

طراحی و ساخت سامانه سمپاش نرخ متغیر هوشمند به منظور شناسایی علف‌هرز- گیاه به کمک پردازش تصویر (مطالعه موردی: مزرعه چغندر قند)

سامان آبدانان مهدی‌زاده^۱، هادی اورک^۲ و فاطمه کاظمی کرجی^۲

چکیده

هجوم علف‌های هرز از جمله عوامل محیطی به شمار می‌رود که ارزش و کیفیت محصول را، به طور مستقیم، از طریق رقابت با گیاه اصلی تحت تاثیر قرار می‌دهند. سامانه‌های کنترل علف‌های هرز که بر اساس ویژگی‌های ظاهری عمل می‌کنند می‌بایست توانایی تشخیص علف‌های هرز و محصولات تحت توزیع‌های مختلف را داشته باشند. در این پژوهش به منظور کاهش هزینه‌ها و مقرون به صرفه‌سازی، سمپاشی طراحی و توسعه داده شد و با الهام از بسته کلمات تصویری، برای بهبود عملکرد روش هیستوگرام شیب‌های جهت‌گرا، استفاده متفاوتی از این توصیف‌گر ارائه گردید. مطابق نتایج بدست آمده از مرحله آموزش، الگوریتم بسته کلمات تصویری به خوبی با میزان دقت، اطمینان و حساسیت بیش از ۹۷٪ قادر به تشخیص محصول از گونه‌های علف‌هرز رایج در مزارع چغندر قند بود. سامانه سمپاش هوشمند در حالتی که سامانه با الگوریتم توسعه یافته وارد مزرعه گردید توانست به خوبی با دقت، اطمینان و حساسیت بیش از ۹۴٪ محصول را از گونه‌های علف‌هرز به صورت برخط تشخیص دهد. نتایج نشان داد سامانه سمپاش ارائه شده در بهترین و بدترین حالت سمپاشی به ترتیب ۷۸/۹۳٪ و ۶۹/۳۸٪ میزان مصرف علف‌کش را کاهش داده است. مطابق نتایج بدست آمده بهترین حالت سمپاش هوشمند در حالت نرخ متغیر و استفاده از الگوریتم تشخیص بسته کلمات تصویری بدست آمد.

کلید واژه‌ها

علف‌هرز، شبکه عصبی مصنوعی، سمپاش، HOG، طبقه‌بندی، علف‌کش

۱ مقدمه

مشکل عمده در بخش کشاورزی مربوط به محصولاتی می‌شود که به عوامل محیطی و تصمیمات مدیریتی حساس هستند [۱]. هجوم علف‌های هرز از جمله عوامل محیطی به شمار می‌رود که ارزش و کیفیت محصول را، به طور مستقیم، از طریق رقابت با گیاه اصلی تحت تاثیر قرار می‌دهند [۲]. [۳] در پژوهشی عملکرد ذرت را با وجود علف‌های هرز کنترل نشده بررسی نمود. بر اساس نتایج بدست آمده مشخص گردید که میزان کاهش عملکرد ذرت از ۳۵ تا ۸۸

این مقاله در تیرماه ۱۴۰۲ دریافت شد، در مهرماه بازنگری و سپس پذیرفته گردید.

^۱ گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان.
رایانامه: s.abdanan@asnrukh.ac.ir

^۲ دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان.

رایانامه: {hadiorak, fati.kazemikaraji}@gmail.com

نویسنده مسئول: سامان آبدانان مهدی‌زاده

محدودیت‌های ذکر شده در پژوهش‌های پیشین تا حدود زیادی مرتفع گردد. با پیشرفت علم بشر در زمینه الکترونیک و کامپیوتر، روش‌های جایگزینی مانند پردازش تصویر برای روش‌های مرسوم کنترل علف‌های هرز توسعه یافتند. برای به حداقل رساندن میزان علف‌کش‌ها، بسیاری از محققان استفاده از تکنولوژی پردازش تصویر و بینایی ماشین را بسیار کارآمد دانسته‌اند [۴]. هدف نهایی از مبارزه با علف‌های هرز، کاهش تراکم آن‌هاست و گام مهم و ضروری در کشاورزی دقیق این است که سم تنها روی علف هرز پاشش شود [۵]. به منظور تشخیص علف‌های هرز (تشخیص به موقع) و سمپاشی نقطه‌ای (استفاده از علف‌کش فقط روی علف‌های هرز) به کمک بینایی ماشین، محققین ویژگی‌های مختلفی را مورد بررسی قرار داده‌اند [۶]. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به ویژگی‌های رنگی (۷) و (۸)، ویژگی‌های شکلی (۹-۱۱) و ویژگی‌های بافتی (۱۲) و (۱۳) اشاره نمود.

