

ارائه یک سیستم بینایی ماشین مبتنی بر طبقه‌بند فراابتکاری به منظور طبقه‌بندی دو نوع علف‌هرز

سجاد سبزی^۱، یوسف عباسپور گیلانده^{۲*} و حسین جوادی‌کیا^۳

چکیده

سم‌پاشی خاص مکانی یک روش جدید به منظور مبارزه با علف‌های هرز می‌باشد. به همین دلیل، در این مطالعه یک سیستم بینایی ماشین مبتنی بر پردازش ویدئو و طبقه‌بند فراابتکاری به منظور تشخیص برخط گیاه سیب‌زمینی و دو نوع علف‌هرز خرفه و توف در مزارع سیب‌زمینی پیشنهاد شد. به منظور آموزش سیستم بینایی ماشین پیشنهادی، ۵ هکتار زمین سیب‌زمینی رقم مارفونا در استان کرمانشاه به منظور فیلم‌برداری انتخاب شد. بعد از استخراج ویژگی‌هایی در زمینه‌های ویژگی‌های رنگی و توصیف‌گرهای طیفی بافت با استفاده از دو روش هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- کلونی مورچگان و هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- ازدحام ذرات، ویژگی‌های مؤثر انتخاب گردیدند. در نهایت با تحلیل نتایج حاصل از طبقه‌بندی ویژگی‌های انتخابی توسط هر یک از دو روش مذکور، ویژگی‌های انتخابی با استفاده از روش هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- ازدحام ذرات به منظور استفاده در سیستم بینایی ماشین پیشنهادی انتخاب شدند. ویژگی‌های انتخابی عبارتند از شاخص رنگی برای پوشش گیاهی استخراجی در فضای رنگی YCbCr، شاخص مؤلفه دوم اضافی فضای رنگی HSV، کنتراست مؤلفه اول و دوم فضای رنگی HSV، میانگین مؤلفه اول فضای رنگی HSI، میانگین $S(r)$ ، نتایج طبقه‌بندی نشان داد که روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم تکامل تفاضلی با دقت بالای ۹۹ درصد قادر به شناسایی گیاه سیب‌زمینی و دو نوع مختلف از علف‌های هرز می‌باشد. در نهایت سیستم بینایی ماشین در مزرعه مورد آزمایش قرار گرفت و با سرعت ۰/۱۳ متر در ثانیه اقدام به طبقه‌بندی نمود.

واژه‌های کلیدی: بینایی ماشین، سم‌پاشی خاص مکانی، طبقه‌بندی، علف‌های هرز.

ارجاع: سبزی س. عباس‌پور گیلانده ی و جوادی‌کیا ح. ۱۳۹۸. ارائه یک سیستم بینایی ماشین مبتنی بر طبقه‌بند فراابتکاری به منظور طبقه‌بندی دو نوع علف‌هرز. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۸(۱): ۱۳-۲۳.

۱- دانشجوی سابق دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل.

۲- استاد گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل.

۳- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

* نویسنده مسئول: abbaspour@uma.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۲/۱۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۱/۲۷

مقدمه

از تصاویر مربوط به سه شرایط نوری در طول روز به منظور توسعه یک سیستم قطعه‌بندی که توانایی کار با دقت بالا در طول روز را داشته باشد وجود نخواهد داشت. بنابراین به نظر می‌رسد که سیستم پیشنهادی برای تمام شرایط نوری در مزرعه کاربردی نباشد (Bai et al., 2014). کنترل مکانیکی علف‌های هرز به روش سنتی مشکلاتی را به همراه خواهد داشت که از آن جمله می‌توان به تخریب محصول زراعی اشاره کرد. به همین دلیل محققان مختلف بر روی تلفیق روش‌های مکانیکی با روش‌های بینایی تمرکز دارند. از جمله این محققان می‌توان به منگ و همکاران اشاره کرد. آن‌ها به منظور مبارزه با علف‌های هرز درون ردیفی یک سیستم بینایی ماشین مبتنی بر منطق فازی پیشنهاد دادند. سیستم پیشنهادی آن‌ها شامل دوربین رنگی فیلم‌برداری، لپ تاپ صنعتی، کنترل کننده جابه‌جایی عرضی، دریافت کننده GPS، سیستم هیدرولیک و تیغه‌هایی به منظور تخریب علف‌های هرز بود. از فضای رنگی HIS به منظور عملیات‌های مربوط به پردازش تصویر و از مؤلفه H آن به منظور اعمال آستانه لازم جهت قطعه‌بندی استفاده گردید. در این سیستم از منطق فازی به منظور حرکت تیغه‌ها در جهت‌های طولی و عرضی استفاده شد. به منظور آزمایش سیستم پیشنهادی، از سه سرعت حرکتی ۰/۶، ۱ و ۱/۴ متر بر ثانیه استفاده شد. نتایج نشان داد که بیشترین مقدار خطای عرضی تیغه‌ها برای سرعت‌های ۰/۶، ۱ و ۱/۴ متر بر ثانیه به ترتیب ۴/۵، ۵/۵ و ۶/۸ سانتی‌متر بود (Meng et al., 2015). این میزان خطا تقریباً قابل قبول می‌باشد، اما در صورتی که سیستم پردازش تصویر برای تمام شرایط نوری مزرعه آموزش داده نشود خطای سیستم به مراتب بیشتر خواهد شد.

