

## تشخیص علف‌هرز چاودار از گیاه سیب‌زمینی با استفاده از پردازش ویدئو و هوش محاسباتی

سجاد سبزی<sup>۱</sup>، یوسف عباسپور گیلانده<sup>۲\*</sup> و حسین جوادی کیا<sup>۳</sup>

۱ و ۲- به ترتیب دانشجوی دکتری؛ و استاد گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران  
۳- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران  
تاریخ دریافت: ۹۵/۴/۲۳؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/۷/۱۶

### چکیده

علف‌هرز به دلیل رقابت با محصولات کشاورزی برای دستیابی به آب، مواد مغذی، نور خورشید و... باید از مزرعه حذف شود. روش‌های مختلفی برای مبارزه با علف‌های هرز وجود دارد مانند روش‌های مکانیکی، دستی و استفاده از علف‌کش‌ها که در میان کشاورزان، امروزه کاربرد علف‌کش‌ها رایج‌تر است اما این کار به دلیل استفاده یکسان در کل مزرعه، به آلودگی زیست محیطی انجامیده است. در این مطالعه، یک سیستم ماشین بینایی مبتنی بر پردازش ویدئو به منظور شناسایی علف‌هرز چاودار از گیاه سیب‌زمینی جهت پاشش بهینه علف‌کش پیشنهاد شده است. پس از فیلم‌برداری، پیش‌پردازش و قطعه‌بندی، ۹۶۵ شیء شناسایی شد. از هر شیء، ۱۴ خصوصیت استخراج شد. با استفاده از روش فراابتکاری هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم ژنتیک از میان ۱۴ خصوصیت استخراجی، ۶ خصوصیت میانگین، ممان سوم، خودهمبستگی، همبستگی، عدم تشابه و آنتروپی به عنوان خصوصیات موثر انتخاب شدند. کل داده‌ها به دو دسته تقسیم شدند: داده‌های آموزش (۷۰ درصد کل داده‌ها) و داده‌های تست و اعتبارسنجی (۳۰ درصد کل داده‌ها). با استفاده از طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی - مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی، طبقه‌بندی انجام گرفت. با دو روش تحلیل ماتریس اغتشاش و بررسی نمودار ROC، عملکرد سیستم طبقه‌بند ارزیابی شد. سه معیار حساسیت، دقت و ویژگی با استفاده از ماتریس اغتشاش محاسبه شد. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که میزان حساسیت، دقت و ویژگی سیستم طبقه‌بند به ترتیب بالای ۹۹، ۹۹ و ۹۸ درصد است. می‌توان نتیجه گرفت که امکان ساخت سیستم ماشین بینایی با هدف ذکر شده که به صورت برخط کار می‌کند وجود خواهد داشت.

### واژه‌های کلیدی

الگوریتم‌های فراابتکاری، طبقه‌بند، فیلم‌برداری، قطعه‌بندی، ماشین بینایی

### مقدمه

محصولات زراعی رقابت می‌کنند. طی تاریخ، روش‌های مختلفی برای مبارزه با این علف‌های هرز در پیش گرفته شده است که ابتدایی‌ترین آنها مبارزه دستی است. با پیشرفت تکنولوژی‌های موتور مینا

علف‌های هرز به گیاهان ناخواسته‌ای اطلاق می‌شوند که در مزارع کشاورزی زراعی بر سر دستیابی به آب و مواد مغذی و نور خورشید با

محققان دربارهٔ محصولات محصولاتی مانند ذرت و آفتاب‌گردان، که به صورت متراکم کشت می‌شوند، رویکردی متفاوت نسبت به سایر محصولات کشاورزی اتخاذ کردند. به عقیدهٔ این محققان، در ابتدا باید ردیف محصولات شناسایی گردد و پس از آن گیاهان بین این دو ردیف به عنوان علف‌هرز تشخیص داده شوند. به همین دلیل ما و همکاران (Ma et al., 2013) بر این باورند که تکنولوژی تشخیص اتوماتیک علف‌های هرز درون ردیف محصولات کشاورزی برای پاشش بهینهٔ علف‌کش و به دنبال آن محافظت از محیط زیست امری است کلیدی. آنها با استفاده از ترکیب خصوصیات رنگی و بافتی، الگوریتمی برای تشخیص علف‌های هرز درون ردیف‌ها از محصولات کشاورزی پیشنهاد دادند. سه قطعه عکس به منظور بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی استفاده شد. از هر قطعه عکس خصوصیت آنروپی ماتریس هم وقوعی سطح خاکستری استخراج و به طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان سپرده شد تا آن را طبقه‌بندی کند. نتایج بررسی‌ها نشان داد که روش پیشنهادی بر اساس این پایگاه داده، قابل قبول است، این روش برای استفاده برخط در زمین‌های کشاورزی امکان‌پذیر نیست زیرا تنها از ۳ قطعه عکس با کیفیت و در حالت ایستا برای بررسی عملکرد الگوریتم استفاده شده است.

ویو و ون (Wu & Wen, 2009) روی طبقه‌بندی علف‌های هرز *Eclipta prostrata* L، *Acalypha* *Leptochloa chinensis* (L) Nees و *Cyperus iria* L و *australis* L از ذرت تحقیق کردند و در ابتدا با استفاده از یک دوربین دیجیتالی، ۶۶ قطعه عکس در شرایط مختلف آب و هوایی از سطح زمین گرفتند. بعد از قطعه‌بندی، ۱۰ خصوصیت میانگین، انحراف معیار، همواری، ممان

مانند تراکتور، روش دیگری موسوم به مبارزه مکانیکی نیز به کار گرفته شد. جدیدترین روش مبارزه با علف‌های هرز، استفاده از علف‌کش‌هاست. اما متأسفانه به دلیل استفاده نادرست از این مواد، سلامت بشر و محیط زیست به خطر افتاده است.

محققان به دنبال ارائه روشی برای پاشش هدفمند علف‌کش‌ها در کل مزرعه هستند. یکی از این روش‌ها، به کارگیری ماشین بینایی به منظور شناسایی علف هرز و پاشش علف‌کش روی آن است. اکثر این سامانه‌ها دو بخش اصلی دارند؛ بخش اول وظیفهٔ تصویربرداری، پیش‌پردازش و استخراج خصوصیات و بخش دوم وظیفهٔ تعیین کلاس هر یک از گیاهان را بر عهده دارد. در همین راستا، برخی از محققان تحقیقاتی را دربارهٔ دسته‌بندی انواع علف‌های هرز به دو کلاس پهن برگ و باریک برگ توسعه دادند که برای نمونه می‌توان به نعیم و همکاران (Naeem et al., 2007) اشاره کرد. این محققان می‌گویند کسب اطلاعات دربارهٔ نحوه توزیع علف‌های هرز در مزرعه به منظور پاشش بهینه علف‌کش ضروری است. یک الگوریتم پیشنهاد دادند که قابلیت تشخیص نواحی با پوشش گیاهی را دارد. این الگوریتم پس از تشخیص نواحی با پوشش گیاهی، گیاهان را در دو کلاس پهن برگ و باریک برگ طبقه‌بندی می‌کند. برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، از ۱۴۰ نمونه علف‌هرز استفاده شد که در آزمایشگاه رشد کرده بودند. نتایج این تحقیق نشان داد که الگوریتم با دقت ۱۰۰ درصد نواحی شامل علف‌های هرز و با دقت ۹۸ درصد علف‌های هرز پهن‌برگ را از علف‌های هرز باریک برگ تشخیص می‌دهد. استفاده از ۱۴۰ نمونه عکس برای بررسی یک الگوریتم که در شرایط زمان واقعی باید کار کند بسیار کم است.