در پژوهشی [۱۴]، ویژگی‌های رنگی تصویر گرفته شده از محصولات کشاورزی را بررسی کردند و با مقایسه شاخص‌های رنگی، دقت تشخیص علف هرز از محصول زراعی را با وجود تاثیر نور خورشید، به میزان ۹۰٪ ارائه دادند.

در مطالعه‌ای [۱۵] الگوریتمی برای تقسیم‌بندی علف هرز با استفاده از ویژگی‌های بافت بر اساس زمینه‌های تصادفی مارکوف^۱ توسعه دادند. در روش پیشنهادی از قدرت طیفی^۲ به عنوان ویژگی بافت استفاده می‌شد و توانایی تشخیص شرایط روشنایی طبیعی و در زمان واقعی را داشت. مطابق نتایج گزارش شده الگوریتم پیشنهادی نه تنها با نرخ تشخیص ۹۷/۸٪ و میانگین خطای ۵۶ میلی‌متر محل ریشه گیاه را تخمین می‌نمود، بلکه برای پردازش تصویر با اندازه ۴۳۲×۵۷۶ فقط ۰/۱۸ ثانیه زمان می‌برد. [۱۶] از ماتریس‌های هم‌رخداد رنگ و طبقه‌بندی آماری خطی و درجه دوم برای تشخیص علف هرز استفاده کردند. طبقه‌بندی‌ها با استفاده از دقت، ویژگی، حساسیت و نسبت منفی کاذب در مقیاس آزمایشگاهی ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که طبقه‌بندی درجه دو با مدل DM-HSISD^۳ به ترتیب بهترین عملکرد را در مقیاس آزمایشگاهی با دقت طبقه‌بندی ۹۴/۹۸٪ و ۹۳/۸۰٪ برای مجموعه داده‌های آموزش و آزمون نشان داد. طبقه‌بندی درجه دوم با مدل (DM-HSI^۴) حاوی ۳۹ ویژگی بافت به ترتیب با دقت ۹۴/۲۹٪ و ۹۱/۴۶٪ در مجموعه داده‌های آموزش و آزمون بعد از مدل قبلی قرار گرفت. طبقه‌بندی‌های خطی در مقایسه با قطعات درجه دوم مربوطه عملکرد خوبی نداشتند. از جمله روش‌های پر قدرت در تشخیص گیاه

درصد وابسته به میزان تراکم علف هرز متغیر می‌باشد. لذا از بین بردن علف‌های هرز و محافظت از ارزش محصول برای کشاورزان امری ضروری است. اما نادیده گرفتن تراکم علف‌های هرز، کنترل با روش‌های مرسوم و پاشش یکنواخت زمین یک تیغه دولبه می‌باشد؛ زیرا از یک طرف سبب کاهش خسارت‌های ناشی از حضور علف‌هرز به کشاورزی می‌شود، اما بی‌توجهی و افراط در مصرف علف‌کش‌ها علاوه بر هدر رفتن علف‌کش‌های گران قیمت سبب آلودگی محیط زیست و ایجاد بیماری در انسان نیز می‌گردد. بهترین روش به منظور کنترل علف‌های هرز، و جلوگیری از ایجاد خسارات یاد شده، دست‌چین کردن آنهاست که بسیار وقت گیر و پرهزینه است. لذا کشاورزان و تولیدکنندگان ادوات کشاورزی همواره به دنبال روش‌های جایگزینی بوده‌اند که علاوه بر کنترل موثر و ارزان علف‌های هرز، منجر به آلودگی و تهدید سلامت انسان نگردد.

