صورتی که تفاضل دو قاب متوالی از یک مقدار آستانه بیشتر باشد، حرکت وجود دارد. قاب بازگشتی در حقیقت قابی است که حرکت ناچیزی در آن وجود دارد یا به عبارتی دیگر حرکتی ندارد [۲].

سپس مراحل تشخیص محل ارقام و قرائت آنها بر این قاب‌ها انجام می‌گیرد. یک سیستم تشخیص اتوماتیک ارقام از سه بخش اصلی: تشخیص محل ارقام، جداسازی ارقام و تشخیص ارقام تشکیل شده است. این مراحل در شکل (۲) آورده شده است.

تشخیص محل ارقام در تصویر، مهم‌ترین بخش از سیستم تشخیص اتوماتیک ارقام است. در پردازش تصویر، روش‌های گوناگونی برای استخراج محل ارقام وجود دارد که از آن جمله می‌توان به لبه‌یابی و عملیات مورفولوژی انبساط اشاره کرد [۳].

در این مقاله، روشی با ترکیب لبه‌یابی و عملیات مورفولوژی انبساط، پیشنهاد می‌شود که در آن، از عملگر کنی<sup>۸</sup> برای لبه‌یابی استفاده شده است. برای محاسبه بهتر، مقدار آستانه در عملگر کنی، روشی مبتنی بر استفاده از عملگر گرادیانی سوبل<sup>۹</sup> برای لبه‌یابی پیشنهاد شده است، که در نهایت لبه‌های عمودی قاب بازگشتی مشخص می‌شوند. سپس با استفاده از عملگرهای مورفولوژی محل مورد نظر استخراج می‌شود.

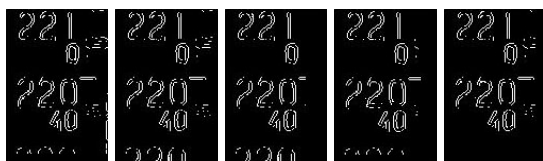
ساختار این روش به‌صورتی است که زمان پردازش آن قابل قبول است. در ادامه برای تفکیک ارقام تصویر نهایی از افکنش<sup>۱۰</sup> ستونی و سطری تصویر باینری نهایی استفاده می‌شود. در انتها نیز برای بازشناسی ارقام تفکیک شده، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)<sup>۱۱</sup>، استفاده می‌شود.

10. Projection  
 11. Mult Layer Perceptron

7. MATLAB 2010a  
 8. Canny operator  
 9. Sobel gradient operator

### تصویر لبه‌یابی شده

سیس لبه‌های موجود در قاب بازگشتی با استفاده از الگوریتم لبه‌یابی شناسایی می‌شوند. لبه یک تغییر ناگهانی در شدت روشنایی تصویر است. صفحه نمایشگر قطب‌نما به دلیل اعداد روی آن، دارای لبه‌های قوی و زیادی است. از همین ویژگی برای یافتن محل آن در تصویر استفاده می‌شود. الگوریتم‌های مختلفی برای پیدا کردن لبه در پردازش تصویر مطرح شده است. در میان روش‌های لبه‌یابی، روش کنی، کارایی بیشتری نسبت به سایر روش‌های لبه‌یابی دارد [۳]. ما در اینجا از این روش استفاده کردیم. البته با استفاده از این عملگر برای ایجاد یک تصویر لبه‌گذاری مناسب نیاز به قرار دادن مقدار آستانه مناسب است، که این مقدار آستانه در تصاویر مختلف در فیلم‌هایی که با دوربین‌های متفاوت یا در فاصله‌ها و شرایط مختلف گرفته شده، تغییر می‌کند. بنابراین برای حل این مشکل و افزایش کارایی لبه‌یابی تصویر، مناسب‌تر دیدیم که از یک روش تکراری و محلی مبتنی بر روش لبه‌یابی سوبل استفاده کنیم. در واقع کارایی این روش وابسته به حد آستانه‌ای است که میزان پیسکل‌های غیرلبه را تعیین می‌کند. مزیت مهم دیگر این روش این است که برای تصاویر مختلف با شرایط مختلف نیاز به تغییر حد آستانه نیست. در این الگوریتم، برای اینکه عمل لبه‌یابی با دقت بهتری انجام شود در هر مرحله فقط بخشی از تصویر به ابعاد  $50 \times 50$  لبه‌یابی می‌شود. چون لبه‌یابی فقط بر روی بخشی از تصویر انجام می‌شود، بنابراین، الگوریتم ارائه شده محلی است. برای این منظور یک پنجره لغزان به ابعاد  $50 \times 50$  بر روی تصویر قرار می‌گیرد که اندازه گام حرکت این پنجره در هر مرحله به اندازه step پیسکل است. چون تصاویر پنجره‌های انتخاب شده هم‌پوشانی دارد، خروجی لبه‌یابی در هر مرحله با پیسکل‌های متناظر آن در خروجی مراحل قبل جمع منطقی می‌شوند. به این ترتیب پس از پویش تمام تصویر، لبه‌یابی کل تصویر انجام خواهد شد. پس از پویش کل تصویر، دوباره الگوریتم توضیح داده‌شده بر روی تصویر تکرار می‌شود، البته در این تکرار مقدار گام‌های حرکت پنجره با تکرار قبلی متفاوت است. این الگوریتم به تعداد چند تکرار و برای مقادیر ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰ و ۳۵ متغیر step تکرار می‌شود و در هر تکرار یک تصویر لبه‌یابی شده متفاوت به دست خواهد آمد. این تصاویر را در شکل (۵) می‌بینیم [۴].