ناقص در تصویر وجود داشته باشند. برابر این تحلیل، تصاویر گرفته شده در مزرعه برای استفاده در حالت زمان واقعی کاربرد ندارد. استفاده از روش مدل‌های شکل فعال نیز برای طبقه‌بندی علف‌های هرز و محصولات کشاورزی مرسوم نیست. برای نمونه، پرسون و استریاند (Persson & Astrand, 2008) روش مدل‌های شکل فعال را برای استخراج و طبقه‌بندی تصاویر مزرعه‌ای گیاه چغندر قند به کار گرفتند. سه مدل شکل فعال با استفاده از تصاویر آموزشی و سطوح توصیفی مختلف ساخته شد. خصوصیات شکلی گیاهان استخراج و برای طبقه‌بندی به طبقه‌بند K- نزدیکترین همسایه<sup>۱</sup> ارائه شد. نتایج طبقه‌بندی برای گیاهان استخراج شده با مدل شکل فعال با نتایج طبقه‌بندی برای گیاهان استخراج شده به‌طور دستی مقایسه شدند. جهت طبقه‌بندی به صورت دستی باید تمام لبه‌های مربوط به برگ گیاهان مشخص باشند. نتایج نشان داد که ۸۱ تا ۸۷ درصد از گیاهان استخراج شده با مدل شکل فعال درست طبقه‌بندی شدند. همچنین، ۸۵ تا ۹۲ درصد از گیاهان استخراج شده به‌طور دستی، درست طبقه‌بندی شدند.

در استفاده از روش مذکور برای تشخیص برخط در مزرعه دو اشکال عمده وجود دارد، اول اینکه باید به‌صورت دستی لبه‌های شکل مشخص شود، دوم اینکه در هر عکس یک نوع گیاه وجود دارد در صورتی که در شرایط واقعی در فریم ممکن است چندین نوع گیاه وجود داشته باشد. مشاهده می‌شود که تحقیقات ذکر شده برای استفاده برخط در مزرعه به‌منظور پاشش بهینه علف‌کش یک مشکل اصلی دارد و آن استفاده از عکس‌های ایستا در تجزیه و تحلیل اشیای موجود در آنهاست. به‌طور کلی پردازش

سوم، یکنواختی، آنتروپی، کنتراست، انرژی، همبستگی و همگنی از گیاهان استخراج شد. این خصوصیات به‌عنوان ورودی به طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان داده شد؛ نتایج نشان داد که دقت ماشین بردار پشتیبان ۱۰۰ درصد است. برای مقایسه نتایج کار این طبقه‌بند، از طبقه‌بند شبکه عصبی پس‌انتشار نیز استفاده شد و معلوم گردید دقت این طبقه‌بند ۸۰ درصد است. نتایج این تحقیق نیز به دو دلیل، یکی کم بودن پایگاه داده و دیگری استفاده از تصاویر ایستا برای تشخیص زمان واقعی، قابل استفاده نیست.

در تحقیقی دیگر، وانگ و همکاران (Wong *et al.*, 2014) اعلام کردند که تشخیص علف‌هرز با استفاده از پردازش تصویر مورد بررسی محققان زیادی است که می‌تواند تحولی در محافظت از محصولات کشاورزی و همچنین افزایش کارایی علف‌کش‌ها ایجاد کند. هدف اصلی آنها در این تحقیق، تنظیم پارامترهای الگوریتم طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان با استفاده از الگوریتم ژنتیک است. از سه نوع علف هرز تاج خروس، *ageratum* و *Conyzoides* *Phylanthus* *urinuria* در ایمن تحقیق استفاده شد. بعد از قطعه‌بندی تصاویر گرفته شده، از خصوصیات کشیدگی<sup>۱</sup>، استواری<sup>۲</sup>، خروج از مرکز<sup>۳</sup>، انبساط<sup>۴</sup>، فشردگی<sup>۵</sup>، مربع بودن<sup>۶</sup>، دایره‌وار<sup>۷</sup> به‌منظور طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج نشان داد که از مجموع ۱۰۰ نمونه علف‌هرز، ۴ نمونه اشتباهی طبقه‌بندی شده‌اند. نتیجه به‌دست آمده برای این پایگاه داده قابل قبول است اما الگوریتم استفاده شده به‌منظور استفاده در شرایط زمان حقیقی کاربرد ندارد زیرا در شرایط زمان حقیقی فریم‌ها کیفیت خوب ندارند و ممکن است علف‌های هرز به‌صورت

1- Elongation  
3- Eccentricity  
5- Compression  
7- Circular

2- Strength  
4- Expansion  
6- Being square  
۳ 8- K-nearest neighbors

## مواد و روش‌ها

### سیستم سخت‌افزای

برای تهیه ویدئو از مزارع سیب‌زمینی رقم آگریا در استان کرمانشاه به مساحت ۴ هکتار از دوربین دیجیتال SAMSUNGWB151F(CCD, 14. 2 MP, 30 f/s) و با مشخصات لنز ۱۸-۱۰۵ میلی‌متر و محدوده دیافراگم 6-5-3. f استفاده شد. سیستم ماشین بینایی استفاده شده در این مطالعه دارای چهار جزء اصلی است: ۱- محفظه فیلم‌برداری، ۲- دوربین فیلم‌برداری، ۳- منبع نور و ۴- لپ‌تاپ مجهز به نرم‌افزار Matlab 2014a و میکروسافت آفیس ۲۰۱۳. تمام کدهای مورد استفاده در این مطالعه در نرم‌افزار Matlab 2014a پیاده شده است. برای جمع‌آوری داده‌ها و تست سیستم ماشین بینایی، محفظه فیلم‌برداری با سرعت ۱۴/۵ سانتی‌متر در ثانیه در مزرعه حرکت کرد. با استفاده از شرایط کنترل شده (ساخت محفظه فیلم‌برداری، قرارگیری دوربین روی محفظه به صورت عمودی و در فاصله ۴۰ سانتی‌متری از سطح زمین، استفاده از منبع نوری LED با شدت ۳۲۷ لوکس) ویدئوهایی از این مزارع تهیه شد. دلیل انتخاب این ارتفاع وضوح بیشتر گیاهان موجود در هر فریم فیلم‌برداری به منظور استخراج خصوصیات مختلف از آنهاست. به عبارت دیگر، در ارتفاع بالاتر گیاهان ریزتر وضوح کافی ندارند و در نتیجه الگوریتم تشخیص با مشکل مواجه خواهد شد و در ارتفاع پایین‌تر سطح دربرگیرنده لنز کم است و در نتیجه تنها قسمتی از ردیف محصولات در نظر گرفته خواهد شد. دلیل استفاده از نور سفید، دریافت رنگ طبیعی گیاهان است. دوربین، برای جلوگیری از ارتعاش آن،

عکس و پردازش فریم متفاوت از یکدیگرند. کارهایی که روی تشخیص علف‌های هرز صورت گرفته است بر اساس تحلیل عکس‌های گرفته شده از علف‌های هرز بوده است، که در این صورت به منظور استفاده در تشخیص بر خط مشکلاتی اساسی دارد که در سطرهای قبل به این مشکلات اشاره شده است: ۱- عکس‌های تهیه شده از علف‌های هرز دارای کیفیت بالایی هستند و معمولاً علف‌های هرز به طور کامل در تصویرها وجود دارند، در حالی که وقتی در داخل مزرعه حرکت می‌کنند، شکل برگ‌ها و گیاه بسیار متغیر خواهد بود و همپوشانی برگ‌ها، چروکیدگی، بریدگی، تاخوردن برگ نیز وجود دارد و چون دوربین در حال حرکت است فریم‌های دوربین کیفیت پایین دارند. ۲- در هر فریم یک قسمت از گیاه قرار دارد و قسمت‌های مختلف گیاه به مرور وارد حوزه دید دوربین می‌شود و بنابراین، فریم‌های زیادی وجود دارند که گیاهان به صورت ناقص داخل آنها قرار گرفته‌اند.