در این پژوهش در راستای کشاورزی دقیق یک سامانه سمپاش هوشمند نرخ متغیر توسعه یافته است. این سامانه از دو قسمت اصلی که شامل اجزای سخت افزاری (اجزای سامانه) و قسمت نرم افزاری (تشخیص محصول از علف-هرز و تعیین میزان سموم مورد استفاده در هر بار از عملیات پاشش) تشکیل شده است. در این راستا سامانه‌های متعددی توسعه یافته‌اند. از مشکلات عمده تحقیقات انجام شده می‌توان به عدم کارایی در سطح وسیع کشت به علت حمل به صورت گاری (عدم امکان تصویر برداری مطلوب به هنگام اتصال به تراکتور و نوسانات حاصل از حرکت) اشاره کرد. علاوه بر این در تحقیقات انجام شده اساس تشخیص علف-هرز خطوط کشت در نظر گرفته شدند، بدین صورت که هر گیاهی در بین خطوط کشت وجود داشته باشد به عنوان علف‌هرز شناخته شده و پاشش بر روی آن انجام می‌شود. این در حالی است که رقابت اصلی محصول با علف‌های هرزی است که بر روی ردیف کشت و در بین محصول قرار دارند و از منابع موجود در دسترس محصول استفاده می‌کنند. این چالش محصول و علف‌هرز در تحقیقات پیشین به خوبی مورد توجه قرار نگرفته است. از طرفی توجه به کاهش مصرف علف‌کش‌ها و پاشش صحیح آن‌ها بر روی علف‌های هرز نیز یکی از اهداف مهم کشاورزی دقیق می‌باشد که به طور مستقیم بر سلامت محصول و نهایتاً سلامت انسان‌ها تأثیر گذار است. در پژوهش حاضر اساس نرخ متغیر سازی استفاده از سروو موتورها و کالیبره کردن آن بر اساس محدوده پوشش داده شده توسط علف‌های هرز می‌باشد. بعلاوه به منظور کنترل بهتر علف‌های هرز (استفاده از علف‌کش‌های اختصاصی متناسب با نوع علف‌هرز) نوع علف‌هرز نیز تشخیص داده می‌شود. در این پژوهش سعی گردید

¹Markov random fields

² Spectral power

³DISCRIM H and S from HSI - STEPDISC models

⁴DISCRIM HSI color space

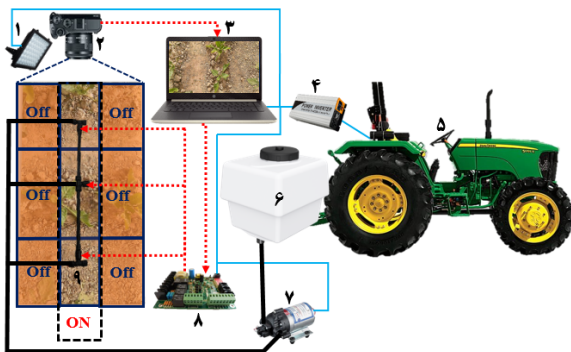
۲ مواد و روش‌ها

تمامی آزمایشات این پژوهش در مزارع چغندرقد شرکت کشت و صنعت کارون (مزرعه ۴۰۵ واحد سوم) انجام پذیرفت.

۱-۲ طراحی و توسعه سمپاش

سمپاش توسعه یافته از یک وب‌کم (لاجیتک، مدل C920، ساخت چین) به منظور اخذ تصویر، سه عدد نازل (مدل ۱۱۰۰۲ TEE JET، ساخت ایران) با فواصل ۵۰cm، ۱ عدد پروژکتور ال‌ای‌دی ۷۰ وات (تکنوتل، مدل TR170) به منظور تامین نور مورد نیاز، ۱ عدد پمپ ۲۴ ولت (KO JINE، مدل KJ 2500، ساخت ایوان) به منظور تامین فشار مورد نیاز، مدار کنترلی به منظور دریافت سیگنال از رایانه و ارسال دستور به شیرهای برقی نرخ متغیر، رایانه به منظور آنالیز تصاویر و ارسال سیگنال فرمان به مدار کنترلی و برای تامین ولتاژ مورد نیاز برای قسمت‌های مختلف سمپاش از یک اینورتر ۱۲ به ۲۲۰ ولت (BOSCH، مدل ۳۰۰۰ وات) استفاده گردید.

به منظور فعال‌سازی نازل‌ها و پاشش، تصویر گرفته شده با وب‌کم (در فاصله ۱۶۰ سانتی‌متری از سطح زمین)، تصاویر به یک ماتریس ۳×۳ قسمت تقسیم می‌شدند. نازل‌ها به صورت افقی در مرکز تصویر قرار داشتند و هر نازل یک سوم نوار مرکزی را برای پاشش پوشش می‌داد. در صورت وجود علف‌هرز در نوار مرکزی، با ارسال سیگنال فرمان به شیربرقی و با توجه به مساحت گیاه مربوطه شیر باز شده و عمل پاشش صورت می‌پذیرفت (شکل ۱).