شکل ۵- تصاویر لبه‌یابی شده در هر تکرار به ازای مقادیر ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰ و ۳۵ برای متغیر step

فرض کنید مکان شاخص، خط بالایی F و خط بالایی E به ترتیب در سطرها x، y و Z صفحه تصویر باشند. پس می‌توان نوشت:

$$a = \frac{b(y-x)}{y-z}, \quad b = 20 \quad (1)$$

$$A = F - a = E - a + b$$

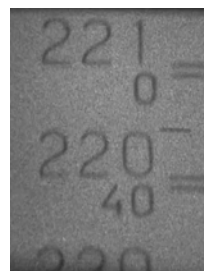
البته این فرمول‌ها از مرجع خاصی گرفته نشده بلکه با توجه به ساختار صفحه مدرج این روابط ساخته شدند.

### بیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی

مراحل الگوریتمی را که در شکل (۲) بیان شد، در ادامه به تفصیل شرح داده می‌شود.

#### یافتن قاب بازگشتی

ابتدا قاب بازگشتی با استفاده از تحلیل تصویر تفاضلی قاب‌های متوالی مشخص می‌شود [۲]. برای پیسکل‌های متحرک، فرض می‌شود که اختلاف روشنایی آنها در تصویر تفاضلی از آستانه‌ای بیشتر است. بنابراین، در ابتدا، تصاویر متوالی ورودی از حالت رنگی به حالت سطح خاکستری تبدیل می‌شود. در ادامه برای یافتن قاب بازگشتی، تعداد پیسکل‌های متحرک در قاب جاری مشخص می‌شود. اگر تعداد پیسکل‌های متحرک از حدی کمتر باشد، آن قاب به عنوان قاب بازگشتی در نظر گرفته خواهد شد [۲] که عملیات پردازش تصویر برای یافتن ناحیه شامل اعداد روی آن قاب انجام خواهد شد. مقادیر آستانه برای تشخیص حرکت و نیز حداکثر تعداد پیسکل متحرک در قاب بازگشتی، با تحلیل آماری تصاویر موجود محاسبه شده است. قاب بازگشتی برای تصاویر متوالی شکل (۱) در شکل (۴) آمده است.



شکل ۴- قاب بازگشتی محاسبه شده برای تصاویر متوالی شکل (۱) با تحلیل حرکت در تصویر تفاضلی قاب‌های متوالی

سرعت قاب‌برداری در این الگوریتم،  $0.1$  ثانیه به ازای هر قاب تصویر است. زمان قاب‌برداری یا تشخیص قاب بازگشتی نسبت به زمان مجاز تشخیص قاب بازگشتی مناسب است. از طرفی دقت دستگاه جیروکامپس با قرائت چشمی پایین است، بنابراین، با استفاده از این روش قاب بازگشتی با دقت ثانیه قوسی قابل تشخیص است.