هدف از مطالعه جاری، توسعه یک سیستم ماشین بینایی است که با سرعت ۱۴/۵ سانتی‌متر بر ثانیه در مزرعه حرکت و در شرایط کنترل شده فیلم‌برداری می‌کند و به منظور طبقه‌بندی گیاه سیب‌زمینی و علف‌هرز چاودار، یعنی مهمترین و پرتراکم‌ترین علف‌هرز موجود در ویدئوهای تهیه شده از مزارع سیب‌زمینی، از روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی استفاده می‌کند. چاودار شایع‌ترین علف‌هرز در مزارع استان کرمانشاه است. با استفاده از روش فوق امکان پاشش بهینه علف‌کش (یعنی توزیع علف‌کش تنها روی بخش‌های دارای علف‌هرز) فراهم می‌گردد.

نواحی نیز به اشتباه تجزیه و تحلیل می‌شوند و در مرحله طبقه‌بندی سیستم دچار مشکل خواهد شد. بنابراین، پس از بررسی فریم‌های مختلف سرانجام رابطه ۱ به‌عنوان معیاری برای قطعه‌بندی گیاهان از پس‌زمینه استفاده شد. در حقیقت، رابطه ۱ بیان می‌کند پیکسل‌هایی که عنصر سبز آنها از عنصر قرمز یا عنصر آبی بزرگتر و یا مساوی باشد، باقی خواهند ماند و بقیه حذف می‌شوند.

$$R(i,j) \leq G(i,j) \mid B(i,j) \leq G(i,j) \quad (1)$$

پس از آنکه اشیا (یا مجموعه پیکسل‌های به هم پیوسته در یک فریم) از پس‌زمینه جدا شدند، متناسب با نوع خصوصیات که از آنها استخراج می‌شود پیش‌پردازش روی آنها صورت خواهد گرفت.

محکم به بدنه محفظه بسته شد و نیز از چرخ‌های لاستیکی برای محفظه تصویربرداری استفاده شد. علف‌هرز رایج در این مزارع چاودار (شکل ۱ و جدول ۱) است.

### قطعه‌بندی تصویر

به‌منظور تجزیه و تحلیل ویدئوی دریافتی ویدئو به فریم‌های آن تبدیل شد. با استفاده از فضای رنگی RGB، تمام گیاهان موجود در هر فریم از پس‌زمینه (خاک و کاه و کلش) جدا شدند. این مرحله یکی از مهمترین مراحل در پردازش تصویر است زیرا اگر تمام نواحی سبز رنگ مربوط به گیاهان استخراج نشوند طبقه‌بندی واقعی صورت نمی‌گیرد یا اگر بعضی از نواحی پس‌زمینه، گیاه تشخیص داده شود در این حالت در مرحله استخراج خصوصیات، آن



شکل ۱- گیاه سیب‌زمینی و علف‌هرز چاودار

جدول ۱- مشخصات گیاهان طبقه‌بندی شده

نام فارسی	نام انگلیسی	نام علمی
چاودار	Rye	Secale cereale L
سیب‌زمینی	potato	Solanum tuberosum

می‌شود، تمام قسمت‌های گیاهان از پس‌زمینه جدا شده است. شکل ۲-ج تصویر باینری تصویر ۲-ب را نشان می‌دهد. در اینجا نیز مشاهده می‌شود که این تصویر باینری حفره‌ها و نویزهایی دارد که باید حذف

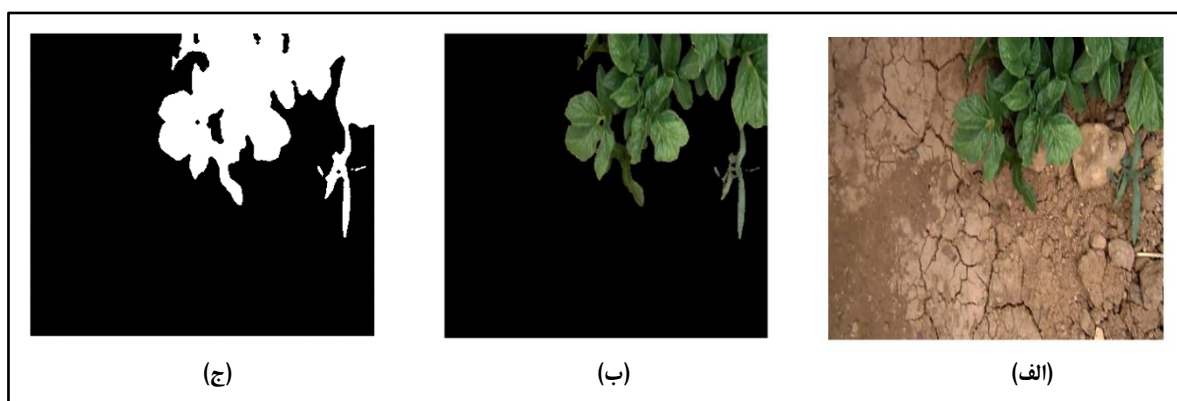
شکل ۲ مراحل تبدیل تصویر رنگی به تصویر باینری اصلاح شده را نشان می‌دهد. شکل ۲-الف یک فریم نمونه و شکل ۲-ب تصویر قطعه‌بندی شده با رابطه ۱ را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده

### استخراج خصوصیات

یکی از مهمترین مراحل که باید در سیستم‌های ماشین بینایی اجرا شود، استخراج خصوصیات موثر از اشیاست.

بنابراین باید خصوصیات مختلف هر شیء و پس از آن با روش‌هایی خاص خصوصیات موثر انتخاب شود. در این مطالعه خصوصیتی در دو حوزه خصوصیات بافتی براساس ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری و توصیف‌گرهای بافت بر مبنای هیستوگرام استخراج گردیدند.

شوند. عملیات مورفولوژیکی مورد استفاده در این مطالعه، عملیات بستن است که از اتساع و سایش تشکیل و منجر به نرم شدن کانتورهای شیء می‌شود. این عملیات همچنین منجر به اتصال بین اجزای شکسته نازک، پرشدن حفره‌های نازک و کوچکتر از عضو ساختاری می‌شود (Gonzalez et al., 2004). پس از اجرای پیش‌پردازش روی تمام فریم‌ها، جمعا ۹۶۵ شکل (شیء) از میان فیلم گرفته شده از مزرعه سیب‌زمینی استخراج گردید.



شکل ۲- قطعه‌بندی یک فریم نمونه، (الف) فریم رنگی، (ب) تصویر قطعه‌بندی فریم نمونه و (ج) تصویر باینری فریم نمونه

استفاده از رابطه ۲ نرمال می‌شود.

$$N_g(i, j) = \frac{g(i, j)}{\sum_i \sum_j g(i, j)} \quad (2)$$

که در آن،

$g(i, j)$  = ماتریس هم‌وقوعی؛  $0 \leq i \leq L$  و  $0 \leq j \leq L$ ؛  $L$  = کل تعداد سطوح خاکستری (Marques, 2011).

**اختلاف انتروپیی:** اختلاف انتروپیی، اندازه‌ای از تغییرپذیری اختلافات محلی است که با رابطه ۳ نشان داده می‌شود (Abouelatta, 2013).

### خصوصیات بافتی بر اساس ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری

ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری محتوای اطلاعاتی درباره موقعیت پیکسل‌های با ارزش سطح خاکستری مشابه است. در این مطالعه ۸ خصوصیت ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری استخراج گردید که عبارت‌اند از اختلاف انتروپیی، اختلاف واریانس، عدم تشابه، همبستگی، مجموع میانگین، خودهمبستگی، ماکزیمم احتمال و انتروپیی. در ادامه، به بررسی این خصوصیات می‌پردازیم. قبل از فرمول‌بندی خصوصیات، ماتریس هم‌وقوعی با

تشخیص علف‌هرز چاودار از گیاه سیب‌زمینی با استفاده...

