

طراحی و پیاده‌سازی یک سامانه سمپاش دقیق برای مدیریت علف‌های هرز با استفاده از سیستم بینایی رایانه در مزرعه چغندر قند

هادی اورک^۱ و سامان آبدانان مهدی‌زاده^{۲*}

۱ و ۲- به ترتیب: دانشجوی کارشناسی ارشد؛ و استادیار دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان
تاریخ دریافت: ۹۶/۵/۸؛ تاریخ پذیرش: ۹۷/۳/۱۹

چکیده

یکی از هدف‌های کشاورزی دقیق به حداقل رساندن حجم علف‌کش با استفاده از سیستم‌های مدیریتی علف‌های هرز است. برای رسیدن به این هدف، سیستمی مبتنی بر پردازش تصویر به منظور تشخیص علف‌های هرز در شرایط کنترل شده توسعه یافت. در این روش پیشنهادی از فضای رنگی HSV برای ایجاد تمایز بین پوشش گیاهی و پس‌زمینه و بین محصول مورد نظر و علف‌های هرز استفاده گردید. در این پژوهش از کانال رنگی H از فضای رنگی HSV برای آستانه‌بندی خودکار و برخط پس‌زمینه (خاک) و پیش‌زمینه (علف‌های هرز) استفاده شد که با اعمال فرسایش و اتساع مناسب، ناحیه مربوط به علف‌های هرز و خاک شناسایی و آستانه‌بندی گردید. بر اساس نتایج به دست آمده از آزمایش تشخیص علف‌های هرز/چغندر قند، عملکرد (میزان تشخیص صحیح علف‌های هرز) ۹۴ درصد مشاهده شد. این سامانه هوشمند، در مقایسه با سمپاش‌های معمولی (سمپاش Buferragri)، در آزمایش مزرعه‌ای به دلیل استفاده از فناوری بینایی کامپیوتر، مصرف محلول سم را ۶۷/۸۶ درصد کاهش داد. بنابراین استفاده از این روش به عنوان یک سامانه سمپاش هوشمند در مزارع چغندر قند پیشنهاد می‌شود.

واژه‌های کلیدی

پردازش تصویر، سمپاش هوشمند، تشخیص علف هرز

مقدمه

میلیون هکتار با عملکرد حدود ۵۶/۲۵ تن در هکتار و سهم ایران در بین کشورهای جهان، حدود ۱/۶۴ درصد بوده است (Anon, 2014). بر اساس آمار و اطلاعات انجمن صنفی کارخانه‌های قند و شکر ایران، از ۱۳۵۰ تا ۱۳۸۹، منبع ۷۲/۸۸ درصد شکر تولیدی ایران چغندر قند و مابقی از نیشکر بوده است (Anon, 2014). حضور علف‌های هرز یکی از مهم‌ترین عوامل محدودکننده تولید گیاهان زراعی به خصوص چغندر قند و مشکلی است که کشاورزان هر ساله با آن مواجه‌اند (Jihada-Akbar et al.,

چغندر قند با نام علمی *Beta vulgaris L* گیاهی دو ساله از تیره اسفناج است و به صورت گیاه یکساله کشت می‌شود. چغندر قند سازگاری وسیعی به شرایط محیط متنوع دارد؛ علاوه بر اینکه خشکی را تحمل می‌کند به شوری خاک، سرما و گرما نسبتاً مقاوم است. شکر (ساکارز) تنها از دو محصول نیشکر و چغندر قند به دست می‌آید. بر اساس آمار رسمی سازمان خواربار و کشاورزی جهان، در سال ۲۰۱۳ سطح زیر کشت چغندر قند در جهان حدود ۴/۴۴۸

برای طبقه‌بندی محصولات زراعی از علف‌های هرز اشاره کرد (Haug *et al.*, 2014). پژوهش‌های بسیاری در زمینه طبقه‌بندی گیاهان (محصولات زراعی و علف‌های هرز) از پس‌زمینه (خاک) بر اساس شاخص‌های رنگی صورت گرفته است (Guerrero *et al.*, 2012). مزیت اصلی استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر ویژگی‌های رنگی، کمتر بودن عملیات محاسباتی آن در مقایسه با دیگر روش‌هاست (Slaughter *et al.*, 2008). ویژگی‌های رنگی در محصولاتی بسیار مؤثر است که رنگ منحصر به فرد دارند. لام با دانستن این موضوع که در بافت برگ گیاه پنبه، رنگدانه‌های قرمز وجود دارد، با توسعه الگوریتمی مبتنی بر ویژگی‌های رنگی، می‌توان این گیاه را از دیگر علف‌های هرز تشخیص داد (Lamm, 2000). لی (Lee, 1998) در پژوهشی نشان داد که ویژگی‌های رنگی می‌تواند نهال گوجه فرنگی را (به‌دلیل رنگ ارغوانی و متمایز بودن از علف‌های هرز) از علف‌های هرز تشخیص دهد بنابراین استفاده از سیستمی هوشمند که قابلیت تشخیص علف هرز را از محصولات کشاورزی داشته باشد، می‌تواند جایگزین سیستم‌های سنتی شود و مدت زمان تشخیص علف هرز و میزان سم مصرفی را کاهش دهد. هدف از این پژوهش طراحی، ساخت و ارزیابی سامانه سمپاشی هوشمند با استفاده از بینایی ماشین کامپیوتر به‌منظور تشخیص جایگاه علف هرز و سمپاشی در مزارع چغندر قند است. پژوهش‌های متعددی در این زمینه صورت گرفته است که در اینجا بررسی می‌شوند.

اساس روش‌های مبتنی بر رنگ، استفاده از فضای رنگی RGB است و کانال سبز، نسبت به دیگر کانال‌ها (B و R)، از این فضای رنگی اطلاعات مفیدتری دارد. بنابراین، تمامی این روش‌ها به

(2004) از حدود ۲۵۰ گونه گیاهی که علف هرز شناخته شده‌اند، حدود ۶۰ گونه در مناطق چغندر کاری دنیا یافت می‌شود (Jihada-Akbar *et al.*, 2004). مبارزه هدفمند با علف‌های هرز و کنترل آن اهمیت بسیار بالایی در کشاورزی دقیق دارد و از این‌رو استفاده از فناوری‌هایی که سبب بهبود عملکرد این محصول شوند بسیار با اهمیت است.

علف هرز علاوه بر کاستن از کیفیت تولید محصولات کشاورزی، درآمد حاصل از آن را نیز کاهش می‌دهد. گیانسی (Gianessi, 2014) در پژوهشی عملکرد ذرت را با وجود علف‌های هرز کنترل نشده بررسی کرد و گزارش داد که میزان کاهش عملکرد ذرت از ۳۵ تا ۸۸ درصد است. سموم شیمیایی در کشاورزی نقشی بسیار مهم در کنترل علف‌های هرز و بالا رفتن کیفیت محصولات کشاورزی داشته‌اند (Grichar & Colburn, 1993) برای به‌حداقل رساندن میزان علف‌کش‌ها، بسیاری از محققان استفاده از تکنولوژی پردازش تصویر و بینایی ماشین را بسیار کارآمد دانسته‌اند (Schuster *et al.*, 2007) اگرچه تاکنون تکنولوژی بینایی ماشین در کشاورزی دقیق به‌صورت گسترده برای کنترل علف‌های هرز به‌کار نرفته است اما در اهداف دیگر مانند تشخیص گونه‌های گیاهی (Zhang *et al.*, 2008) تعیین دوره رشد (Kataoka *et al.*, 2003)، تشخیص بیماری‌های گیاهی (Camargo & Smith, 2009) و غیره از آن استفاده شده است.

مطالعات متعددی به‌منظور طبقه‌بندی محصولات زراعی و علف‌های هرز در حوزه پردازش تصویر و بر اساس ویژگی‌هایی مانند رنگ، بافت و شکل ظاهری گیاه صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به تشخیص گونه‌های گیاهی بر اساس آنالیز بافت (Kadir, 2014) و استفاده از آنالیز بافت

ویژگی‌های رنگی برای تشخیص چغندر قند از علف‌های هرز استفاده کردند و میزان تشخیص درست این روش را ۹۲ درصد به دست آوردند؛ با افزودن دو ویژگی از ویژگی‌های مورفولوژیکی (فشرده‌گی و کشیدگی) به ویژگی‌های رنگی، دقت تشخیص را به ۹۶ درصد افزایش دادند. کیانی و جعفری (Kiani & Jafari, 2012) از شاخص سبزی بیش از حد^۷ برای جداسازی پوشش گیاهی گیاه (ذرت و علف‌های هرز) از پس زمینه (خاک) استفاده کردند. در این پژوهش چند ویژگی از ویژگی‌های مورفولوژیکی به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی مصنوعی داده شدند. الگوریتم ارائه شده نتایج بسیار خوبی در تشخیص ذرت (قدرت تشخیص ۱۰۰ درصد) و علف هرز (تنها ۴ درصد خطا در طبقه‌بندی) داشت.