هدف از این مطالعه ارائه یک سیستم بینایی ماشین خودکار مبتنی بر طبقه‌بند هیبرید تکامل تفاضلی به منظور شناسایی گیاه سیب‌زمینی و دو نوع علف‌هرز رایج در زمین‌های زراعی سیب‌زمینی یعنی توق و خرفه در شرایط نور طبیعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

سیستم سخت‌افزاری و جمع‌آوری داده

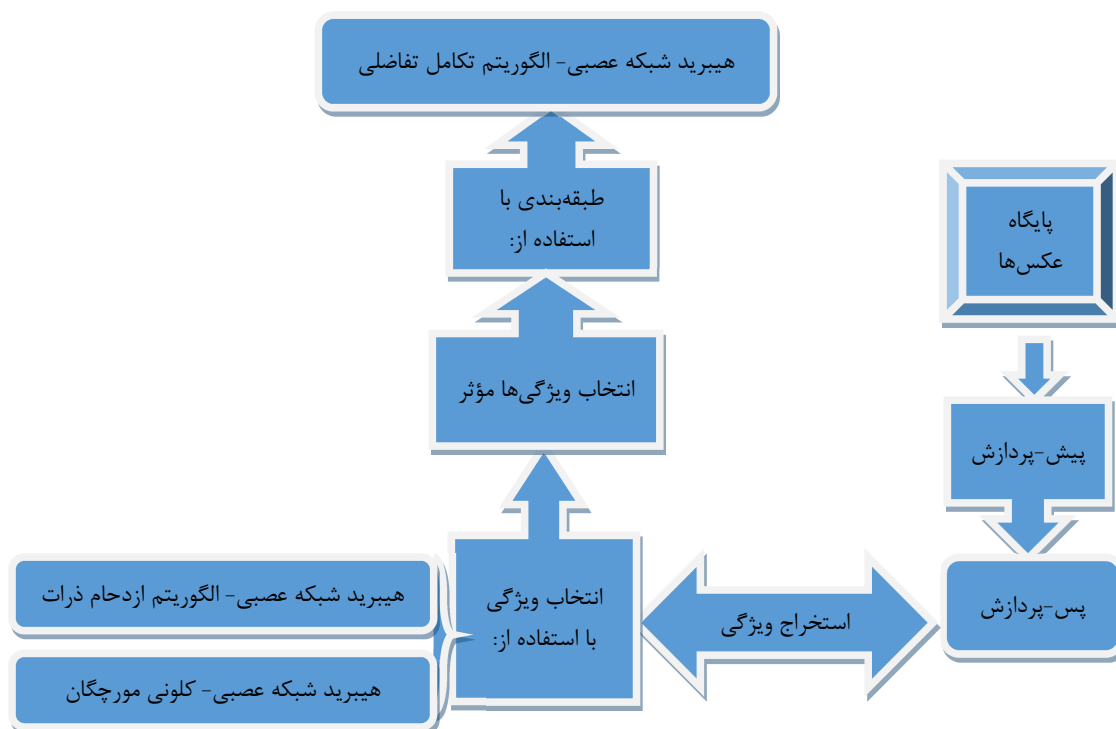
به منظور آموزش و آزمایش سیستم بینایی ماشین ارائه شده در این مطالعه نیاز به ساخت یک پلتفرم جهت حرکت در مزرعه می‌باشد. پلتفرم استفاده شده در این

در سال‌های اخیر استفاده بیش از حد از علف‌کش‌ها به منظور مبارزه با علف‌های هرز، خسارت‌های جبران‌ناپذیری بر بشر، محیط‌زیست و دام‌ها داشته‌است. به منظور جلوگیری از گسترش خسارات وارد شده، استفاده از عملیات‌های کشاورزی دقیق، ضروری می‌باشد. روش سم‌پاشی خاص مکانی، یکی از انواع عملیات‌های کشاورزی دقیق می‌باشد که با استفاده از آن امکان صرفه‌جویی ۳۰ تا ۷۵ درصدی در مصرف علف‌کش‌ها وجود دارد (Heisel et al., 1999). سیستم‌های بینایی ماشین ابزار قدرتمندی در تحقق سم‌پاشی خاص مکانی می‌باشند. از جمله کاربردهای بینایی ماشین در حوزه کشاورزی، پاشش بهینه آفت‌کش‌ها (Lomotey et al., 2013)، پاشش بهینه علف‌کش‌ها (Hamuda et al., 2016)، تخمین سطح نیتروژن در برگ محصول برنج (Intaravanne & Sumridetchkajorn, 2012)، تعیین مرحله رشد (Kataoka et al., 2003)، محاسبه میزان تابش خورشیدی دریافتی توسط محصول (Molina-Martínez et al., 2011)، تشخیص بیماری گیاهان (Camargo & Smith, 2009) و تشخیص میوه‌ها (Liu et al., 2016) می‌باشد.

یکی از مهم‌ترین مراحل در سیستم‌های بینایی ماشین قطعه‌بندی می‌باشد، به طوری که دقت سیستم بینایی ماشین تا حد زیادی به این مرحله وابسته می‌باشد. Bai et al. (2014) اعتقاد داشتند که قطعه‌بندی پوشش‌های گیاهی از تصاویر مزرعه‌ای یک موضوع ضروری می‌باشد. به همین دلیل آن‌ها یک روش جدید قطعه‌بندی بر مبنای خوشه‌بندی بهینه‌سازی ازدحام ذرات و مدلینگ مورفولوژیکی در فضای رنگی $L^*a^*b^*$ ارائه دادند. در همین راستا آن‌ها اقدام به تصویربرداری در ساعت‌های ۱۰، ۱۲ و ۱۴ کردند. روش پیشنهادی آن‌ها دارای دو مرحله یادگیری آفلاین و قطعه‌بندی آنلاین بود. در مرحله یادگیری آفلاین شماره خوشه‌های بهینه براساس مجموعه نمونه‌های آموزشی تعیین شد. در مرحله دوم هر پیکسل در یکی از کلاس‌های پوشش گیاهی و یا غیر پوشش گیاهی طبقه‌بندی شد. در مرحله آخر، ۲۰۰ قطعه عکس به منظور آزمایش سیستم پیشنهادی استفاده گردید. نتایج نشان داد که میانگین کیفیت قطعه‌بندی تصاویر گرفته شده بین ۸۸/۱ درصد تا ۹۱/۷ درصد بود. از آنجایی که در طول روز شدت نور دائماً در حال تغییر می‌باشد، استفاده

فیلم‌برداری تحت شرایط نور طبیعی با شدت ۱۶۵۰ لوکس انجام شد. پلتفرم با سرعت ۰/۱۳ متر بر ثانیه اقدام به فیلم‌برداری کرد. در نهایت ۳۱۵۴ شیء (به پیکسل‌های بهم پیوسته در یک فریم شیء گویند) از فیلم‌های مزرع‌های استخراج گردید که ۲۲۰۷ شیء به منظور آموزش الگوریتم بینایی ماشین و ۹۴۷ شیء باقیمانده به منظور آزمایش و اعتبارسازی شبکه مورد استفاده قرار گرفت. شکل ۱ فلوجارت مربوطه الگوریتم استفاده شده در این مطالعه را نشان می‌دهد.