که در آن،

$\mu_i$  و  $\mu_j =$  میانگین؛ و  $\sigma_i$  و  $\sigma_j =$  انحراف معیار ردیف‌ها و ستون‌های  $N_g(i, j)$  (Marques 2011).

**مجموع میانگین:** مجموع میانگین به صورت جمع همه مقادیر ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری تقسیم بر تعداد کل مقادیر تعریف و با استفاده از رابطه ۸ ارائه می‌شود (Shidnal, 2014).

$$\text{Sum Average} = \sum_{i=2}^{2L} ip_{x+y}(i) \quad (8)$$

که در آن مقدار  $p_{x+y}(k)$  بر اساس رابطه ۹ تعیین می‌شود:

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i,j:i+j=k} N_g(i, j) \text{ for } k = 2, 3, \dots, 2L \quad (9)$$

**خودهمبستگی:** الگوهای تکراری مانند حضور دوره‌ای سیگنال تیره شده با نویز را خودهمبستگی نامند و با رابطه ۱۰ محاسبه می‌شود (Shidnal, 2014).

$$\text{Autocorrelation} = \sum_i \sum_j (ij) N_g(i, j) \quad (10)$$

**ماکزیمم احتمال:** ماکزیمم احتمال سطح خاکستری را محاسبه می‌کند که دارای بیشترین احتمال در ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری است. ماکزیمم احتمال با استفاده از رابطه ۱۱ محاسبه می‌شود (Abouelatta, 2013).

$$\text{Maximum probability} = \max_{i,j} N_g(i, j) \quad (11)$$

$$DENT = - \sum_{i=0}^{n-1} p_{x-y}(i) \ln[p_{x-y}(i)] \quad (3)$$

که  $p_{x-y}(i)$  با استفاده از رابطه ۴ تعریف می‌شود.

$$p_{x-y}(i) = \sum_{i,j:|i-j|=k} N_g(i, j) \text{ for } k = -10, 0, \dots, N_g \quad (4)$$

**اختلاف واریانس:** اختلاف واریانس اندازه‌ای از تغییرپذیری محلی است که با استفاده از رابطه ۵ محاسبه می‌شود (Marques, 2011).

$$DVAR = - \sum_{i=0}^{n-1} p_{x-y}(i) (i - DENT)^2 \quad (5)$$

**عدم تشابه:** عدم تشابه میزان تغییرات جفت‌های سطح خاکستری در یک تصویر را اندازه می‌گیرد. در حقیقت مشابه با کنتراست است با این تفاوت که کنتراست به صورت توان دوم رشد می‌کند. عدم تشابه با استفاده از رابطه ۶ محاسبه می‌شود (Marques, 2011).

$$\text{Dissimilarity} = \sum_i \sum_j |i - j| N_g(i, j) \quad (6)$$

**همبستگی:** همبستگی اندازه‌ای از وابستگی خطی سطوح خاکستری روی پیکسل‌های همسایه یا نقاط ویژه‌ای است. همبستگی با مقدار نزدیک یک نشان‌دهنده ارتباط خطی بین سطوح خاکستری جفت پیکسل‌ها است. همبستگی با استفاده از رابطه ۷ محاسبه می‌شود (Marques, 2011).

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) N_g(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (7)$$

$L =$  تعداد سطوح شدت ممکن است (Gonzalez et al., 2004)

**نرمی:** نرمی معیاری از کنتراست شدت است که می‌تواند هموار بودن نسبی را اندازه‌گیری کند. نرمی برای ناحیه‌ای با سطوح شدت ثابت و ناحیه‌ای با سطوح شدت متغیر به ترتیب صفر و یک است. این معیار با استفاده از رابطه ۱۵ محاسبه می‌شود (Gonzalez et al., 2004).

$$Smoothness = 1 - 1/(1 + \sigma^2) \quad (15)$$

که در آن،  
 $\sigma =$  انحراف معیار.

**ممان سوم:** ممان سوم مقدار تقارن در هیستوگرام را اندازه‌گیری می‌کند. مقدار این ممان برای هیستوگرام متقارن صفر، برای هیستوگرام متمایل به راست مثبت و برای هیستوگرام متمایل به چپ منفی است. ممان سوم با استفاده از رابطه ۱۶ محاسبه می‌شود (Gonzalez et al., 2004).

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i) \quad (16)$$

که در آن،  
 $z_i =$  متغیر تصادفی شدت؛  $p(z_i) =$  هیستوگرام سطوح شدت در ناحیه؛ و  $m =$  میانگین مقادیر شدت.

**یکنواختی:** میزان یکنواختی تصویر سنجیده می‌شود. در صورت برابری تمام سطوح خاکستری، یکنواختی ماکزیمم است. یکنواختی با استفاده از رابطه ۱۷ محاسبه می‌شود (Gonzalez et al., 2004).

**آنتروپی:** آنتروپی در هر شکل معیاری است از بی‌نظمی آن. در مورد آنالیز بافتی معیاری از بی‌نظمی‌های فضایی است. آنتروپی با استفاده از رابطه ۱۲ تعریف می‌گردد (Gebejes & Huertas, 2013).

$$Entropy = - \sum_i \sum_j N_g(i,j) \log_2 N_g(i,j) \quad (12)$$

### توصیف‌گرهای بافت بر مبنای هیستوگرام

یکی از مهم‌ترین روش‌های توصیف هر ناحیه، استفاده از خصوصیات بافتی بر مبنای هیستوگرام است. به دلیل متفاوت بودن بافت گیاه سیب‌زمینی و علف‌هرز چاودار، این توصیف‌گر ممکن است برای طبقه‌بندی مفید باشد. از این رو در این مطالعه ۶ خصوصیت میانگین، انحراف معیار، نرمی، ممان سوم، یکنواختی و آنتروپی بررسی شده است (Gonzalez et al., 2004).

**میانگین:** با استفاده از این تابع، میانگین شدت ناحیه خاکستری محاسبه می‌شود (رابطه ۱۳).

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (13)$$

**انحراف معیار:** با استفاده از این تابع، میانگین کنتراست ناحیه خاکستری محاسبه می‌شود (رابطه ۱۴).

$$\mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i) \quad (14)$$

که در آنها،  
 $z_i =$  متغیر تصادفی مربوط به شدت؛  
 $p(z_i) =$  هیستوگرام سطوح شدت در هر ناحیه؛ و



تشخیص علف‌هرز چاودار از گیاه سیب‌زمینی با استفاده...

استفاده گردید. در میان ۱۴ خصوصیت استخراجی، ۶ خصوصیت میانگین، ممان سوم، خودهمبستگی، همبستگی، عدم تشابه و آنتروپی به‌عنوان خصوصیات مؤثر انتخاب شدند. شکل ۳ فرآیند انتخاب ویژگی‌های مؤثر با استفاده از روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد. برای انتخاب خصوصیات مؤثر، ابتدا الگوریتم ژنتیک از میان کل ورودی‌ها تعدادی را انتخاب می‌کند و به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به‌منظور پیش‌بینی خروجی می‌فرستد. در مرحله بعد، با استفاده از خروجی هدف و خروجی مدل میانگین مربعات خطا محاسبه و به الگوریتم ژنتیک ارسال می‌شود. این کار تا آنجا ادامه می‌یابد که کمترین میزان خطا حاصل شود و در نهایت خصوصیات مؤثر انتخاب می‌شود.

در این مطالعه میزان جهش ۰/۰۲، درصد جهش ۰/۳<sup>۱</sup>، درصد تلفیق ۰/۸<sup>۲</sup> و اندازه جمعیت ۲۰۰ برای الگوریتم ژنتیک انتخاب شد. شبکه عصبی دو لایه نیز با تعداد نورون لایه میانی ۲۰ استفاده گردید.