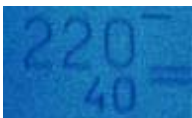
شکل ۸- تصویر انبساطی حفره‌های پر شده

### تفکیک ناحیه مورد قرائت و باینری کردن آن

با استفاده از ویژگی مساحت نواحی برحسب تعداد پیکسل‌های بیشتر از ۳۵۰۰ و نسبت تعداد پیکسل‌های روشن به تاریک بیشتر از ۰/۹۵ در تصویر انبساط یافته می‌توان آنها را جدا کرد. چون ممکن است بیش از دو شیء چنین ویژگی‌ای داشته باشند، بزرگ‌ترین شیء را در نظر خواهیم گرفت. یا اگر هیچ شیئی با این ویژگی پیدا نشد بزرگ‌ترین شیء مورد نظر را انتخاب می‌کنیم. البته در اینجا، چون که تصویر انبساطی شلوغ نیست و از تعداد اشیای محدودی تشکیل شده می‌توان بدون استفاده از دو ویژگی فوق بزرگ‌ترین شیء را جدا کرد. حال با داشتن مختصات و ابعاد شیء مورد نظر آن را از بقیه تصویر جدا می‌کنیم (شکل ۹). معادل همین عکس را از عکس رنگی مورد نظر جدا می‌کنیم. در این مرحله، عکس رنگی از ناحیه مورد قرائت داریم که در مراحل بعد باید مورد پردازش قرار گیرد (شکل ۱۰).



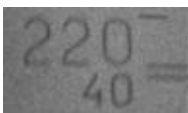
شکل ۹- نمونه‌ای از ناحیه انتخاب شده



شکل ۱۰- نمونه‌ای از ناحیه استخراج شده از عکس اصلی

سطح خاکستری تصویر فوق را به دست آورده سپس عمل آستانه‌گیری را روی آن انجام می‌دهیم. بعد از آستانه‌گیری، نویزهای احتمالی یا جزئیات زائد را حذف و حفره‌های احتمالی را پر می‌کنیم [۳] و مراحل باینری کردن تصویر را به صورت زیر انجام می‌دهیم:

الف) تصویر سطح خاکستری از ناحیه مورد قرائت را در شکل (۱۱) می‌بینیم.



شکل ۱۱- تصویر سطح خاکستری ناحیه انتخابی

ب) تصویر باینری را با مقدار آستانه ۰/۵ به صورتی که در شکل (۱۲) آمده، به دست می‌آوریم. البته ممکن است بستگی به شرایط محیطی نویزهایی از قبیل نور، تشعشعات و عوامل دیگر بر روی صفحه نمایشگر طوری بتابد که

پس از اینکه با روش فوق لبه‌های تصویر بر اساس الگوریتم لبه‌یابی سوبل با آستانه ۰/۰۷ در چند تکرار به دست آمد، تعداد پیکسل‌های لبه در تصویر خروجی هر تکرار از الگوریتم فوق را شمارش کرده و میزان درصد پیکسل‌های لبه به کل پیکسل‌های تصویر را محاسبه می‌کنیم. اگر درصد تعداد پیکسل‌های لبه در هر تکرار از الگوریتم با عنوان  $ts(i)$  نشان داده شود، پس از اجرای الگوریتم فوق،  $ts$  یک بردار ۵ عضوی خواهد بود (زیرا ۵ مقدار برای متغیر  $step$  وجود دارد). سپس براساس معادله تجربی زیر حدآستانه مربوط به روش لبه‌یابی کنی محاسبه می‌شود.

$$canny\_th=1-2 \times \text{mean}(ts)+3 \times \text{std}(ts) \quad (2)$$

$ts$  درصد تعداد پیکسل‌های لبه در ۵ تکرار از الگوریتم باشد.

$\text{mean}(ts)$  به معنای میانگین مقادیر  $ts$  و  $\text{std}(ts)$  به معنای میزان انحراف معیار مقادیر  $ts$  هستند.

به این ترتیب با تعیین مناسب حدآستانه از الگوریتم لبه‌یابی کنی برای لبه‌یابی نهایی تصویر استفاده خواهیم کرد. تصویر حاصل از اعمال فرایند لبه‌یابی تصویری دوسطحی (سیاه و سفید) است که پیکسل‌های مربوط به لبه‌ها در آن با مقدار یک مشخص می‌شوند. اعمال الگوریتم پیشنهادی برای قاب بازگشتی شکل (۴) در شکل (۶) آمده است.