مطالعه از سه قسمت اصلی شاسی، دوربین فیلمبرداری (DFK 23GM021, CMOS, 120 f/s, Made in Germany) و لپ‌تاپ مجهز به نرم‌افزار متلب جهت تجزیه و تحلیل تصاویر مربوط به گیاهان تشکیل شده است. دوربین فیلم‌برداری در ارتفاع ۶۰ سانتی‌متری از سطح زمین به شاسی متصل شد. در این مطالعه از ۵ هکتار زمین سیب‌زمینی رقم مارفونا در استان کرمانشاه به منظور فیلم‌برداری استفاده شد. این زمین‌های زراعی دارای دو نوع علف‌هرز رایج توق و خرفه بودند. به منظور بررسی بحرانی‌ترین حالت کاری سیستم بینایی ماشین،



شکل ۱- فلوجارت روش پیشنهادی جهت تشخیص و طبقه‌بندی گیاه سیب‌زمینی و دو نوع علف‌هرز مختلف

به منظور اعمال آستانه مناسب جهت جداسازی گیاهان از پس‌زمینه از مؤلفه سوم این فضای رنگی استفاده گردید. معادله (۱) میزان آستانه مناسب را نشان می‌دهد.

$$Cr(i,j) \geq 2 \quad (1)$$

این معادله نشان می‌دهد هر پیکسل در صورتی که دارای مقدار بیشتر از ۲ باشد به عنوان شیء تلقی شده و در صورتی که کمتر از این مقدار باشد به عنوان پس‌زمینه تلقی می‌گردد. بعد از مرحله طبقه‌بندی، به دلیل وجود نور طبیعی نویزهایی در تصاویر دودویی به وجود خواهد آمد. به منظور حذف این نویزها نیاز به اعمال عملیات‌های

پیش-پردازش و پس-پردازش

قطعه‌بندی یکی از مهمترین مراحل پیش-پردازش می‌باشد. در حقیقت تا زمانی که قطعه‌بندی صورت نگیرد امکان تجزیه و تحلیل گیاهان وجود نخواهد داشت. به همین دلیل در این مطالعه فضاهای مختلف رنگی یعنی RGB, HSV, HSI, YIQ, YCbCr, CMY به منظور یافتن بهترین فضای رنگی جهت جداسازی گیاهان از پس‌زمینه مورد بررسی قرار گرفتند. در نهایت نتایج نشان داد که مناسب‌ترین فضای رنگی جهت طبقه‌بندی فضای رنگی YCbCr می‌باشد.

انحراف معیار مؤلفه اول، انحراف معیار مؤلفه دوم و انحراف معیار مؤلفه سوم فضاهای رنگی RGB، CMY، HSI، HSV، YIQ، YCbCr که جمعاً ۴۲ ویژگی را شامل می‌شود. ۱۴ ویژگی‌های مربوط به شاخص سبزی برای هر فضای رنگی استخراج گردید، بنابراین ۸۴ ویژگی از این قسمت استخراج گردید. جدول ۱ این ۱۴ ویژگی را برای فضای رنگی RGB نشان می‌دهد.

توصیف گره‌های طیفی بافت

اندازه‌گیری طیفی بافت بر مبنای طیف فوریه می‌باشد. این طیف، الگوهای تناوبی و یا تقریباً تناوبی دو بعدی در یک تصویر را توصیف می‌کند. طیف فوریه، عمل اندازه‌گیری طیفی را در سیستم مختصات قطبی انجام می‌دهد (یعنی براساس شعاع و زاویه)، چون تفسیر ویژگی‌های طیفی با توصیف طیف در مختصات قطبی بصورت تابع $S(r)$ ساده می‌باشد. در این تابع S تابع طیف و r و θ متغیرهای سیستم قطبی هستند.

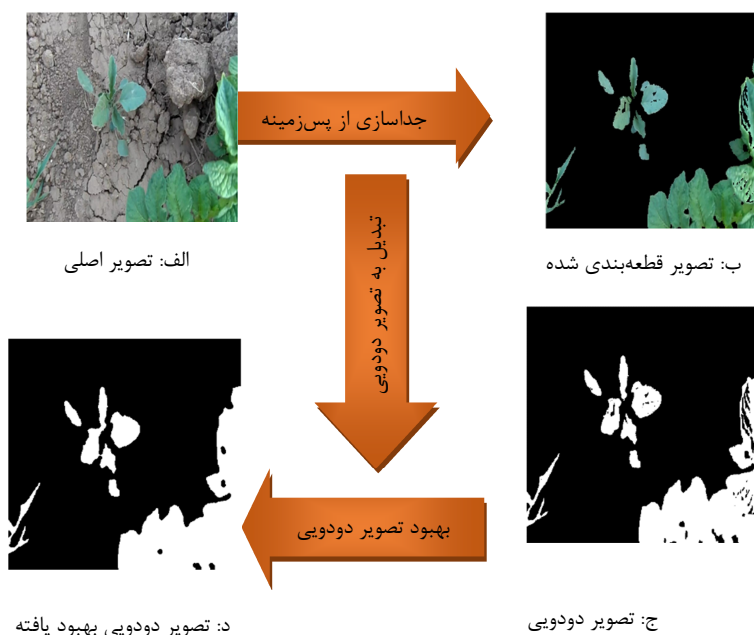
پس پردازش می‌باشد. عملیات پس‌پردازش مورد استفاده در این مطالعه "بستن" می‌باشد. شکل ۲ مراحل مختلف قطعه‌بندی را نشان می‌دهد.

استخراج ویژگی‌ها

استخراج ویژگی‌های مختلف از هر گیاه به منظور انتخاب ویژگی‌های مؤثر جهت شناسایی گیاهان مختلف ضروری است. به همین منظور در این مطالعه ویژگی ۱۴۲ ویژگی مربوط به دو حوزه‌ی رنگی و توصیف‌گرهای طیفی بافت استخراج گردید.