فضای رنگی HSV با درک انسان از رنگ الهام گرفته شده است (Sobottka & Pitas, 1996). علاوه بر این، فضای رنگی HSV در تنوع نور بسیار قوی است (Chaves-González *et al.*, 2010). فضای رنگی HSV در بینایی کامپیوتر کاربرد گسترده‌ای یافته است: تشخیص بیماری‌های پوستی (Phung *et al.*, 2005)، تشخیص چهره (Garcia & Tziritas, 1999)، حذف سایه‌ها (Huang *et al.*, 2015)، ردیابی شیء (Saravanakumar & Ahmed, 2011) و غیره. در پژوهشی یانگ و همکاران (Yang *et al.*, 2015) روشی مبتنی بر فضای رنگی HSV را برای تشخیص پیکسل‌های سبز در درخت تصمیم‌گیری ارائه داده است. این روش شامل چهار مرحله است؛ اول، تصاویر از فضای RGB به فضای HSV منتقل می‌شوند. دوم، پیکسل‌های پس‌زمینه با مقایسه شدت رنگ با گیاه حذف می‌شوند. سوم، پیکسل‌های

تنهایی قادر به تشخیص علف‌های هرز از محصولات زراعی نخواهند بود. اغلب این روش‌ها نمی‌توانند بدون آستانه‌بندی دستی، حتی پیکسل‌های گیاه را از پس‌زمینه جدا کنند. علاوه بر این، در چنین الگوریتمی با تغییر شرایط محیطی و منطقه‌ای جداسازی گیاه از پس‌زمینه با شکست مواجه خواهد شد. برای حل این مشکل، محققان روش‌هایی مبتنی بر یادگیری ماشین ارائه داده‌اند، روش‌هایی مانند الگوریتم ناحیه‌بندی سازگار با محیط زیست^۱ (Ruiz *et al.*, 2009)، الگوریتم پس از انتشار تغییر مکان میانگین با شبکه عصبی^۲ (Zheng *et al.*, 2009)، الگوریتم تغییر مکان میانگین با تفکیک فیشر خطی^۳ (Zheng *et al.*, 2010)، درخت تصمیم‌گیری بر اساس مدل آستانه‌بندی^۴ (Guo *et al.*, 2013)، الگوریتم انتشار شدت رنگ^۵ (Yu *et al.*, 2013)، بهینه‌سازی خوشه‌بندی ازدحام ذرات و مورفولوژی مدلسازی^۶ (Bai *et al.*, 2014). اگرچه نتایج آستانه‌بندی روش‌های ذکر شده در شرایط محیطی، شرایط نوری و پوشش گیاهی متفاوت خوب است اما به دلیل پیچیده بودن محاسبات و وقت‌گیر بودن آنها، امکان استفاده از این روش‌ها به صورت برخط وجود نخواهد داشت. علاوه بر این، روش‌های ذکر شده تنها برای جداسازی پوشش گیاهی از پس‌زمینه هستند و امکان تشخیص محصول از علف هرز را ندارند (Hamuda *et al.*, 2016). در مواردی که رنگ محصول نزدیک به علف هرز است، دقت تشخیص کاهش پیدا می‌کند. به‌منظور حل این مشکل، با ترکیب چند ویژگی مورفولوژی و رنگ به‌طور همزمان برای بهبود دقت و صحت تشخیص مطالعاتی صورت پذیرفته است. استراند و برولد (Astrand & Baerveldt, 2002) از

1- The Environmentally Adaptive Segmentation Algorithm
3- The Mean-shift algorithm with Fisher Linear Discriminate
5- Affinity Propagation-Hue Intensity
7- Excessive Green

2- The Mean-shift algorithm with Back Propagation Neural Network
4- A Decision Tree Based Segmentation Model
6- Particle Swarm Optimization Clustering and Morphology Modelin

تحلیل تصاویر اخذ شده، ۱ عدد پروژکتور ال‌ای‌دی ۵۶ وات (در فاصله ۱۴۰ سانتی‌متر از سطح زمین) به‌منظور تامین نور مورد نیاز، ایجاد شرایط نوری یکنواخت و جلوگیری از ایجاد سایه. فاصله به‌گونه‌ای تنظیم گردید که یک ردیف و دو جوی در دید وب‌کم قرار داشته باشد. یک عدد پمپ ۲۴ ولت (SOFT WATER مدل DY 2500، ساخت کشور تایوان) به‌منظور تامین فشار مورد نیاز، ۳ عدد نازل TEE JET 11002 (با فواصل ۵۰ سانتی‌متر از هم) برای پاشش و مدار کنترلی به‌منظور فعال‌سازی شیرهای برقی نیز در نظر گرفته شده است. این سامانه طراحی شده پشت تراکتور سوار می‌شود. تصویر واقعی و شماتیک سامانه سمپاش هوشمند در شکل ۱ آورده شده است.

شکل ۲ چگونگی فعال شدن سامانه سمپاش هوشمند را نشان می‌دهد. تصویر گرفته شده با وب‌کم، ۹ قسمت می‌شود. نازل‌ها به‌صورت افقی در مرکز تصویر قرار دارند و هر نازل محدوده‌ای از نوار وسط تصویر (یک سوم نوار مرکزی) را برای پاشش پوشش می‌دهد. در صورت وجود علف هرز در نوار مرکزی، با توجه به قرارگیری علف‌های هرز در هر محدوده پاشش، شیر برقی مربوط به آن ناحیه با دریافت دستور از کامپیوتر (بعد از تجزیه و تحلیل تصویر) فعال می‌شود و نازل پاشش می‌کند.

سامانه کنترلی سمپاش

برای پاشش سم، از مدار کنترلی (شکل ۳) به‌عنوان رابطی بین رایانه و شیرهای برقی استفاده می‌شود. پس از تشخیص علف هرز خروجی به‌صورت کد از طریق رایانه به مدار کنترلی و رله مربوط فرستاده می‌شود و شیر برقی ناحیه‌ای که علف هرز در آن قرار دارد فعال می‌شود. در هر تشخیص، علاوه بر فعال‌سازی شیر برقی، پمپ نیز برای تامین فشار مورد نیاز پاشش فعال می‌شود.

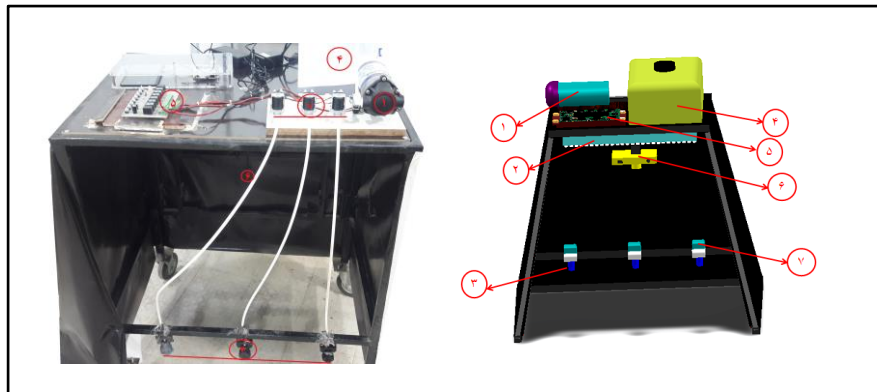
بقایا (کاه گندم) که مقادیر رنگی آنها با گیاه همپوشانی دارند با آستانه‌گذاری روی رنگ، اشباع و ارزش حذف می‌شوند. و چهارم، بعد از باینری شدن تصویر با استفاده از عملیات‌های مورفولوژیکی، اشیای کوچک با مساحت کمتر از ۱۰۰ پیکسل حذف می‌شوند. روش پیشنهادی یانگ و همکاران (Yang *et al.*, 2015) اضافه بر اینکه توانایی خود را در تشخیص پوشش گیاهی در شرایط مختلف خاک حفظ می‌کند، در مقایسه با روش‌های مبتنی بر شاخص‌های معمول از قبیل شاخص سبزی بیش از حد (Woebbecke *et al.*, 1995)، شاخص بیش از حد سبزی منهای شاخص قرمزی (Neto, 2004)، شاخص‌های رویشی (Hague *et al.*, 2006)، شاخص رنگی استخراج پوشش گیاهی (Kataoka *et al.*, 2003)، شاخص ترکیبی (Otsu, 1979; Montalvo *et al.*, 2013) نتایج بهتری از خود نشان داده است. در پژوهشی دیگر، جعفری و همکاران (Jafari *et al.*, 2006) با ارائه الگوریتم مناسب برای جداسازی علف‌های هرز از چغندر قند در شرایط واقعی مزرعه با استفاده از پردازش تصاویر مشخص کردند که الگوریتم قادر به جداسازی علف‌های هرز از گیاه چغندر قند در شرایط مختلف نوری است (خواه در نور مستقیم آفتاب یا سایه برگ‌ها یا دستگاه) و میزان نهایی جداسازی در روشنایی و سایه به‌ترتیب ۸۸/۵ و ۸۱/۸ درصد به‌دست آوردند.