شکل ۶- تصویر لبه‌گذاری شده شکل ۴

### فرایند انبساط و پرکردن حفره‌های احتمالی

بر روی تصویر لبه‌گذاری شده، عملیات انبساط<sup>۱۲</sup> انجام می‌شود. پروپ عملگر انبساط شکل لوزی<sup>۱۳</sup> با سایز ۵ انتخاب شده است. به طوری که در شکل (۷) می‌بینیم در تصویر، نواحی تقریباً توپری از نواحی شامل اعداد ایجاد می‌شود.



شکل ۷- تصویر انبساط یافته از مشتق عکس اصلی از یک الگوریتم مبتنی بر بازسازی مورفولوژیکی، تمامی حفره‌های داخل تصویر پر می‌شوند [۶ و ۵].

## استفاده از شبکه‌های عصبی

در اینجا برای شناسایی ارقام از شبکه‌های MLP استفاده می‌شود.

### شبکه عصبی MLP

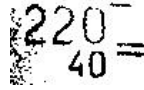
شبکه عصبی MLP مورد استفاده در اینجا سه لایه است که شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است [۸ و ۷، ۴]. تعداد عناصر لایه اول (ورودی) ۴۲۰ عدد است. برای لایه دوم (پنهان) ۲۱۰ سلول در نظر گرفته شده است که این تعداد بر اساس تجربه و روش‌های آزمون و خطا تعیین شده است. در مورد ارقام با توجه به اینکه ده رقم ۰، ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹ برای خروجی مد نظر است تعداد عناصر خروجی ده تا است. تابع به کار برده شده در این روش تابع تانژانت هیپربولیک است که خروجی را بین ۱ و -۱ می‌دهد. ورودی این شبکه تک‌تک ارقام مرحله قبل است. نواحی صفحه نمایشگر از ۱۰ رقم تشکیل شده است. برای آموزش شبکه از هر عدد ۸ تصویر به طور تصادفی و بدون نویز انتخاب شده، که در مجموع برای آموزش شبکه، تعداد ۸۰ تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد.

### داده‌های آموزشی

برای آموزش شبکه از همان داده‌هایی استفاده شده است که از عکس‌های صفحه نمایشگر دستگاه استخراج شده است. پس از استخراج ارقام و یکسان‌سازی ابعاد، برای هر یک از ارقام، ماتریسی باینری با ابعاد  $28 \times 15$  در دست داریم که می‌توان آن را به عنوان یکی از داده‌های آموزشی مورد نیاز به شبکه اعمال کرد.

در نواحی مورد مطالعه، زوایای قرائت شده به صورت دو عدد ۳ و ۲ رقمی هست که عدد سه رقمی برحسب درجه و عدد دو رقمی برحسب دقیقه است. هر کدام از ماتریس‌های ارقام که  $28 \times 15$  بود، به صورت ستونی مرتب می‌کنیم. چنانچه این عمل را انجام دهیم ماتریس مختص هر رقم به ماتریس  $420 \times 1$  تبدیل می‌شود. در این صورت می‌توان عددی را که عنوان هدف برای این ماتریس در نظر گرفته می‌شود، به راحتی به آن نسبت داد. با توجه به توضیحات فوق، هشتاد نمونه آموزشی داریم که هر کدام از این نمونه‌ها آرایه‌های  $420 \times 1$  هستند که از کنار هم قرار گرفتن این آرایه‌ها، ماتریس کلی شامل داده‌های آموزشی که عبارت خواهد بود از یک ماتریس  $420 \times 80$ ، تشکیل می‌شود. تعدادی از تصاویر بکار برده شده در داده آموزشی در شکل (۱۸) آورده شده است.

این صفحه یکنواخت نباشد. عمل آستانه‌گیری روی این گونه تصاویر را با استفاده از روش آستانه‌گیری تکراری<sup>۱۴</sup> انجام می‌دهیم.



شکل ۱۲- تصویر باینری ناحیه انتخابی

(ج) تصویر فوق را منبسط می‌کنیم تا تصویر شکل (۱۳) را به دست آوریم.



شکل ۱۳- تصویر انبساط یافته فوق

در اینجا برای پیکسل‌های ارقام واقع در تصویر باینری فوق مقدار یک و زمینه یا بقیه تصویر مقدار صفر در نظر می‌گیریم. به همین منظور تصویر (۱۲) را از تصویر (۱۳) کم می‌کنیم، حاصل تصویر شکل (۱۴) است.