ویژگی‌ها رنگی

ویژگی‌ها رنگی به دو دسته ۱- ویژگی‌ها مربوط به میانگین و انحراف معیار و ۲- شاخص‌های سبزی تقسیم‌بندی می‌شوند. ویژگی‌های مربوط به میانگین و انحراف معیار عبارت‌اند از میانگین مؤلفه اول، میانگین مؤلفه دوم، میانگین مؤلفه سوم، میانگین مؤلفه‌های اول، دوم و سوم،



شکل ۲- مراحل مختلف قطعه‌بندی

بنابراین تابع $S(r, \theta)$ می‌تواند به صورت دو تابع یک بعدی $S_r(\theta)$ و $S_\theta(r)$ به ترتیب برای هر جهت θ و هر فرکانس r در نظر گرفت. $S_\theta(r)$ به ازای مقادیر ثابت θ ، رفتار طیف در امتداد شعاع را نشان می‌دهد، در حالیکه $S_r(\theta)$ به ازای مقادیر ثابت r رفتار طیف در طول یک دایره به مرکزیت مبدا را نشان می‌دهد. معادلات (۲) و (۳) توصیف سراسری بافت بر مبنای این دو تابع را نتیجه می‌دهند.

بنابراین تابع $S(r, \theta)$ می‌تواند به صورت دو تابع یک بعدی $S_r(\theta)$ و $S_\theta(r)$ به ترتیب برای هر جهت θ و هر فرکانس r در نظر گرفت. $S_\theta(r)$ به ازای مقادیر ثابت θ ، رفتار طیف در امتداد شعاع را نشان می‌دهد، در

انتخاب ویژگی‌های مؤثر

استفاده از تمام ویژگی‌های استخراج شده در بخش قبل به‌منظور ورودی طبقه‌بند، به دو دلیل امکان‌پذیر نمی‌باشد، ۱- بعضی از ویژگی‌های استخراجی با هم در تضاد می‌باشند و این امر سیستم طبقه‌بند را با خطا مواجهه می‌کند، ۲- در عملیات‌های زمان حقیقی، زمان بسیار مهم می‌باشد و در صورت محاسبه همه ۱۴۲ ویژگی زمان زیادی لازم می‌باشد، بنابراین عملاً امکان‌پذیر نیست. به‌همین دلیل نیاز به انتخاب ویژگی‌ها مؤثر می‌باشد.

$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_{\theta}(r) \quad (2)$$

$$S(\theta) = \sum_{r=1}^{R_0} S_r(\theta) \quad (3)$$

که R_0 شعاع یک دایره به مرکز مبدا می‌باشد. ویژگی‌های استخراج شده در این حوزه در جدول ۲ نوشته شده است.

جدول ۱- ویژگی‌های مربوط به شاخص‌های سبزی

ویژگی‌ها استخراجی	فرمول محاسبه ویژگی‌های استخراجی
مؤلفه اول RGB نرمال شده	$R_n = R / (R + G + B)$
مؤلفه دوم RGB نرمال شده	$G_n = G / (R + G + B)$
مؤلفه سوم RGB نرمال شده	$B_n = B / (R + G + B)$
کانال خاکستری	$gray = 0.2898 \times R_n + 0.5870 \times G_n + 0.1140 \times B_n$
سبز اضافی (Woebbecke et al., 1995)	$EXG = 2 \times G_n - R_n - B_n$
قرمز اضافی (Meyer et al., 1998)	$EXR = 1.4 \times R_n - G_n$
شاخص رنگی برای پوشش گیاهی استخراجی (Kataoka et al., 2003)	$CIVE = 0.441 \times R_n - 0.811 \times G_n + 0.385 \times B_n + 18.78$
تفاضل پارامترهای سبز اضافی و قرمز اضافی (Meyer and Neto, 2008)	$EXGR = EXG - EXR$
شاخص تفاضل نرمال شده (Woebbecke et al., 1992)	$NDI = (G_n - B_n) / (G_n + B_n)$
شاخص سبز منهای آبی (Woebbecke et al., 1995)	$GB = (G_n - B_n)$
کنتراست قرمز آبی (Golzarian & Frick, 2011)	$RBI = (G_n - B_n) / (G_n + B_n)$
شاخص قرمز اضافی (Golzarian & Frick, 2011)	$ERI = (R_n - G_n) \times (R_n - B_n)$
شاخص سبز اضافی (Golzarian & Frick, 2011)	$EGI = (G_n - R_n) \times (G_n - B_n)$
شاخص آبی اضافی (Golzarian & Frick, 2011)	$EBI = (B_n - G_n) \times (B_n - R_n)$

جدول ۲- توصیف‌گرهای طیفی بافتی استخراج شده از اشیاء

شماره	ویژگی‌ها	شماره	ویژگی‌ها
۱	میانگین	۹	واریانس $S(r)$
۲	انحراف معیار	۱۰	ماکزیمم مقدار $S(r)$
۳	نرمی	۱۱	اختلاف بین ماکزیمم مقدار میانگین $S(r)$
۴	ممان سوم	۱۲	میانگین $S(\theta)$
۵	یکنواختی	۱۳	انحراف معیار $S(\theta)$
۶	آنتروپی	۱۴	واریانس $S(\theta)$
۷	میانگین $S(r)$	۱۵	ماکزیمم مقدار $S(\theta)$
۸	انحراف معیار $S(r)$	۱۶	اختلاف بین ماکزیمم مقدار میانگین $S(\theta)$

نتایج و بحث

انتخاب ویژگی‌های مؤثر

انتخاب ویژگی‌های مؤثر یکی از مهمترین مراحل در طراحی یک سیستم بینایی ماشین می‌باشد. هر اندازه که تعداد ویژگی‌ها کمتر و ویژگی‌ها مربوط به یک حوزه باشند سرعت عمل سیستم بینایی ماشین به منظور اقدامات برخط بیشتر خواهد بود. در مطالعه جاری از دو روش هیبرید ANN-PSO و ANN-ACO به منظور انتخاب ویژگی‌های مؤثر استفاده شد. جدول ۳ ویژگی‌های انتخابی توسط این دو روش را نشان می‌دهد. به منظور انتخاب بهترین ویژگی‌ها، هر مجموعه از ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی به طبقه‌بند هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- الگوریتم تکامل تفاضلی (ANN-DE) ارسال گردید. شکل ۳ نمودار باکس‌پلات خطای مربوط به هر دسته از ورودی‌های طبقه‌بند ANN-DE در ۲۰ تکرار را نشان می‌دهد. به‌طور کلی نمودارهای فشرده‌تر به معنی مقادیر نزدیک به هم می‌باشد و این موضوع برای طبقه‌بندها بدین معنی است که طبقه‌بند از کارایی قابل اعتمادی برخوردار است. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد مقادیر میانگین مربعات خطا، میانگین مطلق خطا و ریشه میانگین مربعات خطای مربوط به ورودی‌های ANN-PSO به مراتب پایین‌تر از ورودی‌های ANN-ACO است. بنابراین می‌توان ادعا کرد که روش ANN-PSO قدرتمندتر از روش ANN-ACO می‌باشد. در نهایت ویژگی‌های انتخاب شده توسط روش ANN-PSO به‌عنوان ویژگی‌های مؤثر انتخاب شدند.