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (17)$$

که در آن،

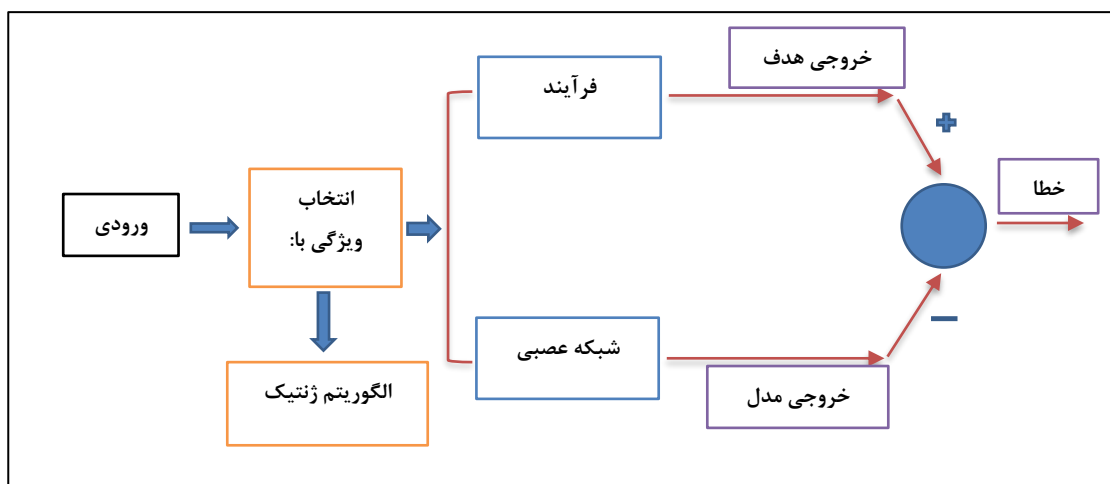
$p(z)$  = هیستوگرام سطوح شدت در یک ناحیه و  $L$  = تعداد سطوح شدت ممکن.

**آنتروپی:** آنتروپی میزان ماهیت تصادفی بافت را اندازه می‌گیرد و با استفاده از رابطه ۱۸ تعریف می‌شود (Gonzalez et al., 2004).

$$e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (18)$$

### انتخاب خصوصیات مؤثر

به‌منظور طبقه‌بندی، باید در میان خصوصیات استخراجی از هر شیء، خصوصیات مؤثر انتخاب شوند. روش‌های مختلفی برای انتخاب خصوصیات مؤثر وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش‌های فراابتکاری اشاره کرد. در این مطالعه، برای انتخاب خصوصیات مؤثر از روش هیبرید عصبی - ژنتیک



شکل ۳ - فرآیند انتخاب ویژگی‌های مؤثر با استفاده از روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم ژنتیک

### طبقه‌بندی

مرحله بعد از انتخاب خصوصیات مؤثر، طبقه‌بندی است که مرحله ای است بسیار حساس زیرا بر اساس آن گیاهان مختلف از هم جدا و دستورپاشیدن علف‌کش‌ها بر اساس این طبقه‌بندی صادر خواهد شد. در این مطالعه، از طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی استفاده شد. این طبقه‌بند برخلاف طبقه‌بندهای آماری نیاز به ارائه فرضیات قبل از محاسبات ندارد و در صورت وجود داده‌های ناقص یا متناقض با استفاده از الگوی کلی سایر داده‌ها آنها را بازیابی می‌کند.

### هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی

شبکه عصبی مورد استفاده در این مطالعه از نوع پس‌انتشار است. این شبکه چندین تنظیم دارد مانند: تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع انتقال، تابع آموزش شبکه پس انتشار برگشتی و تابع یادگیری وزن/بایاس پس انتشار برگشتی. برای بهینه‌سازی این پارامترها، از الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی استفاده شد. همان‌گونه که گفته شد، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه دارای ۵ پارامتر قابل تنظیم است که دقت شبکه به تعیین مقادیر بهینه هر یک از این پارامترها وابسته است. در حقیقت، الگوریتم الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی، این پارامترها را به‌عنوان یک بردار در نظر می‌گیرد و با تغییر مقادیر مرتبط با این پارامترها و ارسال آنها به شبکه عصبی و محاسبه و ثبت MSE در هر بار آموزش، مقادیر بردار با کمترین میزان MSE به‌عنوان مقادیر بهینه پارامترها تعیین می‌کند. برای مثال، در یک حالت شبکه عصبی با دو لایه

پنهان و با تعداد نرون ۱۰ و ۲۰ آموزش داده می‌شود؛ در حالت بعدی با سه لایه پنهان و تعداد نرون ۱۲، ۱۵ و ۲۵ آموزش داده می‌شود.

الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی<sup>۱</sup> از چگونگی پخش گونه‌های مختلف جانوری و گیاهی در قسمت‌های مختلف جهان هستی الهام گرفته است (Simon, 2008) مراحل مختلف الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی به‌صورت زیر است:

۱- تولید جمعیت اولیه یا به اصطلاح محل زیستگاه‌های تصادفی اولیه و مرتب‌سازی آنها  
 ۲- تعیین مقادیر مهاجرت پذیری و مهاجرت‌دهی  
 ۳- تکرار کردن مراحل ۴ تا ۸ به‌زای هر محل سکونت مانند J.

۴- تکرار کردن مراحل ۵ تا ۸ به‌زای هر متغیر مانند k در محل سکونت J.

۵- اعمال کردن تغییرات طبق مراحل ۶ تا ۸ با احتمال مهاجرت دهی در یک سکونت‌گاه در متغیر مورد نظر.

۶- تعیین مبدا مهاجرت با استفاده از مقادیر مهاجرت‌دهی و به‌صورت تصادفی.

۷- مهاجرت از سکونت‌گاهی به سکونت‌گاه دیگر.

۸- اعمال کردن تغییرات تصادفی (جهش) با احتمال معین روی مولفه متغیر مورد نظر.

۹- ارزیابی کردن مجموعه پاسخ‌های جدید به‌دست آمده.

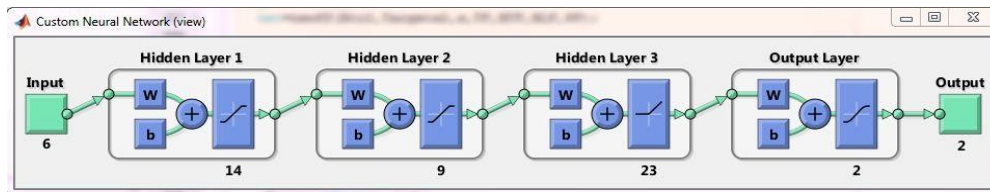
۱۰- ترکیب کردن جمعیت اصلی (قدیمی) و جمعیت ناشی از مهاجرت و ایجاد جمعیت مرحله جدید.

۱۱- بازگشتن به مرحله ۳ در صورت برآورده نشدن شرایط خاتمه.

جدول ۲ و شکل ۴ مشخصات پارامترهای شبکه عصبی را نشان خواهد داد.