شکل ۱۴- تفاضل تصویر ۱۲ از تصویر ۱۳

(د) سپس نویزهای تصویر را حذف کنیم. شکل (۱۵) تصویر نهایی از ناحیه مورد نظر با حذف نویز است.



شکل ۱۵- تصویر نهایی از ناحیه با حذف نویزها

### الگوریتم تفکیک اعداد

برای قسمت‌بندی ارقام ناحیه مشخص شده شکل (۱۵) ابتدا از افکنش افقی یا سطری تصویر باینری استفاده می‌کنیم تا دو عدد دو و سه رقمی از هم تفکیک شوند که این دو ناحیه را در شکل (۱۶) می‌بینیم.



شکل ۱۶- نواحی تفکیک شده با

استفاده از افکنش سطری

سپس با استفاده از افکنش ستونی یا عمودی هر کدام از دو ناحیه تفکیک شده می‌توان ارقام را از هم تفکیک کرد. هم اکنون ارقام تفکیک شده را مطابق شکل (۱۷) در زیر می‌آوریم:



شکل ۱۷- اعداد تفکیک شده

حال اعداد تفکیک شده را برای ورود به شبکه‌های عصبی هم‌اندازه می‌کنیم. ساین تصاویر ارقام تفکیک شده را  $28 \times 15$  انتخاب می‌کنیم.

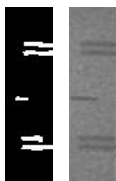
۳۸۰۰ ضریب آموزش ۰/۰۱ و از ۳۸۰۰ به بعد را ۰/۰۰۵ در نظر گرفته شده‌است.

(ب) داده‌های آموزشی و اهداف مربوط به آنها به ترتیب داده نشده و اصطلاحاً بر زده شده‌اند. این طریقه عملکرد باعث می‌شود که از گیر افتادن در مینیمم‌های محلی جلوگیری شود.  
(ج) مقداردهی وزن‌ها در حالت اولیه به صورت اعداد کوچک تصادفی در نظر گرفته شده‌است.

(د) تعداد نورون<sup>۱۵</sup>های لایه پنهان برای این شبکه، ۲۰ در نظر گرفته شده‌است، که بر اساس روش آزمون و خطا به دست آمده‌اند.

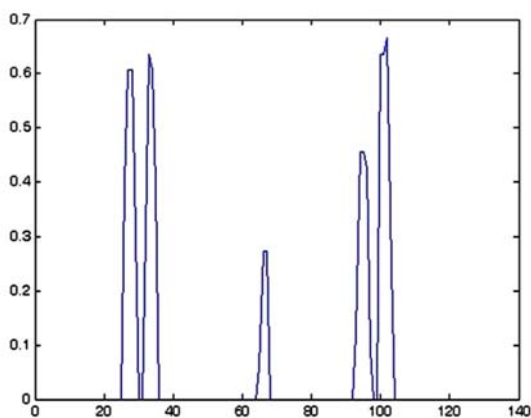
### مشخص کردن محل علامت شاخص

ابتدا قسمتی (ستون‌هایی) که شامل علامت شاخص و جفت خطوط موازی‌اند را از تصویر اصلی جدا می‌کنیم. چون ستون‌های این ناحیه در تصاویری متفاوت گرفته شده ثابتند، به راحتی می‌توان این ناحیه را از تصاویر جدا کرد. تصویر باینری آن با مقدار آستانه ۰/۴۲ به دست آورده شده است که در شکل (۲۰) می‌بینیم:

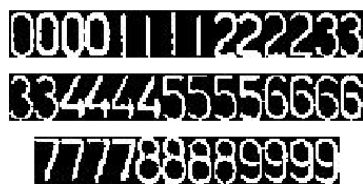


شکل ۲۰- تصاویر سطح خاکستری و باینری از ناحیه شامل علامت شاخص

حال با استفاده از افکنش سطری تصویر باینری حاصل از این ناحیه مکان علامت شاخص را به راحتی پیدا می‌کنیم. افکنش سطری تصویر باینری در شکل (۲۱) آمده است.