روش‌های مختلفی در حوزه‌های آماری و هوش مصنوعی به منظور انتخاب ویژگی‌های مؤثر وجود دارند. از آنجایی که روش‌های آماری بر پایه فرضیات عمل می‌کنند استفاده از آن‌ها برای داده‌های پیچیده که از فرض خاصی پیروی نمی‌کنند، سیستم طبقه‌بند را با مشکل مواجهه می‌کند. بنابراین نیاز به استفاده از روش‌های بر پایه هوش مصنوعی می‌باشد. به همین دلیل به منظور انتخاب ویژگی‌های مؤثر از دو روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم ازدحام ذرات (ANN-PSO)، و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم کلونی مورچگان (ANN-ACO) استفاده گردید. در نهایت نتایج نشان داد که ویژگی‌های استخراجی توسط روش ANN-PSO طبقه‌بندی با دقت بالایی را به همراه دارد.

طبقه‌بندی

آخرین مرحله در طراحی یک سیستم بینایی ماشین، طبقه‌بندی می‌باشد. در حقیقت انتخاب طبقه‌بند مناسب، تضمین‌کننده دقت بالای سیستم بینایی ماشین است. در میان طبقه‌بندهای مختلف، طبقه‌بندهای فراابتکاری دارای دقت بالایی می‌باشند. به همین منظور در این مطالعه از طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه استفاده شد. این شبکه به طور کلی دارای پنج پارامتر قابل تنظیم می‌باشد. این پارامترها عبارت‌اند از تعداد نورون‌ها، تعداد لایه‌ها، تابع انتقال، تابع آموزش شبکه بک پروپگیشن، تابع یادگیری وزن/ بایاس بک پروپگیشن. در صورتی که این پارامترها به درستی تنظیم شوند دقت طبقه‌بند بالا می‌رود، به همین منظور از الگوریتم تکامل تفاضلی جهت انتخاب مقدار بهینه پارامترها استفاده شد.

جدول ۳- ویژگی‌های انتخابی توسط روش‌های فراابتکاری

روش استفاده شده	ویژگی‌های انتخابی
هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی - کلونی مورچگان	انحراف معیار مؤلفه S فضای رنگی HSV، انحراف معیار مؤلفه H فضای رنگی HSV، میانگین مؤلفه Y فضای رنگی CMY، انحراف معیار مؤلفه I در فضای رنگی YIQ
هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی - ازدحام ذرات	شاخص رنگی برای پوشش گیاهی استخراجی فضای رنگی YCbCr، شاخص مؤلفه دوم اضافی فضای رنگی HSV، کنتراست مؤلفه اول و دوم فضای رنگی HSV، میانگین مؤلفه اول فضای رنگی HSI، میانگین S(r)

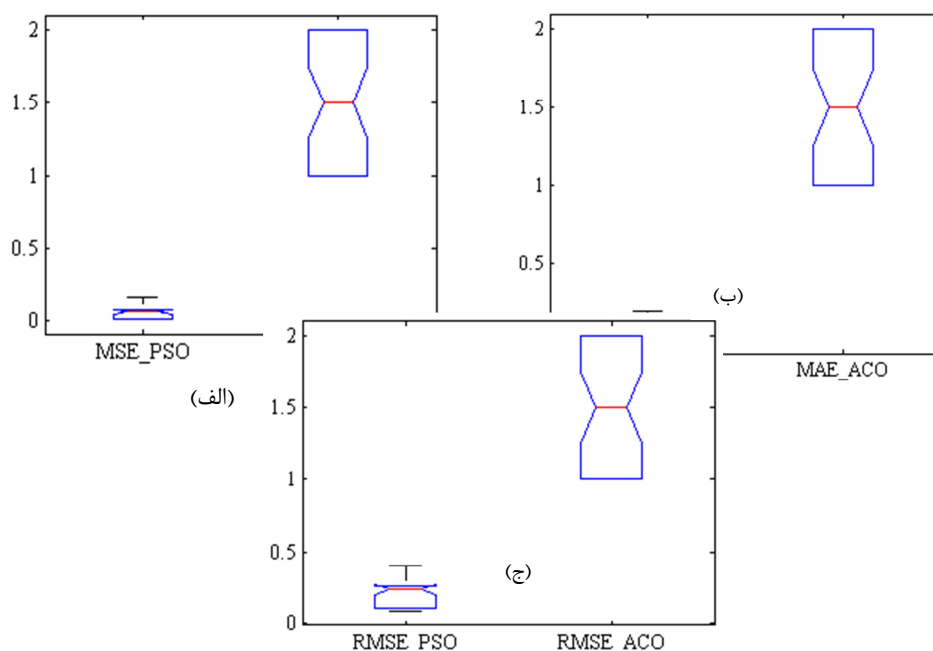
زیرا دقت شبکه به‌صورت مستقیم وابسته به مقادیر این پارامترها می‌باشد. برای اطمینان از ثبات شبکه عصبی مصنوعی، آموزش آن با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی، ۲۰ بار تکرار گردید. شکل ۴ نمودار میانگین مربعات

آموزش شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی (ANN-DE)