جدول ۲- مقادیر بهینه استفاده شده برای طبقه‌بندی

تعداد نورون‌ها لایه‌های پنهان	لایه اول: ۱۴، لایه دوم: ۹ و لایه سوم: ۲۳
تعداد لایه‌ها	۳
تابع انتقال	لایه اول: satlins، لایه دوم: satlin، لایه سوم: poslin
تابع آموزش شبکه پس انتشار برگشتی	trainlm
تابع یادگیری وزن/بایاس پس انتشار برگشتی	learnhd

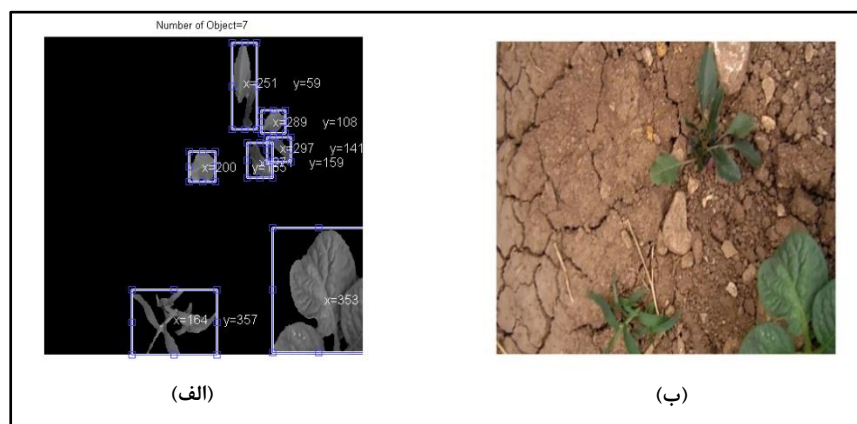


شکل ۴ - ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شده در این مطالعه

این آستانه براساس سعی و خطا بود. در حالت فیلم‌برداری که دوربین در حال حرکت است، بعضی از فریم‌ها گیاهان ناقصی خواهند داشت که تجزیه و تحلیل آنها به‌جز اتلاف وقت هیچ سودی ندارد و این‌رو باید نادیده گرفته شوند. شکل ۵ نمونه‌ای از قطعه‌بندی نوع دوم را نشان می‌دهد. در بالای صفحه تعداد اشیای شناسایی شده را نشان می‌دهد، همچنین، روی هر شیء مشخصات مرکز جرم آن نوشته شده است.

## نتایج و بحث قطعه‌بندی

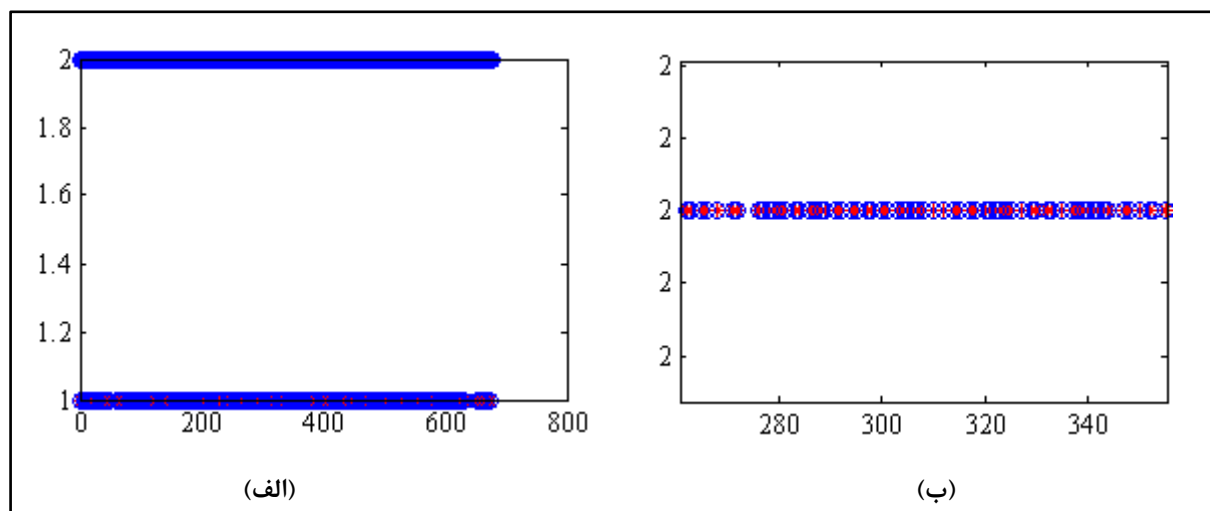
به‌طور کلی، دو نوع قطعه‌بندی در هر سیستم ماشین بینایی باید اجرا شود، نوع اول وظیفه جداسازی گیاهان سبز رنگ را از پس‌زمینه بر عهده دارد که در این مطالعه با استفاده از رابطه ۱ اجرا شد و نوع دوم، اشیا را در هر فریم انتخاب می‌کند. در این مطالعه اشیای کمتر از ۲۵۰ پیکسل به‌منظور کاهش زمان محاسبات نادیده گرفته شدند. انتخاب



شکل ۵- نمونه‌ای از قطعه‌بندی نوع دوم

است. شکل ۶- ب نمای بزرگ شده از شکل ۶- الف را به منظور دید بهتر نشان می‌دهد. شکل ۷ نیز نمودار تست طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی را نشان می‌دهد. در این نمودار نیز اکثر کلاس‌های پیش‌بینی شده توسط طبقه‌بند و کلاس‌های واقعی روی هم قرار گرفته‌اند که نشان‌دهنده بالا بودن عملکرد طبقه‌بند است. عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی معمولاً با ارزیابی حساسیت<sup>۱</sup> و ویژگی<sup>۲</sup> و دقت<sup>۳</sup> طبقه‌بندی بررسی می‌شود. حساسیت کسری از نمونه‌های درست طبقه‌بندی شده است، در حالی که ویژگی کسری از نمونه‌هایی است که سیستم طبقه‌بندی کرده است، دقت نیز میزان موفقیت کلی طبقه‌بند در طبقه‌بندی نمونه‌ها در کلاس است. این سه معیار با استفاده از روابط ۱۹ تا ۲۱ بیان شده است.

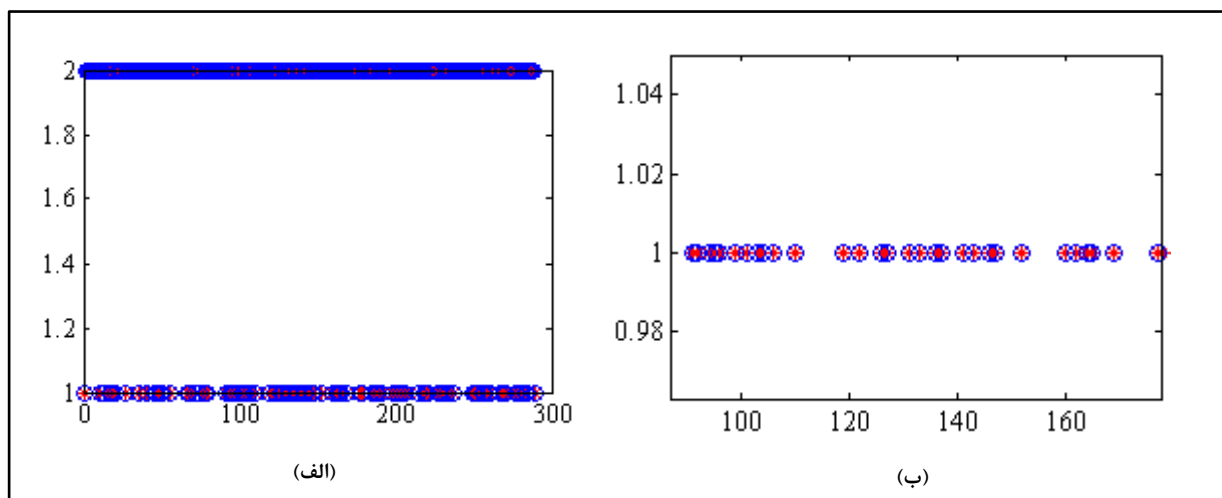
کارایی طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی تحلیل عملکرد طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی - مصنوعی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی با استفاده از ماتریس اغتشاش پس از قطعه‌بندی، ۹۶۵ شیء شناسایی شد که ۳۱۰ شیء علف هرز چاودار و بقیه گیاه سیب‌زمینی بودند. بنابراین، کل داده‌ها به دو دسته تقسیم شد: داده‌های مرتبط با آموزش شبکه (۷۰ درصد داده‌ها) و داده‌های مرتبط با تست شبکه (۳۰ درصد). شکل ۶ نمودار نحوه آموزش شبکه را نشان می‌دهد. در این نمودار دو نوع علامت وجود دارد: ستاره‌های قرمز رنگ کلاس‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه و دایره‌های آبی رنگ کلاس‌های واقعی را نشان می‌دهند. در این نمودار تقریباً همه کلاس‌های پیش‌بینی شده روی کلاس‌های واقعی قرار گرفته‌اند یعنی اینکه شبکه به صورت کامل آموزش داده شده