مواد و روش‌ها

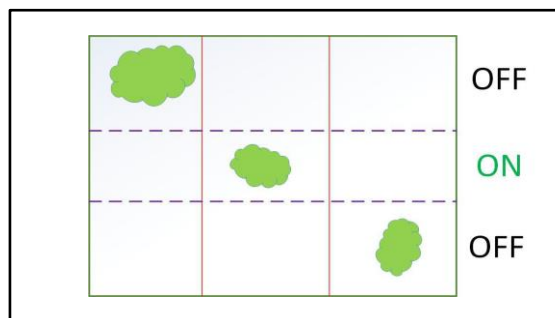
سامانه سمپاش هوشمند

سامانه سمپاش هوشمند متشکل است از مخزن پلاستیکی به حجم ۵ لیتر، ۳ عدد شیر برقی ۱۲ ولت (مدل E247، ساخت کشور چین) به‌منظور فعال‌سازی نازل و پاشش وب‌کم (مدل C930e، ساخت کشور تایوان) (در فاصله ۱۲۰ سانتی‌متر نسبت به سطح و عمود بر آن)، کامپیوتر به‌منظور

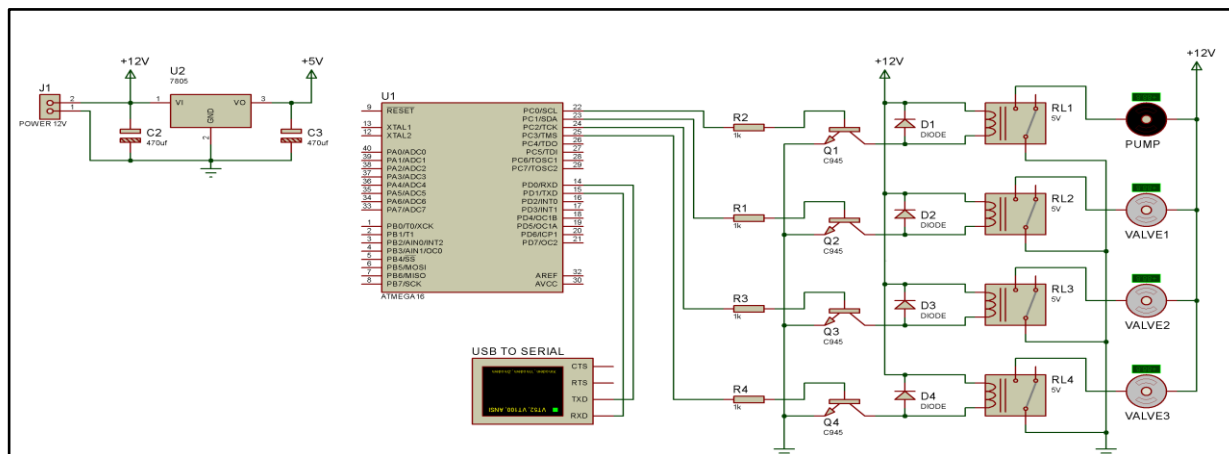
طراحی و پیاده‌سازی یک سامانه سمپاش دقیق برای مدیریت...



شکل ۱ - تصویر واقعی و شماتیک سامانه سمپاش هوشمند.
 ۱. پمپ، ۲. پروژکتور، ۳. نازل، ۴. مخزن، ۵. مدار کنترلی، ۶. وب‌کم و ۷. شیر برقی



شکل ۲-چگونگی فعال شدن سامانه سمپاش هوشمند



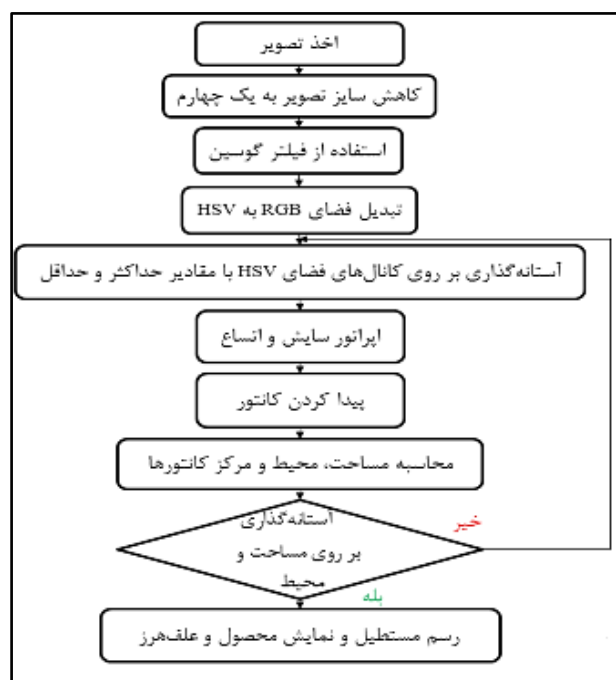
شکل ۳- شماتیک مدار کنترلی

(چغندر قند) از علف‌های هرز و خاک، در شرایط واقعی استفاده شد. پیشتر گفته شد که فضای رنگی HSV کاربردهای متنوعی در حوزه بینایی کامپیوتر دارد، در نتیجه در این پژوهش نیز از این فضای رنگی استفاده گردید. الگوریتم پیشنهادی در این پژوهش اصلاح شده الگوریتم شناخته شده

پردازش تصویر
 الگوریتم پیشنهادی تشخیص
 در این بخش به تشریح روش ارائه شده، شامل مراحل مختلف الگوریتم و انتخاب پارامترهای موثر در الگوریتم، پرداخته می‌شود. در پژوهش حاضر از فضای رنگی HSV به‌منظور تشخیص محصول

یکنواخت‌سازی نور به‌منظور حذف پس‌زمینه استفاده شده است. به‌علاوه، در الگوریتم پیشنهادی اهداف با فیلترگذاری روی کانال‌های HSV تشخیص داده می‌شود در حالی‌که الگوریتم CAMSHIFT متکی بر احتمال توزیع یک رنگ در تصویر است که از نمودار هیستوگرام رنگ به‌دست آمده است. از طرف دیگر، برخلاف الگوریتم CAMSHIFT که محل اولیه پنجره جستجو باید انتخاب شود، الگوریتم پیشنهادی به‌صورت خودکار است. بنابراین، الگوریتم پیشنهادی برای استفاده در شرایط واقعی و برخط کارآمد خواهد بود. جزئیات بیشتر روش ارائه شده در شکل ۴ نشان داده شده است. این روش شامل دو مرحله؛ فیلترگذاری و تشخیص است.

CAMSHIFT است که برادسکی (Bradski, 1998) آن را توسعه داده است. در هر دو روش (روش پیشنهادی در این پژوهش و CAMSHIFT) ناحیه دلخواه به‌طور عمده شامل یک رنگ ثابت است که شیء دیگری در تصویر با همان رنگ به‌عنوان هدف وجود ندارد. گفتنی است که رنگ پس‌زمینه از رنگ ناحیه دلخواه با توجه به شدت‌های مختلف، تفاوت دارد. با این حال، الگوریتم پیشنهادی در این پژوهش با الگوریتم CAMSHIFT تفاوت‌هایی نیز دارد. در الگوریتم پیشنهادی از سه کانال (S, V, H) اما در روش CAMSHIFT تنها از کانال H استفاده می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی از کانال H برای تشخیص گیاه و از کانال‌های S و V برای



شکل ۴- فلوچارت الگوریتم پیشنهادی

تک فریم بررسی خواهد شد. در این پژوهش از یک دوربین متحرک در امتداد ردیف‌های کشت استفاده شد. در نتیجه سامانه مدنظر با دوربین در حال حرکت در درجه بالایی از بی ثباتی طبیعی حین حرکت (مانند ارتعاش طبیعی، تغییر سرعت و غیره)

اکثر روش‌های موجود برای تشخیص گیاهان و طبقه‌بندی آنها به‌عنوان محصول و علف‌هرز، به‌صورت ایستا صورت پذیرفته است. در این حالت ابتدا تصویر نمونه‌ها گرفته می‌شود یا بعد از فیلم‌برداری از مزرعه، فیلم گرفته شده به‌صورت

تصویر (HSV) ، دامنه (حداقل و حداکثر) هر کانال تعیین گردید.

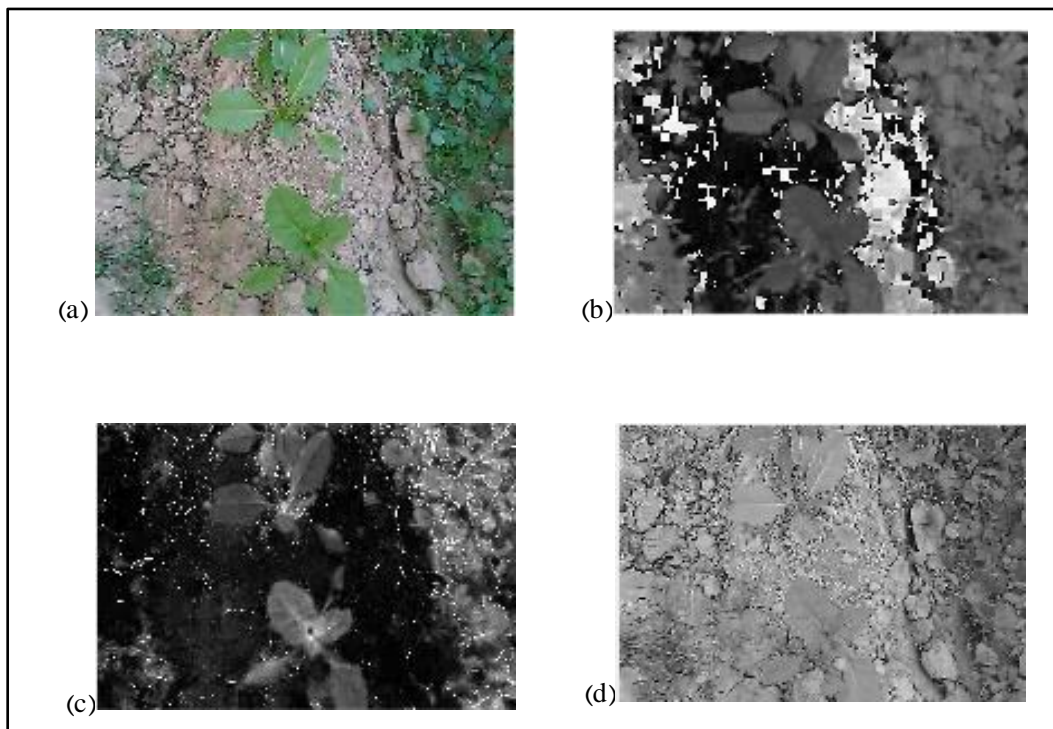
تجزیه و تحلیل توزیع HSV در داده‌های اخذ شده

تصویر کانال‌های H، S و V نمونه‌ای از تصاویر اخذ شده و چگونگی تشخیص محصول و علف هرز در شکل ۵b نشان داده شده است. در شکل ۵b مشخص است که کانال رنگ (H)، نسبت به کانال‌های دیگر، اشباع (S) و ارزش (V)، دارای درجه‌تباین بهتری بین محصول، علف هرز و پس زمینه (سنگ‌های کوچک، بقایا و غیره) است (شکل ۵c و ۵d).