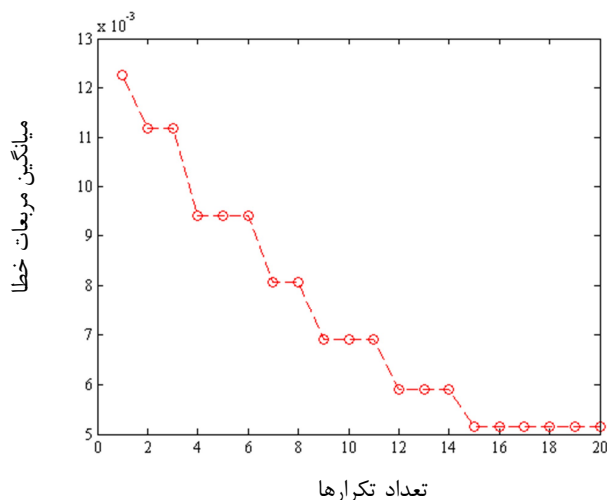
همان‌گونه که در بخش قبل ذکر گردید، تنظیم پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی بسیار مهم می‌باشد،

ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق، دقت و ضریب رگرسیون و ضریب تعیین برای بهترین حالت طبقه‌بندی توسط طبقه‌بند هیبرید ANN-DE به ترتیب عبارت‌اند از ۰/۰۰۶۵، ۰/۰۰۸۱، ۰/۰۱۶، ۹۹/۱۶ درصد، ۰/۹۸۴ و ۰/۹۶۹. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد طبقه‌بند در بهترین حالت توانسته است با دقت ۹۹/۱۶ درصد عمل طبقه‌بندی را انجام دهد، و این بدین معنی است که این سیستم به‌صورت کامل آموزش دیده است.

خطای مربوط به آموزش شبکه عصبی مصنوعی در تکرارهای مختلف را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد مقدار میانگین مربعات خطای سیستم طبقه‌بند با افزایش تکرارها کاهش یافته و در نهایت از تکرار پانزدهم به بعد ثابت شده است. مقادیر بهینه پارامترهای قابل تنظیم توسط الگوریتم تکامل تفاضلی در جدول ۴ درج گردیده است. با استفاده از این پارامترها، شبکه عصبی مصنوعی بهترین نتیجه را ارائه داد. میانگین مربعات خطا،



شکل ۳- نمودار باکس پلاک معیارهای مربوط به خطای دو روش مختلف انتخاب ویژگی‌های مؤثر. (الف) میانگین مربعات خطا، (ب) میانگین مطلق خطا، (ج) ریشه میانگین مربعات خطا



شکل ۴- میزان میانگین مربعات خطا در تکرارهای مختلف آموزش طبقه‌بندی ANN-DE

جدول ۴- مقادیر بهینه پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی تعیین شده توسط الگوریتم تکامل تفاضلی

تعداد نورون‌ها	تعداد لایه‌ها	تابع انتقال	تابع آموزش شبکه پس انتشار	تابع یادگیری وزن/ بایاس پس انتشار برگشتی
لایه اول: ۲۵	۳	لایه اول: tansig لایه دوم: tansig لایه سوم: tansig	trainlm	learnngdm

طبقه‌بندی با استفاده از روش هیبرید ANN-DE

همان‌گونه که در بخش‌های قبل ذکر گردید کل داده‌های مورد استفاده در سیستم طبقه‌بند به دو دسته داده‌های آموزشی (۲۲۰۷ نمونه) و داده‌های تست و اعتبارسازی (۹۴۷ نمونه) تقسیم شد. جدول ۵ نتایج طبقه‌بندی و همچنین ماتریس کانفیوژن (به ماتریسی که نحوه توزیع داده‌های مربوط به هر کلاس را نشان می‌دهد ماتریس کانفیوژن گویند) داده‌های تست توسط طبقه‌بند ANN-DE را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد از مجموع ۹۴۷ نمونه، تنها ۸ نمونه به طور اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند بیشترین میزان خطای طبقه‌بند مربوط به کلاس سیب‌زمینی با ۳ نمونه اشتباه طبقه‌بندی شده از میان ۲۸۱ نمونه و کمترین میزان خطا مربوط به کلاس خرفه با ۲ نمونه اشتباهی طبقه‌بندی شده از میان ۳۶۰ نمونه مربوط به این کلاس می‌باشد. نکته جالب توجه این است که طبقه‌بند تمام نمونه‌های اشتباه طبقه‌بندی شده مربوط به کلاس‌های سیب‌زمینی و توف را در کلاس خرفه

طبقه‌بندی کرده است، درحالی‌که تنها ۲ نمونه از کلاس خرفه در کلاس سیب‌زمینی و توف طبقه‌بندی شده است. این خطا به دو دلیل صورت گرفته‌است، اول اینکه سیستم‌های طبقه‌بند در نهایت هر شیء را در یک کلاس طبقه‌بندی خواهند کرد، یعنی حتی در صورتی که آن شیء خارج از کلاس‌های تعریف شده برای طبقه‌بند باشد، در نهایت در یک کلاس طبقه‌بندی خواهد شد. دوم اینکه به دلیل حرکت دوربین در مزرعه و تغییر شدت نور (به دلیل کار در شرایط طبیعی مزرعه یعنی فیلمبرداری در فضای آزاد) ممکن است در فریم‌های مختلف تغییراتی در ویژگی‌های استخراجی اشیاء صورت گیرد که همین امر موجب بروز خطای سیستم طبقه‌بند خواهد شد. از طرفی با بررسی دقیق این جدول می‌توان فهمید که هیچ نمونه‌ای از کلاس سیب‌زمینی به صورت اشتباه در کلاس توف و برعکس طبقه‌بندی نشده است. این بدین معنی می‌باشد که میان ویژگی‌های انتخابی این دو کلاس هیچگونه شباهتی وجود ندارد.

جدول ۵- نتایج طبقه‌بندی داده‌های تست با استفاده از طبقه‌بند ANN-DE

کلاس‌ها	سیب‌زمینی	توف	خرفه	کل داده‌ها	درصد طبقه‌بندی اشتباه	درصد کل طبقه‌بندی صحیح
سیب‌زمینی	۲۷۸	۰	۳	۲۸۱	۱/۰۷	۹۹/۱۶
توف	۰	۳۰۳	۳	۳۰۶	۰/۹۸	
خرفه	۱	۱	۳۵۸	۳۶۰	۰/۵۵	

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۴)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (۵)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۶)$$

که TP برابر است با تعداد نمونه‌های هر کلاس که درست طبقه‌بندی شده‌اند، TN برابر است با تعداد نمونه‌های روی قطر اصلی ماتریس کانفیوژن منهای تعداد نمونه‌هایی که به درستی در کلاس مورد نظر طبقه‌بندی شده‌اند، FN

بررسی عملکرد سیستم طبقه‌بند با استفاده از سه معیار ویژگی، حساسیت و دقت

در ابتدا به تعریف سه معیار حساسیت، ویژگی و دقت می‌پردازیم. حساسیت، کسری از نمونه‌های درست طبقه‌بندی شده می‌باشد، درحالی‌که ویژگی، کسری از نمونه مربوط است که توسط سیستم طبقه‌بندی شده است و دقت، نرخ طبقه‌بندی کلی طبقه‌بند می‌باشد. این سه معیار با استفاده از معادلات (۴) تا (۶) بیان شده است.