شکل ۶- آموزش هیبرید شبکه عصبی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی (ستاره‌های قرمز رنگ کلاس‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه، دایره‌های آبی رنگ کلاس‌های واقعی)  
الف) کل داده‌های آموزشی، ب) قسمت بزرگ‌نمایی شده الف

1- Sensitivity  
3- Accuracy

2- Specificity



شکل ۷- تست هیبرید شبکه عصبی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی (ستاره‌های قرمز رنگ کلاس‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه، دایره‌های آبی رنگ کلاس‌های واقعی) (الف) کل داده‌های تست و (ب) قسمت بزرگنمایی شده الف

طبقه‌بندی شده‌اند؛  $TN$  = تعداد نمونه‌های روی قطر اصلی ماتریس کانفیوژن منهای تعداد نمونه‌های کلاس مورد بررسی؛  $FN$  = مجموع نمونه‌های افقی کلاس مورد بررسی منهای تعداد نمونه کلاس مورد نظر؛ و  $FP$  = مجموع نمونه‌های عمودی کلاس مورد بررسی منهای تعداد نمونه‌های همان کلاس (Wisaeng, 2013).

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (19)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (20)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (21)$$

که در آنها،  $TP$  = تعداد نمونه‌های هر کلاس که درست آموزشی را نشان می‌دهد. جدول ۳ نتایج معیارهای طبقه‌بندی داده‌های

جدول ۳- معیارهای ارزیابی طبقه‌بندی داده‌های آموزش با استفاده از طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی - الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی

ویژگی	دقت	حساسیت	ماتریس اغتشاش	کلاس	
۹۹/۰۹	۹۹/۴۱	۹۹/۰۹	۲	۲۱۷	علف‌هرز چاودار
۹۹/۵۶	۹۹/۴۱	۹۹/۵۶	۴۵۵	۲	گیاه سیب‌زمینی

از مجموع ۲۱۹ داده کلاس چاودار، ۲ نمونه به اشتباه در کلاس گیاه سیب‌زمینی و از ۴۵۷ نمونه گیاه سیب‌زمینی ۲ نمونه به اشتباه در کلاس چاودار طبقه‌بندی شده‌اند. در جدول ۳ حساسیت کلاس‌های چاودار و گیاه سیب‌زمینی به ترتیب ۹۹/۰۹ و ۹۹/۵۶ درصد است، بدین معنا که سیستم طبقه‌بند ۹۹/۰۹ درصد از نمونه‌های مرتبط با چاودار را به درستی طبقه‌بندی کرده است و تنها ۰/۰۴

۰/۴۴ درصد موارد گیاه چاودار را اشتباهها سیبزمینی طبقه‌بندی کرده است. جدول ۴ نتایج معیارهای طبقه‌بندی داده‌های تست را نشان می‌دهد.

در اینجا مقادیر حساسیت، دقت و ویژگی طبقه‌بند برای هر دو کلاس بیش از ۹۸/۹۱ درصد و نشان‌دهنده عملکرد بسیار بالای سیستم طبقه‌بند است.

درصد از داده‌ها اشتباهها طبقه‌بندی شده‌اند. دقت سیستم طبقه‌بند هر دو کلاس ۹۹/۴۱ درصد و بدین معناست که سیستم طبقه‌بند با دقت ۹۹/۴۱ درصد داده‌های هر دو کلاس را طبقه‌بندی کرده است. ویژگی سیستم طبقه‌بند برای کلاس چاودار ۹۹/۰۹ درصد و برای کلاس گیاه سیبزمینی ۹۹/۵۶ درصد و بدین معناست که سیستم طبقه‌بند در ۰/۹۱ درصد موارد گیاه سیبزمینی را اشتباهها چاودار و در

جدول ۴- طبقه‌بندی داده‌های تست با استفاده از طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی- الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی

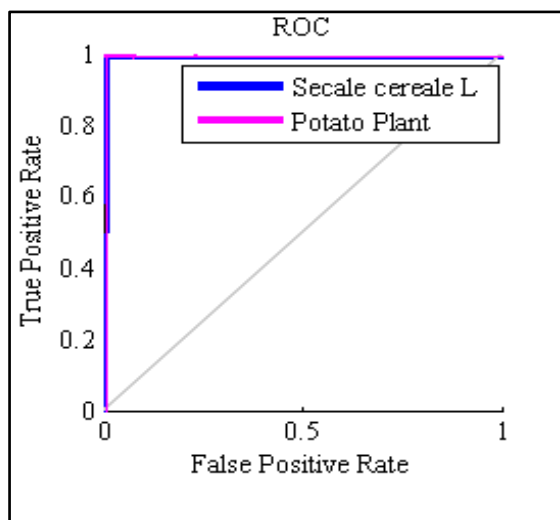
ویژگی	دقت	حساسیت	ماتریس اغتشاش	کلاس
۹۸/۹۱	۹۹/۶۵	۱۰۰	۰	گیاه سیبزمینی
۱۰۰	۹۹/۶۵	۹۹/۴۹	۱۹۷	علف‌هرز چاودار

می‌دهد. این نمودار نسبت به نمودار ROC داده‌های آموزشی به حالت قائم نزدیک‌تر است زیرا میزان حساسیت چاودار و میزان ویژگی گیاه سیبزمینی ۱۰۰ درصد است. احمد و همکاران (Ahmed *et al.*, 2012) با استفاده از خصوصیات رنگی و بافتی چندین نوع علف‌هرز را طبقه‌بندی کردند. از مجموع ۲۲۴ نمونه، ۶ نمونه به اشتباه طبقه‌بندی شده است، بنابراین موفقیت طبقه‌بند ۹۷/۳ درصد بوده است (جدول ۵). آریباس و همکاران (Arribas *et al.*, 2011) با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون softmax تعمیم‌یافته به تشخیص برگ آفتابگردان از برگ غیر آفتابگردان پرداختند که از میان ۱۹۲ نمونه عکس، ۲۹ نمونه به اشتباه طبقه‌بندی شده است (۸۵ درصد طبقه‌بندی صحیح بود). با مقایسه عملکرد سیستم با نتایج تحقیقات این محققان نشان می‌دهد که این سیستم طبقه‌بند عملکرد بالایی دارد و می‌توان از آن در سیستم‌های ماشین بینایی به‌منظور پاشش بهینه برخط استفاده کرد.