شکل ۲۱- افکنش سطری تصویر باینری



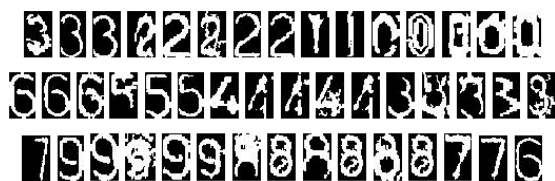
شکل ۱۸- بخشی از داده‌های آموزشی

### آزمایش شبکه

پس از آموزش دیدن شبکه و همگرا شدن وزن‌ها، ماتریس مربوط به وزن‌ها پیدا می‌شود و اصطلاحاً گفته می‌شود که شبکه آموزش دیده است. حال نوبت به آزمایش شبکه می‌رسد. برای آزمایش شبکه به تصاویری نیاز داریم، غیر از آن‌هایی که با آنها شبکه را آموزش داده‌ایم. این تصاویر می‌توانند حاوی نویز هم باشند. هر کدام از کاراکترهای مربوط به تصاویری که برای آزمایش شبکه مورد استفاده قرار گرفته می‌شوند، همانند داده‌های آموزشی در ابتدا ماتریس‌های ۲۸×۱۵ هستند، که همه آنها را قبل از اعمال به شبکه به عنوان ورودی به آرایه‌های ۱×۲۰ تبدیل می‌کنیم.

### دقت شبکه MLP

زمان آموزش در این شبکه برای ۴۰۰۰ تکرار ۷ دقیقه است. بنابراین، در آزمایش شبکه سرعت تشخیص ارقام کمتر از ثانیه است. به منظور بررسی شاخصه دقت از ۳۰۰ نمونه، غیر از آن‌هایی که در ایجاد ماتریس داده آموزشی از آنها استفاده کردیم، استفاده شد که ۲۹۸ تای آن را به درستی تشخیص داد. بنابراین ۹۹/۳۳ درصد پاسخ درست داده است. داده‌های آزمایشی حاصل را به شبکه اعمال می‌کنیم. شبکه باید پلاک ورودی را تشخیص دهد. تعدادی از داده‌های آزمایشی که برای تست شبکه به کار بردیم در شکل (۱۹) آمده است.



شکل ۱۹- تعدادی از تصاویر آزمایشی

### چند نکته

(الف) در این پروژه، برای شبکه مراحل تکرار ۴۰۰۰ مرتبه در نظر گرفته شده‌است تا تکرار ۳۵۰۰ ضریب آموزش ۰/۱ و از ۳۵۰۰ تا

دوربین مورد استفاده در اینجا با بزرگنمایی اپتیکی 10X و بزرگنمایی دیجیتال ۳۰۰ است. یکی از فیلم‌ها در محیط پرتاب واقعی گرفته شده بود که حاوی نویزهایی از قبیل نور تابیده بود که باعث غیریکنواختی صفحه نمایشگر شده بود که الگوریتم ما در خصوص این آزمایش هم موفق بوده است. از این شش فیلم جهت تست صحت الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است. بنابراین، به‌منظور تست الگوریتم پردازش تصویر برای یافتن ناحیه مورد نظر و تشخیص مکان علامت شاخص بیش از ۳۰۰ تصویر از صفحه تئودولیت دستگاه استفاده شده است و برای تست شبکه عصبی از همین تعداد تصویر از صفحه تئودولیت دستگاه و بیش از ۱۵۰۰ تصویر ارقام تفکیک شده استفاده شده است. میزان پاسخ‌دهی شبکه MLP برای ۴۰۰۰ دوره تکرار برابر ۹۹/۳۳ درصد بوده است.

در گام‌های بعدی می‌توان برای پیاده‌سازی هر سامانه کامل، سخت‌افزار پردازش در سیستم ماشین بینایی پیشنهادی برای فرایند خودکار شمال‌یابی دستگاه جایروکامپس را توسط بردهای مبتنی بر DSP طراحی کرد و به یک پیاده‌سازی بلادرنگ دست یافت.