نمونه‌هایی که به‌درستی در کلاس موردنظر طبقه‌بندی شده‌اند، می‌باشد (Wisaeng, 2013). جدول ۶ نتایج مربوط به سه معیار حساسیت، ویژگی و دقت طبقه‌بند هیبرید ANN-DE را نشان می‌دهد.

به‌صورت مجموع نمونه‌های افقی کلاس مورد بررسی منهای تعداد نمونه‌هایی که به‌درستی در کلاس موردنظر طبقه‌بندی شده‌اند تعریف می‌گردد و در نهایت FP مجموع نمونه‌های عمودی کلاس مورد بررسی منهای تعداد

جدول ۶- معیارهای عملکرد ماتریس کانفیوژن برای طبقه‌بند ANN-DE

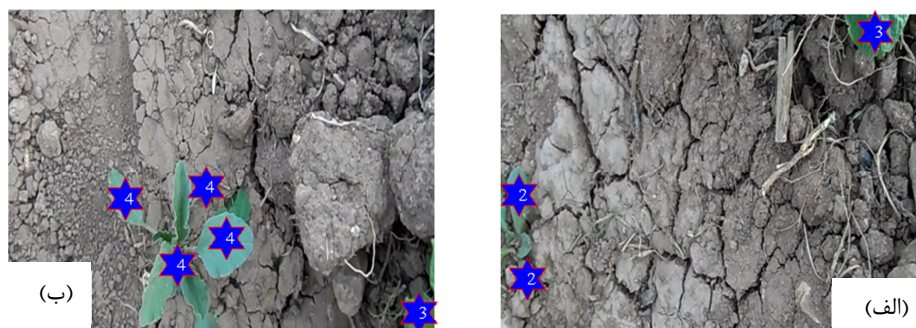
ویژگی	دقت	حساسیت	کلاس
۹۹/۶۴	۹۹/۵۷	۹۸/۹۳	سیب‌زمینی
۹۹/۶۷	۹۹/۵۷	۹۹/۰۲	توق
۹۸/۱۶	۹۹/۱۵	۹۹/۴۴	خرفه

شرایط نور طبیعی) امکان مقایسه مستقیم نتایج به دست آمده با سایر تحقیقات وجود ندارد. با این حال از دو تحقیق (Pantazi et al., 2016) و (Horaisova & Kukal, 2016) به‌منظور مقایسه استفاده شد. پانزی و همکاران با استفاده از روش ابرطیفی اقدام به طبقه‌بندی ۱۰ نوع علف‌هرز مختلف کردند. آن‌ها با استفاده از چهار طبقه‌بند اقدام به طبقه‌بندی علف‌های هرز نمودند که بهترین نتایج طبقه‌بندی مربوط به روش مخلوط گاوسی بود. همان‌گونه که در جدول ۷ مشاهده می‌گردد از مجموع ۵۴۰ نمونه، ۱۳۴ نمونه بصورت اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند، بنابراین نرخ موفقیت روش پیشنهادی ۷۸/۱۸ درصد می‌باشد. هورایزوا و کوکال با استفاده از پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی، ۱۵ برگ مختلف را طبقه‌بندی کردند. نتایج نشان داد که طبقه‌بند مورد استفاده با دقت ۸۵/۷۱ درصد، ۱۱۵۳ نمونه داده تست را طبقه‌بندی کرده است. همان‌گونه که در جدول ۷ مشاهده می‌گردد روش پیشنهادی دارای دقتی به‌مراتب بالاتر از دو تحقیق دیگر می‌باشد. بنابراین می‌توان ادعا کرد که سیستم بینایی ماشین پیشنهادی با دقت بالایی وظیفه مربوط به سم‌پاشی خاص مکانی را انجام خواهد داد.

همان‌گونه که مشاهده می‌گردد به جز دو مورد، تمام معیارها دارای مقادیری بالای ۹۹ درصد می‌باشند و این بدین معنی است که سیستم طبقه‌بند عملکرد بسیار خوبی دارد. به‌طورکلی میزان حساسیت ۱۰۰ درصد بدین معناست که سیستم طبقه‌بند تمام نمونه‌های کلاس موردنظر را به‌درستی طبقه‌بندی کرده است. از طرفی میزان ویژگی ۱۰۰ درصد بدین معناست که هیچ‌کدام از نمونه‌های سایر کلاس‌ها به‌صورت اشتباه در کلاس موردنظر طبقه‌بندی نشده‌اند. در نهایت میزان دقت ۱۰۰ درصد بدین معناست که نه هیچ‌کدام از نمونه‌های کلاس موردنظر به‌صورت اشتباه در کلاس‌های دیگر طبقه‌بندی شده‌اند و نه هیچ‌کدام از نمونه‌های سایر کلاس‌ها به‌صورت اشتباه در کلاس موردنظر طبقه‌بندی شده‌اند. شکل ۵ دو نمونه از فریم‌های مزرعه‌ای را نشان می‌دهد که توسط طبقه‌بند ANN-DE، اشیاء داخل آن‌ها شناسایی شده است. شماره‌های ۲، ۳ و ۴ به‌ترتیب نمایانگر علف‌هرز خرفه، گیاه سیب‌زمینی و توق می‌باشد. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد سیستم بینایی ماشین به‌درستی تمام اشیاء موجود در فریم‌ها را طبقه‌بندی کرده است. از آنجایی‌که تحقیق حاضر منحصر به فرد می‌باشد (تجزیه و تحلیل فیلم‌های مزرعه‌ای به جای عکس، فیلم‌برداری در