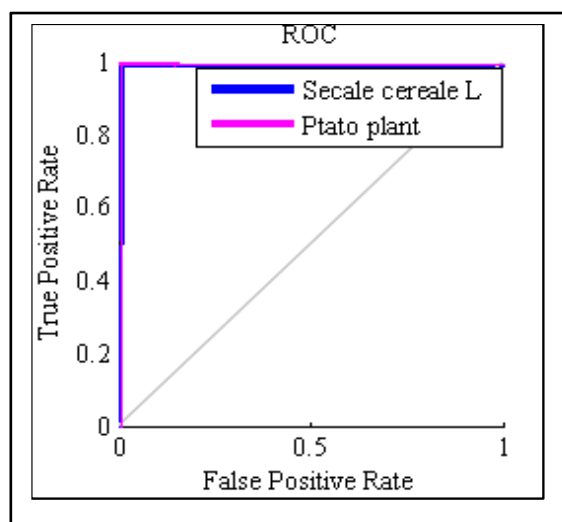
#### تحلیل عملکرد طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی با استفاده از نمودار ROC

از نمودار ROC برای بررسی حساسیت و ویژگی سیستم‌های طبقه‌بند استفاده می‌شود. در یک دستگاه مختصات ROC، به تعداد کلاس‌های مسئله منحنی وجود دارد. محور افقی این نمودار FP و محور عمودی آن TP است. این نمودار یک نیمساز دارد که اگر منحنی‌ها به این نیمساز نزدیک باشند، ضعف عملکرد سیستم طبقه‌بند را نشان می‌دهد. شکل ۸ منحنی ROC را در مرحله آموزش طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی- الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی نشان می‌دهد. منحنی قرمز رنگ گیاه سیبزمینی و نمودار آبی رنگ علف‌هرز چاودار است. هر دو نمودار به‌صورت قائم‌اند یعنی اینکه سیستم طبقه‌بند عملکرد قابل قبولی دارد. شکل ۹ نمودار ROC را در مرحله تست طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی- الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی نشان

تشخیص علف‌هرز چاودار از گیاه سیب‌زمینی با استفاده...



شکل ۸- منحنی ROC در مرحله آموزش طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی-الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی



شکل ۹- منحنی ROC در مرحله تست طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی-الگوریتم مبتنی بر جغرافیای زیستی

جدول ۵- مقایسه موفقیت مدل‌های مختلف برای طبقه‌بندی محصولات و علف‌های هرز

درصد موفقیت	تعداد نمونه‌های اشتباهی طبقه‌بندی شده	تعداد نمونه‌ها	روش
۹۹/۴۸۱	۵	۹۶۵	مدل پیشنهادی با بهترین خصوصیات
۹۷/۳	۶	۲۲۴	احمد و همکاران (Ahmed et al., 2012)
۸۵	۲۹	۱۹۲	اریباس و همکاران (Arribas et al., 2011)

### نتیجه‌گیری

علف هرز رایج در استان کرمانشاه است از گیاه سیب‌زمینی تمیز داده شد. مهمترین نتایج حاصل از این مطالعه به صورت زیر است:  
- مناسبترین فضای رنگی به منظور قطعه‌بندی برای

توسعه سیستم‌های ماشین بینایی به منظور پاشش علف‌کش‌ها به صورت خاص مکانی امری ضروری است. در این مطالعه گیاه چاودار که

حالتی که سیستم ماشین بینایی در شرایط کنترل شده کار می‌کند، فضای رنگی RGB و مناسب‌ترین کانال‌ها برای اعمال آستانه R و G هستند.

گیاهان با خصوصیات انتخابی شبیه به هم، طبقه‌بندی را با مشکل مواجه می‌کنند و دقت را کاهش می‌دهند.

وجود سایه و روشن در برگ‌های گیاهان دقت طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد.

در میان ۱۴ خصوصیت استخراجی، ۶ خصوصیت میانیگین، ممان سوم، خودهمبستگی، همبستگی، عدم تشابه و آنتروپی، خصوصیات موثر انتخاب شدند.

با استفاده از دو روش تحلیل ماتریس اغتشاش و بررسی نمودار ROC عملکرد سیستم طبقه‌بندی ارزیابی شد. نتایج سه معیار حساسیت، دقت و ویژگی نشان می‌دهد که طبقه‌بندی عملکرد بسیار بالایی دارد (هر یک از معیارها بالای ۹۹ درصد است).

## مراجع

- Abouelatta, O. B. 2013. Classification of copper alloys microstructure using image processing and neural network. *J. Am. Sci.* 9, 213-222.
- Ahmed, F., Al-Mamun, H. A., Bari, A. S. M. H., Hossain, E. and Kwan, P. 2012. Classification of crops and weeds from digital images: A support vector machine approach. *Crop Prot.* 40, 98-104.
- Arribas, J. I., Sánchez-Ferrero, G. V., Ruiz-Ruiz, G. and Gómez-Gil, J. 2011. Leaf classification in sunflower crops by computer vision and neural networks. *Comput. Electron. Agric.* 78, 9-18.
- Gebejes, A. and Huertas, R. 2013. Texture characterization based on grey-level co-occurrence matrix. *The 2<sup>nd</sup> International Conference on Informatics and Management Sciences.* March 25-29, Žilina, Slovakia.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E. and Eddins, S. L. 2004. *Digital Image Processing Using MATLAB.* Prentice Hall.
- Ma, Q., Zhu, D., Liu, J., Xiong, W. and Chen, H. 2013. Intra-row weed detection method in field based on texture and color feature. *Adv. Inform. Sci. Ser. Sci.* 5(8): 806-812.
- Marques, O, 2011. *Practical Image and Video Processing Using Matlab.* Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Naeem, A. M., Ahmad, I. and Islam, M. 2007. Weed classification using two dimensional weed coverage Rate (2D-WCR) for real-time selective herbicide applications. *World Acad. Sci. Eng. Technol.* 25, 335-339.
- Persson, M. and Astrand, B. 2008. Classification of crops and weeds extracted by active shape models. *Biosyst. Eng.* 100, 484-497.
- Shidnal, S. 2014. A texture feature extraction of crop field images using GLCM approach. *Int. J. Sci. Eng. Adv.* 2, 1006-1011.
- Simon, D. 2008. Biogeography-based optimization. *IEEE Trans. Evol. Comput.* 12, 702-713.
- Wisaeng, K. 2013. A comparison of decision tree algorithms for UCI repository classification. *Int. J. Eng. Trends Technol.* 4, 3393-3397.



Wong, W. K., Chekima, A., Mariappan, M., Khoo, B. and Nadarajan, M. 2014. Genetic algorithm tuned SVM classifier for weed species recognition. *Int. J. Comput. Sci. Trends Technol.* 2, 24-30.

Wu, L. and Wen, Y. 2009. Weed/corn seedling recognition by support vector machine using texture features. *Af. J. Agric. Res.* 4, 840-846.

## **Recognition of *Secale Cereal L* Weed from Potato Plant using Video Processing and Computational Intelligence**

**S. Sabzi, Y. Abbaspour- Gilandeh\* and H. Javadi-Kia**

\* Corresponding Author: Professor, Department of Boissystems Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. Email: [abbaspour@uma.ac.ir](mailto:abbaspour@uma.ac.ir)

Received: 13 July 2016, Accepted: 8 October 2017

### **Abstract**

The weeds must be removed from the field due to their competition with principal crops to use water, nutrients, sunlight, etc. There are different methods to remove the weeds: mechanically, manually or chemically (applying herbicides). For farmers, applying herbicides is a usual way, but brings some concerns, from the point of environmental issues, due to equal application of chemicals all over fields, regardless the presence or absence of weed. For this reason, a machine vision system based on video processing was proposed to recognize *Secale cereale L.* (as a weed) from potato plant (as principal crop) to make herbicide application more accurate. Nine hundred sixty five objects were recognized after taking videos, pre-processing and segmentation. Fourteen features were extracted from each object. Using the hybrid artificial neural network-genetic algorithm, of 14 extracting features, only 6 features were selected as effective ones: average, the third moment, autocorrelation, correlation, dissimilarity, and entropy. Data were classified into two groups: training data (70% of the total data) and testing data (30% of the total data). The classification was performed using hybrid of artificial neural network - Bio-geography Based Optimization (BBO) algorithm. Performance of classification system was evaluated through analysis of confusion matrix and Receiver Operating Characteristic (ROC). Sensitivity, specificity, and accuracy were calculated using confusion matrix. The results showed that the sensitivity, accuracy and specificity of classification system reached to an acceptable level: 99.49 %, 99.65% and 98.91%, respectively. Our conclusion is that it is possible to manufacture the machine vision system with mentioned aims that work as online.

**Keywords:** Machine Vision, Meta-Heuristic Algorithms, Precision Farming, Video Processing, Weeds