## مراجع

- [1] Savet, P.H. *Gyroscopes: Teory and Design with Application to Instrumentation, Guidance and Control*, McGraw-Hill, 1961, Chpter 5.
- [2] Szeliski, R., *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer, New York, Chapters 4 and 5, 2010.
- [3] Gonzales, R. and Woods, R.E. *Digital Image Processing*, Addison-Wesely, 2008, pp. 523, 524, 535 and 550.
- [4] Shahgoli, B., Moallem, P., Kavosh-Tehrani, M. and ParvinJahromi, Sh., "Automatic Reading of Optomechanical Teodolite by Analysis of Display Video Images," *Aerospace Conference*, Tarbiat Modares University, 1389, pp. 1-6, (In Persian).
- [5] Faraji, F. and Safabakhsh, R., "Fast and New Method for Recognition a Licenseplate Position from Complicated Images on Based of Morphological Operation," *Iran Fourth Conference of Machine Vision & Image Processing*, Ferdosi University of Mashhad, 2007, p. 5, (In Persian).
- [6] Memarzadeh, M., Automatic Recognition of Persian Licenceplate by Using Image Processing and Neural Networks, (Thesis M. Sc.), Islamic Azad University of Najafabad, Technical & Engineering Faculty, 1387, (In Persian).
- [7] Menhaj, M., *Fundamentals of Neural Networks*, Amirkabir Publication, Amirkabir University, 2012, pp. 520-548, pp. 313-331 (In Persian).
- [8] Jayas, D.S., Paliwal, J. and Visen, N.S., "Multi-Layer Neural Networks for Image Analysis of Agricultural Product," *Journal of Agricultural Engineering Research*, Vol. 72, No. 2, 2000, pp. 119-128.

در نمودار شکل (۲۱) چند تا ماکزیمم داریم که براحتی می‌توان مکان علامت شاخص یعنی مقدار  $a$  و  $b$  را تعیین کرد. که در اینجا مقدار  $a/b$  را برابر  $0/57353$  به‌دست آوردیم.

## محاسبه نهایی

در نهایت عدد خوانده شده ۲۲۰ درجه و ۴۰ دقیقه است. فاصله بین جفت خط‌های موازی متوالی از همدیگر ۲۰ دقیقه است. که محل علامت شاخص قرائت دقیق را به ما می‌دهد که در اینجا بایستی فاصله علامت شاخص را از خط بالایی جفت خط موازی بالاتر از خود را از مقدار بدست آمده کم کنیم تا مقدار دقیق زاویه بازگشتی به‌دست آید. این فاصله را با استفاده از موقعیت شاخص نسبت به خط بالایی جفت خطوط موازی بالاتر از خودش به‌صورت زیر به‌دست می‌آید. سپس مقدار دقیق زاویه‌ی مورد قرائت در صفحه نمایشگر به‌دست می‌آید.

$$\frac{a}{b} = 0.57353 \quad (3)$$

$$b = 20 \rightarrow a = 11.4706$$

$$N_1 = E + 20 - a = 220^\circ - 48'31.76''$$

## نتیجه‌گیری

در این مقاله، با استفاده از انجام عملیات پردازش تصویر و ماشین‌بینایی بر روی فیلمی‌هایی که از صفحه نمایشگر یک قطب‌نمای ژيروسکوپی تجاری با سیستم مشاهده و تنظیم مکانیکی گرفته شده، قرائت را به صورت اتوماتیک انجام می‌دهیم. بدین صورت که از این فیلم گرفته شده قاب بازگشتی (لحظه ۱ تغییر جهت حرکت خطوط صفحه مدرج) را پیدا می‌کنیم. سپس عملیات لبه‌یابی را روی این عکس انجام داده و سپس عمل انبساط و پر کردن حفره‌ها را انجام می‌دهیم. با استفاده از ویژگی‌هایی، ناحیه خاص مطالعه‌شده را جدا می‌کنیم و در ادامه همان ناحیه به‌دست آمده از تصویر اصلی را جدا کرده، عمل آستانه‌گیری را روی آن انجام می‌دهیم و سپس نویزهای احتمالی یا جزئیات زائد را حذف و حفره‌های احتمالی را در حد امکان پر می‌کنیم تا در نهایت تصویر باینری بدون نویز از ناحیه مشخص شده را به‌دست آوریم. حال با استفاده از افکنش‌های ستونی و سطری این تصویر، ارقام موجود در آن را تفکیک می‌کنیم و در نهایت با استفاده از شبکه‌های عصبی MLP ارقام تفکیک شده را شناسایی می‌کنیم. بنابراین، با تشخیص مکان علامت شاخص صفحه مدرج نمایشگر نسبت به جفت خطوط موازی و زاویه شناسایی شده در شبکه عصبی، مقدار نهایی زاویه را محاسبه می‌کنیم.

تعداد آزمایش‌های ما در اینجا ۶ بار و تعداد دستگاه‌های جایروکامپس استفاده شده سه عدد است که فاصله دوربین از صفحه نمایشگر جایروکامپس‌ها در هر بار متفاوت از دفعه قبل بوده است.