قرار گرفت که ممکن است برای هر سیستم با دوربین در حال حرکت رخ دهد. تمامی تشخیص‌ها و عملکرد سامانه سمپاش به صورت بر خط صورت پذیرفت.

انتخاب پارامتر آستانه

قبل از اجرای روش پیشنهادی با داده‌های واقعی آزمایش، باید بر اساس تصاویر آموزشی چندین پارامتر محاسبه و در سامانه سمپاش هوشمند به کار گرفته شود. پارامترها بر اساس مجموعه‌ای از تصویرها در شرایط حرکت دوربین (ارتعاش طبیعی و تغییر سرعت) تعیین شدند. برای هر تصویر آموزشی (تصویر با وجود محصول در یک



شکل ۵- نتیجه جداسازی کانال‌های فضای رنگی HSV

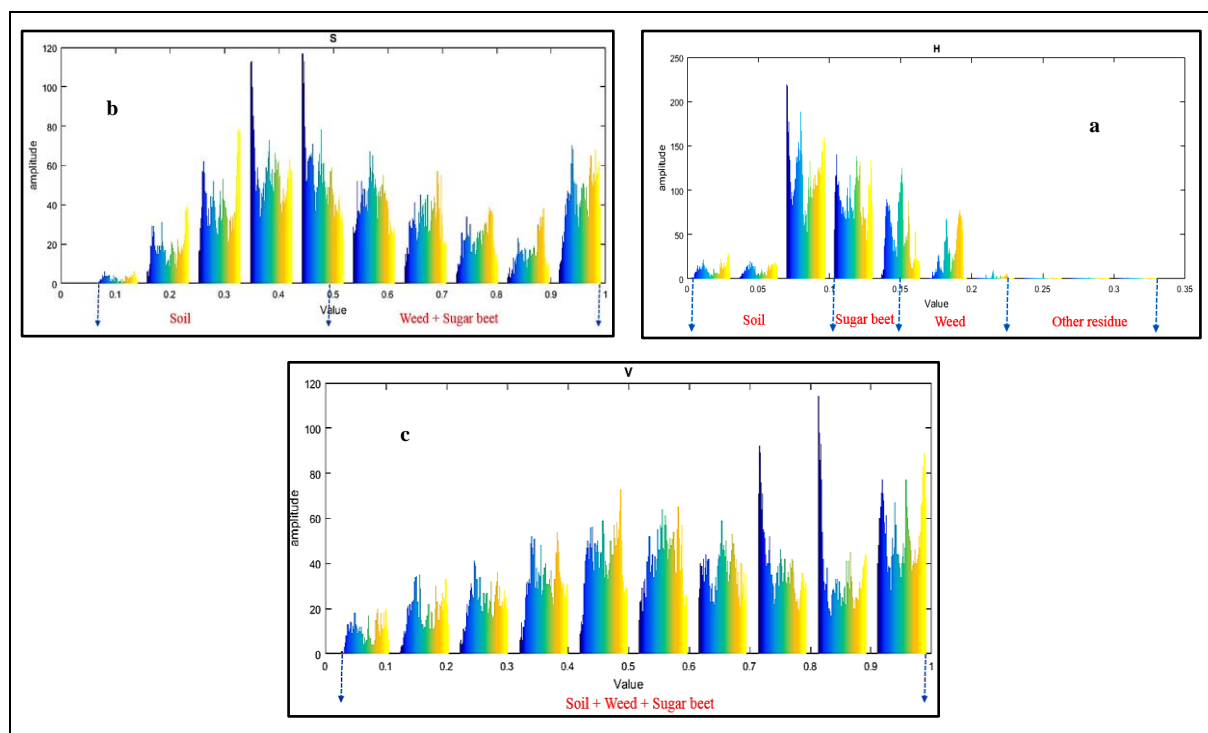
(a) تصویر اصلی، (b) کانال H، (c) کانال S و (d) کانال V نمونه‌ای از تصاویر گرفته شده

الگوریتم) را آسان می‌سازد. در این مطالعه، با استفاده از دو مقدار (حداقل و حداکثر) آستانه‌گذاری انجام پذیرفت (آستانه حداکثر برای جداسازی محصول از علف هرز و آستانه حداقل برای جداسازی محصول از پس زمینه). مطابق شکل ۶b، با

برای بررسی کمی تصویرهای گرفته شده، نمودار هیستوگرام کانال‌های HSV رسم شد (شکل ۶). در شکل ۶a مشخص است که ناحیه همپوشانی بین محصول و علف هرز در کانال H گسترده نیست و جداسازی (انتخاب آستانه برای

به‌کارگیری کانال S به آسانی می‌توان بین خاک و پوشش گیاهی (محصول و علف هرز) تمایز گذاشت. با این حال جداسازی محصول از علف هرز تنها با استفاده از کانال S دشوار است. کانال V قادر به جداسازی علف هرز از محصول نیست و در این پژوهش برای محدود کردن فضای جست و جو به‌کار گرفته شده است (شکل ۶c).

محدوده انتخاب شده از فضای رنگی HSV برای جداسازی محصول در جدول ۱ آمده است. حداقل و حداکثر مقدار برای محدوده فضای H بین ۰/۰۹۵ و ۰/۱۶، برای S شامل طیف وسیعی از ۰/۴۸ تا ۱ و برای کانال V بین ۰/۰۲ و ۱ به‌دست آمد.



شکل ۶- هیستوگرام کانال‌های HSV

کانال H (a)، S (b) و V (c)

جدول ۱- محدوده رنگی برای تشخیص محصول در فضای رنگی HSV

مقادیر فضای رنگی HSV					
مقدار حداکثر H	مقدار حداقل H	مقدار حداکثر S	مقدار حداقل S	مقدار حداکثر V	مقدار حداقل V
۰/۱۶	۰/۰۹۵	۱	۰/۴۸	۱	۰/۰۲

مقدار اصلی تبدیل شد. در مرحله دوم، از فیلتر گوسی برای بهبود و کاهش نویزهای تصویر با اعمال آن در پنجره‌های ۳×۳ استفاده شد (Seddik, 2014). خروجی فیلتر گوسی در شکل ۷b نشان داده شده است. تابع گوسی دو بعدی مورد استفاده به‌صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود:

مراحل الگوریتم برای جداسازی محصول از پس‌زمینه مرحله فیلترگذاری هدف از این عملیات، بخش‌بندی پیکسل‌های گیاه از پس‌زمینه است. در مرحله اول، اندازه تصویر به‌منظور کاهش عملیات محاسباتی به یک چهارم

است (Roy *et al.*, 2002; Huang & He, 2007; Akhil *et al.*, 2012).