جدول ۷- مقایسه نرخ موفقیت روش‌های مختلف برای طبقه‌بندی محصولات و علف‌های هرز

روش	تعداد نمونه‌ها	تعداد نمونه‌های اشتباهی طبقه‌بندی شده	نرخ موفقیت میانگین (درصد)
مدل پیشنهادی با بهترین ویژگی‌ها	۹۴۷ (داده‌های تست)	۸	۹۹/۱۵
Pantazi et al. (2016)	۵۴۰	۱۳۴	۷۸/۱۸
Horaisova & Kukal (2016)	۱۱۱۵	۱۶۰	۸۵/۷۱



شکل ۵- شناسایی گیاهان مختلف توسط سیستم طبقه‌بند. الف) گیاه سیب‌زمینی و توق ب) خرفه و گیاه سیب‌زمینی

- segmentation robust to illumination variations based on clustering and morphology modelling. *Biosystem Engineering*, 125: 80-97.
- Camargo, A. and Smith, J. S. 2009. An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms. *Biosystem Engineering*, 102: 9-21.
 - Golzarian, M. R. and Frick, R. A. 2011. Classification of images of wheat, ryegrass and brome grass species at early growth stages using principal component analysis. *Plant Meth*, 7(1): 7-28.
 - Hamuda, E. Glavin, M. and Jones, E. 2016. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. *Computers and Electronics in Agriculture*, 125: 184-199.
 - Heisel, T. Chersitensen, S. and Walter, A. M. 1999. Whole-field experiments with satspecific weed management. *Proceeding of the Second European Conference on Precision Agriculture*. pp. 759-768.
 - Horausova, K. and Kukal, J. 2016. Leaf classification from binary image via artificial intelligence. *Biosystem Engineering*, 142: 83-100.
 - Intaravanne, Y. and Sumriddetchkajorn, S. 2012. BaiKhao (rice Leaf) App: a Mobile Device-based Application in Analyzing the Color Level of the Rice Leaf for Nitrogen Estimation. In *Photonics Asia*. pp. 85580F.
 - Kataoka, T. Kaneko, T. Okamoto, H. and Hata, S. 2003. Crop growth estimation system using machine vision, *Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*. pp. 1079-1083.
 - Liu, X. Dean, Z. Weikuan, J. Chengzhi, R. Shuping, T. and Shen, T. 2016. A method of segmenting apples at night based on color and position information. *Computers and Electronics in Agriculture*, 122: 118-123.
 - Lomotey, R. K. Chai, Y. Ahmed, A. K. and Deters R. 2013. Distributed mobile

نتیجه‌گیری

هدف از این تحقیق پیشنهاد یک سیستم بینایی ماشین مبتنی بر پردازش ویدئو و طبقه‌بند فراابتکاری به منظور تشخیص گیاه سیب‌زمینی و ۲ نوع مختلف علف‌هرز در مزرعه سیب‌زمینی بود. نتایج نشان داد که با استفاده از روش پیشنهادی امکان طبقه‌بندی گیاه سیب‌زمینی و دو نوع علف‌هرز مختلف با دقت بالای ۹۹ درصد امکان‌پذیر می‌باشد. مهم‌ترین نتایج حاصل از این تحقیق موارد زیر می‌باشند:

- استفاده از روش‌های فراابتکاری به منظور استخراج ویژگی‌های مؤثر، بسیار مفید می‌باشد. میان دو روش هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- کلونی مورچگان و هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- ازدحام ذرات، روش دوم توانست مؤثرترین ویژگی‌ها را انتخاب کند.
- ویژگی‌های رنگی نقش مؤثری در طبقه‌بندی ایفا کردند. در میان ۵ ویژگی انتخابی توسط هیبرید شبکه‌عصبی مصنوعی- ازدحام ذرات، ۴ ویژگی مربوط به ویژگی‌های رنگی می‌باشد. این ویژگی‌ها عبارت‌اند از شاخص رنگی برای پوشش گیاهی استخراجی فضای رنگی YCbCr، شاخص مؤلفه دوم اضافی فضای رنگی HSV، کنتراست مؤلفه اول و دوم فضای رنگی HSV، میانگین مؤلفه اول فضای رنگی HSI.
- گیاهان با ویژگی‌های انتخابی شبیه به هم، طبقه‌بند را با مشکل مواجه می‌کنند و دقت آن را کاهش می‌دهند.
- وجود سایه و روشن در برگ‌های گیاهان دقت طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد.

منابع

- Bai, X. Cao, Z. Wang, Y. Yu, Z. Hu, Z. Zhang, X. and Li, C. 2014. *Vegetation*

- application for crop farmers, Proceedings of the Fifth International Conference on Management of Emergent Digital EcoSystems. pp. 135-139.
11. Meng, Q. Qiu, R. He J. Zhang, M. Maa, X. and Liu, G. 2015. Development of agricultural implement system based on machine vision and fuzzy control. *Computers and Electronics in Agriculture*, 112: 128-138.
 12. Meyer, G. E. Mehta, T. Kocher, M. F. Mortensen, D. A. and Samal, A. 1998. Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, 41(4): 1189-1197.
 13. Meyer, G. E. and Neto, J. A. C. 2008. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63 (2): 282-293.
 14. Molina-Martínez, J. M. Jiménez, M. Ruiz-Canales, A. and Fernández-Pacheco, D. G. 2011. RaGPS: a software application for determining extraterrestrial radiation in mobile devices with GPS. *Computers and Electronics in Agriculture*, 78(1): 116-121.
 15. Pantazi, X. E. Moshou, D. and Bravo, C. 2016. Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing. *Biosystems engineering*, 146: 193-202.
 16. Wisaeng, K. 2013. A Comparison of Decision Tree Algorithms For UCI Repository Classification. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 4: 3393-3397.
 17. Woebbecke, D. Meyer, G. E. Bargen, K. V. and Mortensen, D. A. 1995. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *American Society of Agricultural Engineers*, 38(1): 259-269.
 18. Woebbecke, D. M. Meyer, G. E. Bargen, K. V. and Mortensen, D. A. 1992. Plant species identification, size, and enumeration using machine vision techniques on near-binary images. *Optics in Agriculture and Forestry*, 1836: 208-219.