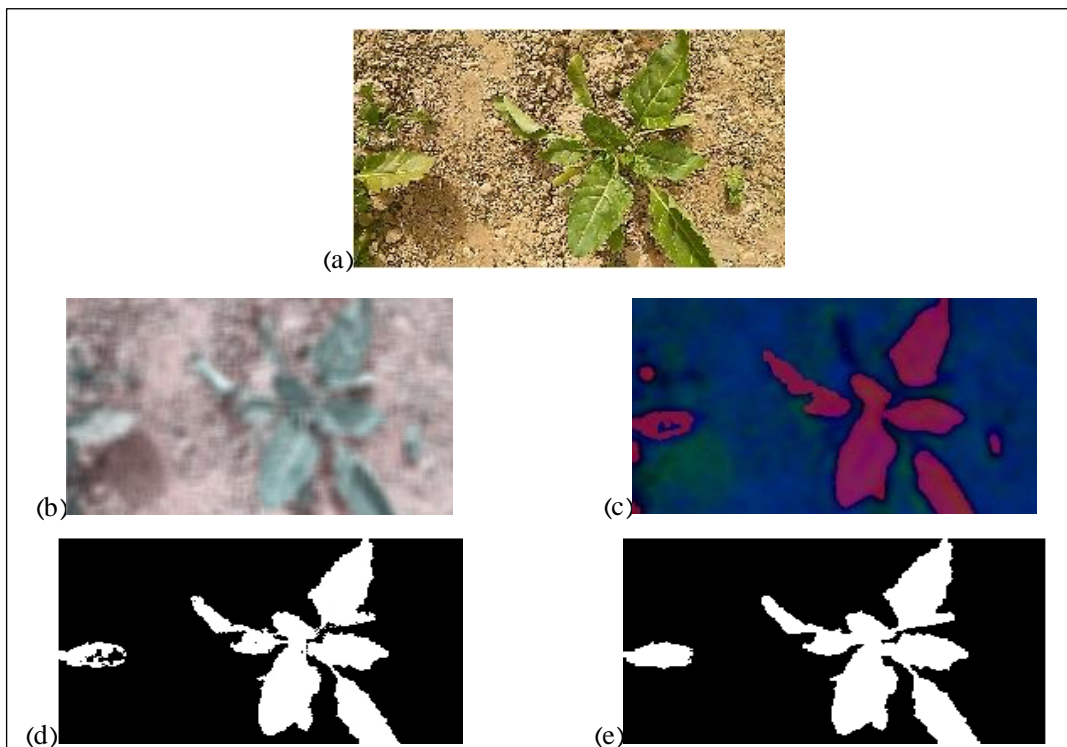
بنابراین، در این پژوهش نیز از عملیات‌های مورفولوژی فرسایش و اتساع^۱ به منظور بررسی ناحیه‌های همپوشانی استفاده گردید. از فرسایش برای از بین بردن ناحیه‌های بین محصول و علف‌های هرز و همچنین از اتساع برای برجسته کردن ناحیه‌های مورد نظر استفاده می‌شود. عملیات مورفولوژی فرسایش با ساختار پنجره‌ای ۳×۳ به حذف پیکسل‌های سفید باقیمانده از تصویر باینری (نویزهای موجود در تصویر) می‌پردازد. بعد از عملیات مورفولوژی فرسایش، عملیات مورفولوژی اتساع با ساختار پنجره‌ای ۷×۷ به منظور بازیابی پیکسل‌های حذف شده در تصویر دنبال می‌شود. شکل ۷e خروجی عملیات فرسایش و اتساع را نشان می‌دهد.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

که در آن،

Σ = انحراف استاندارد توزیع گوسی (کنترل میزان صاف یا تار شدن).

در مرحله سوم، تصویر RGB به HSV تبدیل شد (شکل ۷c). پس از آن تصویر HSV بین مقادیر آستانه (مقادیر حداقل و حداکثر) آستانه‌گذاری می‌شود. ناحیه دلخواه با فیلترگذاری روی هر کانال از فضای رنگی HSV بین مقادیر مشخص (مقادیر آستانه حداقل و حداکثر) از تصویر جدا می‌شود. در این مرحله، مقادیر آستانه HSV می‌تواند بر اساس مقدار متوسط S برای هر فریم انتخاب شود. تصویر خروجی از این مرحله به صورت باینری (سیاه و سفید) است (شکل ۷d). در پژوهش‌های پیشین، به کارگیری عملیات‌های مورفولوژی فرسایش و اتساع نقشی مهم در تشخیص محصول و علف هرز داشته



شکل ۷- نتایج پیش پردازش: (a) تصویر اصلی، (b) خروجی فیلتر گوسی، (c) تصویر رنگی (RGB) تبدیل شده به فضای HSV، (d) آستانه‌گذاری با مقادیر حداقل و حداکثر روی کانال‌های HSV و (e) استفاده از اپراتور سایش و اتساع

تعیین کانتور و ممان اشیا در تصویر

پس از پیش پردازش، چند مرحله دیگر برای شناسایی و ردیابی اشیا در تصاویر ویدئویی باید طی شود. این مراحل شامل پیدا کردن کانتور و محاسبه محیط و ممان اشیا درون کانتور است. کانتور خطوط ایجاد شده با پیکسل‌های مرزی تعریف می‌شود که دارای رنگ و شدت مشابهی هستند که پس از عملیات فیلترگذاری، در تصویر باینری به راحتی قابل تشخیص است. ممان تصویر به‌طور گسترده در آمار برای توصیف توزیع متغیرهای تصادفی استفاده می‌شود. ممان تصویر نیز اغلب در پردازش تصویر (برای مثال سنجش از راه دور، تشخیص شکل و طبقه‌بندی و بازسازی تصویر) به کار گرفته می‌شود (Palaniappan, 1999). در این پژوهش، از ممان تصویر برای توصیف توزیع پیکسل‌های سفید (شیئی هدف)، محاسبه مساحت محصور و موقعیت آن در هر کانتور استفاده شد. مساحت ناحیه مورد بررسی از رابطه ۲ قابل محاسبه است:

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \quad (2)$$

که در آن،

M_{00} = ممان صفر؛ و $I(x, y)$ = ارزش پیکسل از هر کانتور در تصویر باینری.

ممان اول برای x و y با استفاده از رابطه ۳ به دست می‌آید. ناحیه محصور برابر رابطه ۳ محاسبه می‌شود:

$$M_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y) \quad (3)$$

$$M_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y)$$

موقعیت هر کانتور (مرکز سطح) طبق رابطه

۴ به دست می‌آید:

$$x_c = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad (4)$$

$$y_c = \frac{M_{01}}{M_{00}}$$

که در آن،

x_c = مرکز جرم جسم در جهت x ؛ و y_c = مرکز جرم جسم در جهت y .

محل مرکز جرم محصول یک ویژگی مهم برای سمپاشی است زیرا مکانی را نشان می‌دهد که تعداد برگ در آن ناحیه بیشتر است. بنابراین، از این مختصات می‌توان برای هدایت پاشش استفاده کرد. پس از فیلترگذاری و تشخیص ممکن است چندین تشخیص کاذب ایجاد شود که احتمالاً به دلیل تشابه رنگ بین محصول و علف هرز است. بنابراین، برای بهبود قدرت تشخیص، از محیط و مساحت کانتور به منظور حذف اشیا کاذب استفاده می‌شود. محیط مجموعه‌ای از نقاط تشکیل دهنده مرز تعریف می‌شود. مرزها را می‌توان با الگوریتم لبه‌یابی کنی^۱ پیدا کرد (Ding & Goshtasby, 2001). مساحت و محیط آستانه از مرحله آموزش (شامل طیف وسیعی از تصاویر) تعیین می‌شود. بعد از تشخیص شیء در تصویر اگر آن شیء شرایط رابطه ۵ را داشته باشد محصول تشخیص داده می‌شود.

$$\begin{aligned} &= if \text{ (Area of the contour)} \\ &\geq \text{(The minimum object area) and} \\ &\text{(perimeter of the contour)} \\ &\geq \text{the minimum object perimeter} \end{aligned} \quad (5)$$

سرانجام، گیاه چغندر قند به محض قرارگیری در محدوده دید دوربین، تشخیص داده خواهد شد و با یک مستطیل در صفحه نمایشگر نمایش می‌یابد. هنگامی که محصول در محدوده دید دوربین قرار

بگیرد، مرز آن در یک بردار ذخیره و یک مستطیل اطراف آن رسم می‌شود. بدین ترتیب این الگوریتم توانایی تنظیم خودکار عرض و ارتفاع پنجره جستجو را دارد. این ویژگی الگوریتم را قادر می‌سازد تا در تغییرات اندازه گیاه از فریمی به فریم دیگر، به‌طور خودکار عرض و ارتفاع پنجره جستجو را تنظیم کند. بنابراین، برای بالا بردن دقت تشخیص پنجره‌ای اتوماتیک برای تغییر اندازه محصول لازم است.

الگوریتم پیشنهادی در نرم‌افزار MatLab R2016a اجرا شد. ارزیابی عملکرد الگوریتم برای تعیین صحت و دقت روش پیشنهادی، از یک روش رایج در بینایی کامپیوتر که به‌کارگیری برنامه‌های کاربردی تشخیص شیء است، استفاده گردید (Geiger et al., 2012). در این پژوهش از نرم‌افزار Visual Object Classes برای محاسبه کادر شیء (مختصات مستطیل برای نمایش چغندر قند) استفاده شد (Everingham et al., 2010). برای آزمایش الگوریتم پیشنهادی، ۲۰ محدوده به‌صورت دستی انتخاب و در مرحله آموزش، ۱۳۰ فریم (تصاویر با و بدون علف هرز) بررسی شد. تعداد کل داده‌های مورد بررسی در این پژوهش ۲۳۴۵ بود. برای تعیین دقت با محاسبه سطح همپوشانی بین a_0 و ناحیه تشخیص داده شده با الگوریتم (B_{det}) و همچنین ناحیه تشخیص داده شده به‌صورت دستی (B_{gt}) با نرم‌افزار Visual Object Classes برای هر فریم بررسی گردید. نسبت همپوشانی طبق رابطه ۶ تعریف می‌شود:

$$a_0 = \frac{area(B_{gt} \cap B_{det})}{area(B_{gt} \cup B_{det})} \quad (6)$$

که در آن،

$$Precision (\%) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (7)$$

$$Sensitivity(\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (8)$$

که در آنها،

TP = (مثبت صحیح) تعداد چغندر قندهای درست تشخیص داده شده؛ FP = (مثبت کاذب) تعداد تشخیص‌های نادرست؛ و FN = (منفی کاذب) تعداد تشخیص‌های ناموفق.

مقایسه عملکرد سمپاش هوشمند با سمپاش Buferagri در شرایط مزرعه

برای مقایسه سامانه سمپاش هوشمند با سمپاش‌های متداول و میزان کاهش مصرف علف‌کش، از سمپاش Buferagri با مشخصات زیر با ۳ نازل استفاده شد (جدول ۲).

در این آزمایش با هر دو سمپاش، سه ردیف از کشت محصول (به طول ۵۰ متر) سمپاشی شد. سرعت حرکت (۹ کیلومتر در ساعت) و نوع تراکتور (John Deere 3140) برای هر دو سمپاش ثابت در نظر گرفته شد.

جدول ۲- مشخصات سمپاش Bufragri

کشور سازنده	حجم مخزن	نوع نازل	فاصله نازل‌ها (متر)
ترکیه	۴۰۰ لیتر	Cone Nozzle	۰/۵۰

نتایج و بحث

وارد مزرعه می‌شود و با تشخیص علف هرز در هر یک از بلوک‌های نوار مرکزی، نازل مربوط به آن ناحیه فعال خواهد شد و پاشش صورت می‌گیرد.

شکل ۸، سامانه سمپاش دقیق را در حین سمپاشی مزرعه چغندر قند نشان می‌دهد. مطابق شکل، سامانه سمپاش متصل به تراکتور



شکل ۸- سامانه سمپاش در سمپاشی مزرعه

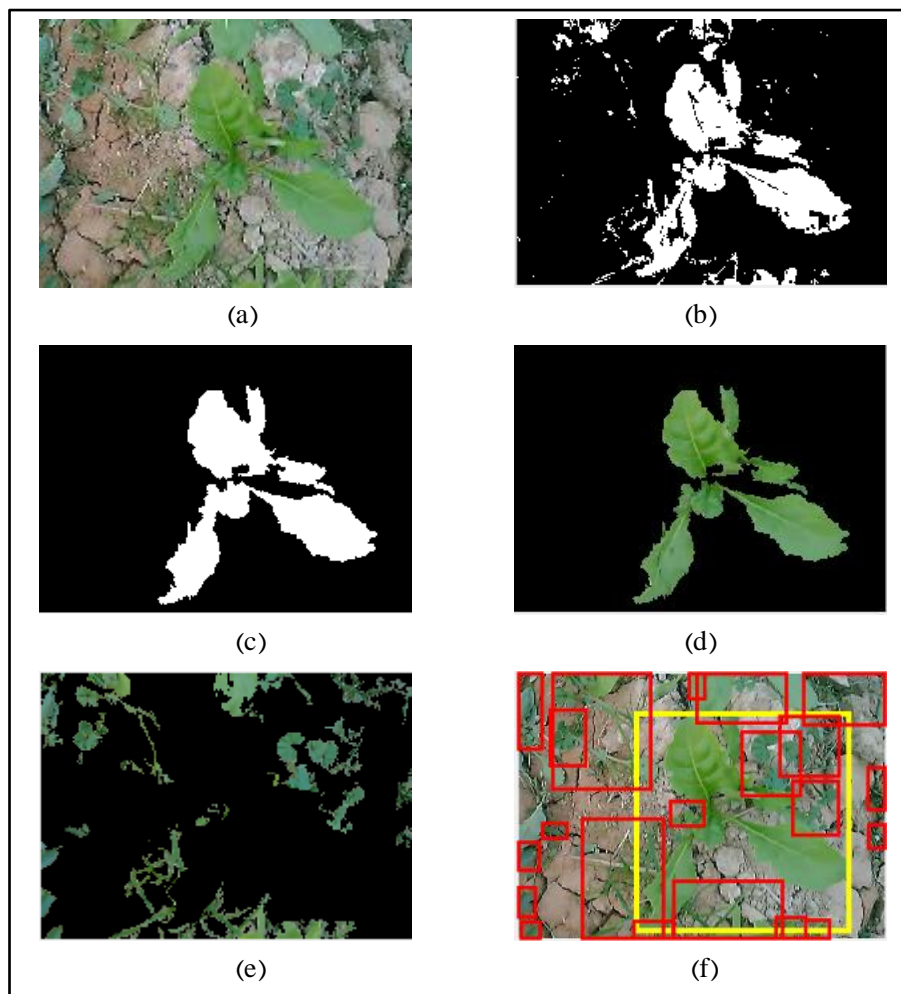
می‌سازد. شکل ۹، نمونه‌ای از مراحل تشخیص چغندر قند از پس‌زمینه (علف هرز و خاک) توسط الگوریتم را نشان می‌دهد. مستطیل زرد نشان‌دهنده تشخیص چغندر قند با الگوریتم است. شکل ۹ به‌عنوان مثالی از نتیجه عملکرد الگوریتم پیشنهادی آورده شده است.

برای ارزیابی سامانه سمپاش هوشمند در شرایط میدانی از ردیف محصول چغندر قند در مزارع دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان در روز بیستم بعد از جوانه‌زنی استفاده شد. وجود علف‌های هرز مختلف مانند: تاج خروس وحشی^۱، پیچک صحرائی^۲، یولاف وحشی^۳ و غیره در دوره‌های مختلف رشد تشخیص آنها را دشوار

1- Amaranthus Retroflexus L

2- Convolvulus Arvensis L

3- Avena Fatua L



شکل ۹- عملکرد الگوریتم توسعه یافته در شرایط مزرعه‌ای

با حضور علف هرز در شکل ۱۰ نیز آورده شده است. در شکل ۱۰ مشخص است که الگوریتم توسعه داده شده محصول را بعد از تشخیص با کادر زرد رنگ مشخص می‌کند و هر سبزی به‌جز محصول را علف هرز دانسته با کادر قرمز رنگ نشان می‌دهد. به‌محض قرارگیری علف هرز در محدوده نازل‌ها (موقعیت گشتاور سطح علف هرز)، نازل مربوط شروع به پاشش می‌کند؛ پاشش تنها با تشخیص علف هرز صورت می‌گیرد که این امر سبب کاهش تلفات استفاده از سموم و زیان‌های حاصل از مصرف افراطی آن می‌شود. سوگارد (Sogaard, 2005) در پژوهشی به‌منظور طبقه‌بندی علف‌های هرز، از روش

در الگوریتم توسعه‌یافته ابتدا تصاویر گرفته شده آستانه‌بندی می‌شوند (بعد از تبدیل به فضای HSV، بر مقادیر حداکثر و حداقل خود فیلترگذاری می‌شوند)؛ پس از آن ناحیه‌های با مساحت کمتر از ۳۰۰ پیکسل به‌منظور کاهش نیوز در تصویرها حذف (تصویر ۹c) و سرانجام محصول تشخیص داده می‌شود (تصویر ۹d). با کم کردن محصول از پوشش گیاهی، علف‌های هرز باقی می‌مانند (تصویر ۹e) و محصول (با کادر زرد رنگ) و هر سبزی به‌جز محصول به‌عنوان علف هرز (با کادر قرمز رنگ) در نظر گرفته می‌شود (تصویر ۹f). عملکرد سامانه هوشمند و الگوریتم توسعه یافته در شرایط عملی و

شدند. الگوریتم طبقه‌بندی علف‌های هرز (طبقه‌بندی علف‌های هرز به دو گروه باریک‌برگ و پهن‌برگ) بر اساس تبدیل رادان^۱ توسعه داده شد. از مجموعه ۲۰۰ تصویر داده شده از علف‌های هرز (۱۰۰ تصویر باریک برگ و ۱۰۰ تصویر پهن برگ) به الگوریتم، دقت تشخیص بیش ۹۳/۵ درصد گزارش گردید.

میر و همکاران (Meyer et al., 1998) با استفاده از ویژگی‌های بافتی مانند اینرسی و گشتاور زاویه‌ای دوم گیاهان گلخانه‌ای طبقه‌بندی کردند که هرچند دقت خوبی (۸۵-۹۳ درصد) دارد اما به دلیل عملیات محاسباتی پیچیده آن، از لحاظ زمانی بسیار پرهزینه است (۲۰-۳۰ ثانیه برای هر تصویر).

مدل شکل فعال استفاده کرد. این محقق، ۱۹ گونه علف هرز متداول مزارع کشاورزی دانمارک را بررسی کرد. تصویرهایی به‌عنوان داده‌های آموزشی برای تشکیل مدل شکل فعال ارزیابی شدند. بر اساس این الگوریتم، مدلی برای تشخیص علف‌های هرز مبتنی بر پردازش تصویر ارائه شد که نتایج حاصل از داده‌های آزمایشی میزان تشخیص صحیح علف هرز را برای گونه‌های مختلف از ۶۵ تا ۹۰ درصد گزارش داد. یول هاگ و همکاران (Ul-Haq et al., 2007) یک سیستم تشخیص و تعیین علف‌های هرز بر اساس بینایی ماشین توسعه دادند. در این پژوهش، تصاویر در مزارع تحت شرایط محیطی گرفته و بررسی



شکل ۱۰- نمونه‌ای از تشخیص محصول و علف هرز با سامانه سمپاش هوشمند

رنگ علف‌های هرز به رنگ بوتۀ چغندر قند (مخصوصاً در دوره‌های مختلف رشد علف‌های هرز) است. این دقت و حساسیت از میان ۹۸۱ بوتۀ چغندر قند و ۱۵۰ بوتۀ علف‌های هرز مختلف در ۳ ردیف کشت مورد بررسی به‌دست آمد. مصرف محلول سم با به‌کارگیری سمپاش هوشمند توسعه‌یافته با الگوریتم پیشنهادی ۰/۳۹۲ لیتر اما با سمپاش Buferragi (در همان شرایط) تقریباً سه برابر بیشتر (۱/۲۲ لیتر) اندازه‌گیری شد (مقدار مصرف سم با سمپاش هوشمند

دقت و حساسیت الگوریتم محاسبه شده با مقدار آستانه بهینه مساحت کانتور حداقل ۱۱۰ برای چغندر قند و برای پس‌زمینه حداقل ۳۰ پیکسل به‌ترتیب ۹۷/۱۶ و ۹۶/۸۹ به‌دست آمد. با توجه به دقت و حساسیت الگوریتم روش ارائه شده عملکرد بسیار خوبی در تشخیص محصول از علف هرز داشت. علت تشخیص نادرست، مشابه بودن علف‌های هرز و محصول از لحاظ ویژگی‌های رنگی، مساحت و محیط کانتور است. گفتنی است که دلیل بیشتر خطاها (تشخیص نادرست) شباهت

سمپاش هوشمند با الگوریتم توسعه‌یافته در شرایط واقعی با تشخیص بیش از ۹۴ درصد از علف‌های هرز و کاستن از مصرف علف‌کش می‌تواند به‌عنوان سمپاش هوشمند در مزارع چغندر قند استفاده شود. اطلاعات مربوط به عملکرد دو سمپاش در جدول ۳ آورده شده است.

توسعه‌یافته با الگوریتم پیشنهادی، نسبت به سمپاش Buferagri، ۶۷/۸۶ درصد کاهش نشان می‌دهد. سمپاش همزمان با حرکت تراکتور در تمامی مسیر سمپاشی می‌کند. کاهش میزان علف‌کش (۶۷/۸۶ درصد) از لحاظ کمی و کاهش آلودگی‌های زیست‌محیطی بسیار قابل توجه است. سامانه

جدول ۳- مقایسه سامانه سمپاش هوشمند با سمپاش Buferagri (۱۵۰ علف هرز و ۹۸۱ چغندر قند)

نوع سمپاش	درصد اسپری صحیح	درصد اسپری نادرست	میزان پاشش (Liter)	کاهش مصرف علف‌کش (درصد)
سامانه سمپاش هوشمند	۹۴/۳۹	۵/۶۰	۰/۳۹۲	۶۷/۸۶
سمپاش Buferagri	—	—	۱/۲۲	—

بر اساس ویژگی‌های رنگی بررسی کردند. نتایج حاصل از این پژوهش بسته به نوع علف هرز متغیر بود، میزان تشخیص صحیح از ۴۱/۷ تا ۸۱/۵ درصد تفاوت داشت. افکاری سیاح و همکاران (Afkari- Sayyah *et al.*, 2017) پژوهشی به‌منظور تشخیص علف‌های هرز در مزرعه سیب‌زمینی انجام دادند. این پژوهش در طی دوره رشد محصول صورت گرفت و بهترین دوره تشخیص مرحله اول رشد با بیشه دقت تشخیص ۹۵ درصد بود. در پژوهشی دیگر، بخشی‌پور زیارتگاهی و همکاران (Bakhshipour Ziaratgahi *et al.*, 2017) با به‌کارگیری تبدیل هاف تعمیم‌یافته به تشخیص گیاه چغندر قند از علف هرز با استفاده از ماشین‌بینایی پرداختند. بررسی نتایج حاصل از این روش بر روی تصاویر جمع‌آوری شده از شرایط واقعی مزرعه نشان داد که دقت کلی الگوریتم ۹۱/۶۵ درصد است. ۹۲ درصد از بوته‌های چغندر قند موجود در تصاویر آزمون به درستی و ۸/۷ درصد از علف‌های هرز به اشتباه به‌عنوان چغندر قند تشخیص داده شدند. از نتایج این پژوهش مشخص است که علاوه بر پایین‌تر بودن دقت، روش ارائه شده نیز

پرز و همکاران (Perez *et al.*, 2000) با ترکیب ویژگی‌های مورفولوژیکی و رنگ، دقت تشخیص علف هرز را از ۷۵ به ۸۵ درصد افزایش دادند. چو و همکاران (Cho *et al.*, 2002) با اعمال شاخص‌های رنگی، گیاه (تربچه و علف‌های هرز) را از پس‌زمینه تشخیص دادند. در این پژوهش، بعد از باینری شدن تصویر چندین ویژگی از ویژگی‌های مورفولوژیکی به‌منظور بهبود دقت طبقه‌بندی استخراج شدند. میزان تشخیص صحیح تربچه و علف‌های هرز به‌ترتیب ۹۲ و ۹۸ درصد به‌دست آمد. در پژوهشی وصالی و کمری‌زاده (Vesali & Kamarizadeh, 2010) برای تشخیص علف‌های هرز مزارع سیب‌زمینی از روش مبتنی بر پردازش تصویر استفاده کردند. در این روش اساس تشخیص ویژگی‌های رنگی محصول و علف‌های هرز بود. دقت تشخیص در این پژوهش در بهترین و بدترین حالات به‌ترتیب ۸۷ و ۵۴/۷۳ درصد به‌دست آمد. در پژوهشی دیگر، جعفری و همکاران (Jafari *et al.*, 2006) برای تشخیص علف هرز مزارع چغندر قند تصویرهای گرفته شده از ردیف‌های کشت محصول را

این راه بود، الگوریتم پیشنهادی به‌خوبی و به‌ترتیب با دقت و حساسیت ۹۷/۱۶ و ۹۶/۸۹ درصد بوت‌های چغندر قند را از علف‌های هرز تشخیص داد. سمپاش پیشنهاد شده در مقایسه با سمپاش‌های مرسوم و متداول در سطح کشت بالا علاوه بر کاهش سم مصرفی، سبب کاهش آلودگی‌های زیست‌محیطی می‌شود و محصول سالم‌تری نیز به‌دست می‌دهد. سامانه سمپاش هوشمند با الگوریتم توسعه‌یافته در شرایط واقعی با تشخیص بیش از ۹۴ درصد از علف هرز و کاهش مصرف علف‌کش (بیش از ۶۷ درصد) می‌تواند به‌عنوان سمپاش هوشمند در مزارع چغندر قند استفاده شود. این الگوریتم توانایی پیاده‌سازی برای محصولات دیگر را نیز دارد.

به‌صورت ایستاست. در نتیجه استفاده از الگوریتم پیشنهادی در سامانه‌های هوشمند سمپاشی نسبت به پژوهش‌های پیشین علاوه بر دارا بودن دقت قابل قبول میزان مصرف علف‌کش را نیز کاهش می‌دهد که به‌دنبال آن منجر به کاهش اثرات زیست‌محیطی می‌شود. علاوه بر این هزینه‌های مصرفی کمتر و در نهایت محصول با کیفیت‌تری تولید خواهد شد و در ضمن به‌صورت برخط است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک الگوریتم برای تشخیص بوت‌های چغندر قند از علف هرز در شرایط میدانی ارائه گردید. با اینکه مشکلاتی مانند شباهت رنگی بین علف‌های هرز و محصول، لرزش دوربین و غیره در

تشکر و قدردانی

بدینوسیله نویسندگان از حمایت مالی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان قدردانی می‌نمایند.

مراجع

- Afkari-Sayyah, A. H., Mohammaddost-Chamanabad, H. R., Rasekh, M. and Sadat-Razavi, M. 2017. Application of machine-vision technique for identification of weeds in potato fields. Syst. Res. Agric. Mech. 18 (68): 17-30. (in Persian)
- Akhil, A., Ankit, G., Nitesh, B., Shashwat, M. and Arnab, B. 2012. A plant identification system using shape and morphological features on segmented leaflets: Team IITK, CLEF 2012. CLEF 2012 Eval. Labs Work. Online Work. Notes 1-14.
- Anon. 2014. Research institute of plant improvement beet seed performance report prepared in 2013. Sugar Beet Seed Plant Improvement. Perdue University Press, India.
- Astrand, B. and Baerveldt, A. J. 2002. An agricultural mobile robot with vision-based perception for mechanical weed control. Auton. Robots. 13 (1): 21-35.
- Bai, X., Zhiguo, C., Wang, Y., Yu, Z., Hu, Z., Zhang, X. and Li, C. 2014. Vegetation segmentation robust to illumination variations based on clustering and morphology modelling. Biosyst. Eng. 125, 80-97.
- Bakhsipour-Ziyaratgahi, A., Jafari, A., Imam, Y., Nasiri, S. M., Kamgar, S. and Zare, D. 2017. Application of generalized hough transformation in diagnosis of sugar beet from herb weeds using visual machine. Agric. Mach. J. 7(1): 73-85.

- Bradski, G. R. 1998. Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface. *Intel. Technol. J.* 2, 12-21.
- Camargo, A. and Smith, J. S. 2009. An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms. *Biosyst. Eng.* 10, 29-21.
- Chaves-González, J. M., Vega-Rodríguez, M. A., Gómez-Pulido, J. A. and Sánchez-Pérez, J. M. 2010. Detecting skin in face recognition systems: a colour spaces study. *Digit. Signal Process. A Rev. J.* 20, 806-823.
- Cho, S. I., Lee, D. S. and Jeong, J. Y., 2002. Weed-plant discrimination by machine vision and artificial neural network. *Biosyst. Eng.* 83, 275-280.
- Ding, L. and Goshtasby, A. 2001. On the canny edge detector. *Pattern Recogn.* 34(3): 721-725.
- Everingham, M., Gool, L. V., KI-Williams, C., Winn, J. and Zisserman, A. 2010. The pascal visual object classes (voc) challenge. *Int. J. Comput. Vision.* 88(2): 303-338.
- Garcia, C. and Tziritas, G. 1999. Face detection using quantized skin color regions merging and wavelet packet analysis. *IEEE Trans. Multimed.* 1(3): 264-277.
- Geiger, A., Lenz, P. and Urtasun, R. 2012. Are we ready for autonomous driving? the KITTI vision benchmark suite. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 16-21. Washington, DC, USA.
- Gianessi, L. P. 2014. Importance of pesticides for growing maize in Latin America. *International Pesticide Benefits Case Study No. 109*. Crop Protection Research Institute, Crop Life Foundation. Available at: <http://croplife.org>.
- Grichar, W. J. and Colburn, A. E. 1993. Effect of dinitroaniline herbicides upon yield and grade of five runner cultivars. *Peanut. Sci.* 20, 126-128.
- Guerrero, J. M., Pajares, G., Montalvo, M., Romeo, J. and Guijarro, M. 2012. Support vector machines for crop/weeds identification in maize fields. *Expert Syst. Appl.* 39(12): 11149-11155.
- Guo, W., Rage, U. K. and Ninomiya, S. 2013. Illumination invariant segmentation of vegetation for time series wheat images based on decision tree model. *Comput. Electron. Agric.* 96, 58-66.
- Hague, T., Tillet, N. and Wheeler, H. 2006. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals. *Precis. Agric.* 1(1): 95-113.
- Hamuda, E., Glavin, M. and Jones, E. 2016. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. *Comput. Electron. Agric.* 125, 184-199.
- Haug, S., Michaels, A., Biber, P. and Ostermann, J. 2014. Plant classification system for crop/weed discrimination without segmentation. *Proceedings of the IEEE Winter Application and Computer Vision Conference*. March 24-26. Steamboat Springs, CO, USA
- Huang, M. and He, Y. 2007. Crop and Weed Image Recognition by Morphological Operations and ANN Model. *Instrumentation and Measurement Technology Conference – IMTC*. May 1-3. Warsaw, Poland.
- Huang, W., Kim, K., Yang, Y. and Kim, Y. S. 2015. Automatic shadow removal by illuminance in HSV color space. *Comput. Sci. Inf. Technol.* 3, 70-75.
- Jafari, A., Mohtasabi, S. S., Eqbali-Jahromi, H. and Omid, M. 2006. An appropriate algorithm for isolation of weeds from sugar beet in field real estate by using image processing. *J. Agric. Sci. Iran.* 37(4): 56-572. (in Persian)

- Jihada-Akbar, M. R., Tabatabaei-Nimavaed, R. and Ebrahmanian, H. D. 2004. Critical period of weed competition with sugar beet in Kabotarabad-Esfahan. *Sugarbeet*. 20(1): 73-92. (in Persian)
- Kadir, A. 2014. A model of plant identification system using GLCM, lacunarity and shen features. *Res. J. Pharm. Biol. Chem. Sci.* 5, 1-10.
- Kataoka, T., Kaneko, T., Okamoto, H. and Hata, S. 2003. Crop growth estimation system using machine vision. *Proceedings of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. July 20-24. Kobe, Japan.
- Kiani, S. and Jafari, A. 2012. Crop detection and positioning in the field using discriminant analysis and neural networks based on shape features. *J. Agric. Sci. Technol.* 14, 755-765. (in Persian)
- Lamm, R. D. 2000. Robotic weed control for cotton. Ph. D. Thesis. Department of Biological and Agricultural Engineering, University of California, USA.
- Lee, W. S. 1998. Robotic weed control system for tomatoes. Ph. D. Thesis. University of California, USA.
- Lu, H., Cao, Z., Xiao, Y., Fang, Z., Zhu, Y. and Xian, K. 2015. Fine-grained maize tassel trait characterization with multi-view representations. *Comput. Electron. Agric.* 118, 143-158.
- 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. *Trans. ASAE*. 41(4): 1189-1197.
- Montalvo, M., Guerrero, J. M., Romeo, J., Emmi, L., Guijarro, M. and Pajares, G. 2013. Automatic expert system for weeds/crops identification in images from maize fields. *Expert Syst. Appl.* 40, 75-82.
- Neto, J. C. 2004. A combined statistical-soft computing approach for classification and mapping weed species in minimum-tillage systems unpublished. Ph. D. Thesis. University of Nebraska, Lincoln, NE.
- Otsu, N. 1979. A threshold selection method from gray-level histogram. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 9, 62-66.
- Palaniappan, R. 1999. Regular moment analysis for pattern recognition. M. Sc. Thesis. University of Malaya, Malaysia.
- Perez, A. J., Lopez, F., Benlloch, J. V. and Christensen, S. 2000. Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. *Comput. Electron. Agric.* 25(3): 197-212.
- Phung, S. L., Bouzerdoum, A. and Chai, D. 2005. Skin segmentation using color pixel classification: analysis and comparison. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 27,148-154.
- Roy, J. C., Boulard, T., Kittas, C. and Wang, S. 2002. PA-precision agriculture. *Biosyst. Eng.* 83, 1-20.
- Ruiz-Ruiz, G., Gómez-Gil, J. and Navas-Gracia, L. M. 2009. Testing different color spaces based on hue for the environmentally adaptive segmentation algorithm (EASA). *Comput. Electron. Agric.* 68, 88-96.
- Saravanakumar, S. and Ahmed, C. G. S. 2011. Multiple Object Tracking using HSV Color Space 247-252.
- Schuster, I., Nordmeyer, H. and Rath, T. 2007. Comparison of vision-based and manual weed mapping in sugar beet. *Biosyst. Eng.* 98, 17-25.
- Seddik, H. 2014. A new family of Gaussian filters with adaptive lobe location and smoothing strength for efficient image restoration. *EURASIP J. Adv. Sig. Process.* doi: 10.1186/1687-6180-2014-25.
- Slaughter, D. C., Giles, D. K. and Downey, D. 2008. Autonomous robotic weed control systems: a review. *Comput. Electron. Agric.* 61(1): 63-78.

- Sobottka, K. and Pitas, I. 1996. Face localization and facial feature extraction based on shape and color information. Proceedings of the International Conference on Image Processing. Sep. 16-19. Lausanne, Switzerland.
- Sogaard, H. T. 2005. Weed classification by active shape models. Biosyst. Eng. 91 (3): 271-281.
- Ul-Haq, M. I., Naeem, A. M., Ahmad, I. and Islam, A. 2007. Radon Transform Based Real-Time Weed Classifier. Proceedings of the Computer Graphics, Imaging and Visualisation-IEEE Xplore. Aug. 14-17. Bangkok, Thailand.
- Vesali, S. and Kamarizadeh, M. E. 2010. Designing a viscosity algorithm for potato sprayer robot spraying. 6th National Congress on Agricultural Machinery and Mechanization. Sep. 15-16. Tehran, Iran. (in Persian)
- Woebbecke, D., Meyer, G., Von-Bargen, K. and Mortensen, D. 1995. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. Trans. ASAE. 38(1): 271-281.
- Yang, W., Wang, S., Zhao, X., Zhang, J. and Feng, J. 2015. Greenness identification based on HSV decision tree. Inf. Process. Agric. 2, 149-160. Doi.10.1016/j.inpa.2015.07.003.
- Yu, Z., Cao, Z., Wu, X., Bai, X., Qin, Y., Zhuo, W., Xiao, Y., Zhang, X. and Xue, H. 2013. Automatic image-based detection technology for two critical growth stages of maize. Emerg. Three-leaf Stage Agric. Forest Meteorol. 174-175, 65-84.
- Zhang, L., Kong, J., Zeng, X. and Ren, J. 2008. Plant species identification based on neural network. Proceedings of the Fourth International Conference on Natural Computation. Oct. 18-20. Jinan, China.
- Zheng, L., Zhang, J. and Wang, Q. 2009. Mean-shift-based color segmentation of images containing green vegetation. Comput. Electron. Agric. 65, 93-98.
- Zheng, L., Shi, D. and Zhang, J. 2010. Segmentation of green vegetation of crop canopy images based on mean shift and Fisher linear discriminate. Pattern Recogn. Lett. 31(9): 920-925.



Design and Implementation of a Precision Sprayer System for Weed Management Using Computer Vision System (Case Study: Sugarbeet Farm)

H. Orak and S. Abdanan-Mehdizadeh*

* Corresponding Author: Assistant Professor, Mechanics of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Ahwaz, Iran.
Email: saman.abdanan@gamil.com

Received: 30 July 2017, Accepted: 9 June 2018

Abstract

One of the objectives of precision agriculture is to minimize the volume of herbicide application by using weed management systems. To achieve this goal, a system based on image processing techniques was developed to detect weeds. In the proposed method, HSV color space was used to discriminate between vegetation and background, and between crops and weeds. In this research, the H component of HSV color space along with suitable erosion and dilation were used to automatically segment background (soil) and foreground (weed). According to what was obtained, the algorithm could identify weed from sugar beet plants with the accuracy of 94%. The intelligent sprayer system, in the field trials, in comparison with conventional sprayers (Buferagri sprayer), reduced 67.86% of volume of herbicide due to application of computer vision. The use of this method, as an intelligent sprayer system in sugar beet fields, is recommended.

Keywords: Computer Vision, Precision Sprayer, Sugar Beet, Weed Detection