شکل ۱: چگونگی فعال شدن سامانه سمپاش هوشمند؛ ۱- پروژکتور؛ ۲- دوربین؛ ۳- کامپیوتر؛ ۴- اینورتر ۱۲ به ۲۲۰ ولت؛ ۵- تراکتور؛ ۶- مخزن؛ ۷- پمپ؛ ۸- مدار کنترلی؛ ۹- شیربرقی

به منظور فعال‌سازی شیرهای برقی و پاشش سم، از مدار کنترلی شکل (۲) به عنوان مدار رابط استفاده گردید. پس از تشخیص علف هرز خروجی به صورت یک عدد صحیح^۳ از

و علف هرز در محیط‌های با تراکم زیاد، استفاده از روش HOG و ترکیب آن با دیگر ویژگی‌های بافتی و رنگی می‌باشد. در پژوهشی [۱۷] با ترکیب ویژگی‌های HOG با CNN در شناسایی گونه‌های علف‌های هرز در مزارع زراعی، گزارش کردند که HOG بسته به اندازه آشکارساز می‌تواند عملکردی از ۶۸/۲ تا ۷۴/۳ درصد را ارائه دهد. در پژوهشی دیگر عملکرد توصیفگر HOG در تمایز بین علف‌های هرز و محصول در دو مزرعه چغندرقد و هویج ارزیابی گردید. بر اساس نتایج هنگامی که اطلاعات موقعیت ردیف‌های محصول ارائه شود، ویژگی‌های HOG توانایی تشخیص میان گیاه اصلی و علف‌هرز را با دقت ۸۵٪ در چغندرقد و ۶۱/۳٪ در مزارع هویج دارا می‌باشند [۱۸].

علاوه بر سرعت قابل قبول روش HOG، عملکرد آن هنگامی که به تنهایی به عنوان روش تشخیص اصلی استفاده می‌شود، دقتی فراتر از ۹۰٪ نداشته است [۱۹]. این مسئله ممکن است به دلیل لبه‌های اضافی تولید شده توسط آسیب‌های مختلف در برگ یا تغییر شکل آن در هر صحنه تصویر باشد [۲۰]. لذا هدف اصلی در این پژوهش بهبود توصیفگر HOG توسط روش BOVW و پیاده‌سازی آن در سمپاش نرخ متغیر به صورت برخط می‌باشد. لذا ابتدا روش HOG بر روی سمپاش نرخ متغیر توسعه می‌یابد؛ سپس با ترکیب توصیفگر HOG و روش BOVW به تولید دیکشنری تصویری و کلمات بصری به منظور کاهش پیچیدگی مدل، افزایش تشخیص و کاهش زمان محاسبات پرداخته می‌شود. نهایتاً با ارزیابی برخط سامانه دقت تشخیص و کاهش میزان مصرف سم بررسی می‌گردد.

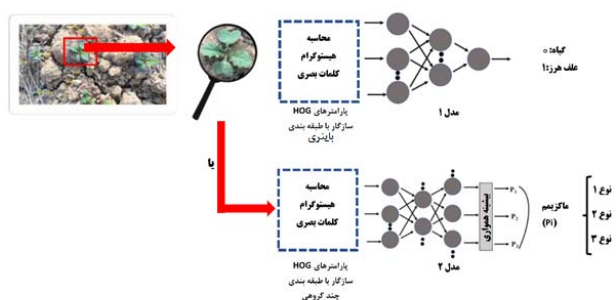
سامانه‌های کنترل علف‌های هرز که بر اساس ویژگی‌های ظاهری (رنگ، شکل و بافت) عمل می‌کنند می‌بایست توانایی تشخیص علف‌های هرز و محصولات تحت توزیع های مختلف را داشته باشند. خصوصیات ظاهری علف‌های هرز و محصولات زراعی در هر قسمت از تصویر، به ویژه در گیاهان با تراکم بالامتفاوت است. بعلاوه، این خصوصیات از تصویری به تصویر دیگر متمایز بوده و باعث عدم قطعیت در بردار ویژگی‌ها می‌شود [۲۱]. به منظور بهبود تشخیص و رفع این مشکل استفاده از توصیف‌گرهای ویژگی^۲ که اطلاعات کلیدی را در مناطق مختلف تصویر رمزگذاری می‌کنند و به عنوان ورودی به طبقه‌بند می‌دهند و توسط پژوهشگران مختلف توصیه شده است، بهره گرفته شده است [۲۲].

^۱Convolution Neural Network

^۲feature descriptors

^۳Integer

مربوطه می‌باشد. در مرحله بعدی، HOG تمام بلوک‌های موجود در داده‌های آموزشی با استفاده از K-means به گروه‌های همگن خوشه‌بندی شده به گونه‌ای که مراکز خوشه‌ها میانگین مقدار HOG بلوک‌ها در نظر گرفته شد. این مراکز نقش کلمات تصویری^۱ در BOVW را بازی می‌نمود. به عبارت دیگر، کلمات تصویری قسمت‌های منحصر به فردی از گروه-های گیاهی می‌باشند و هر تصویر نمونه اکنون توسط یک هیستوگرام نشان داده می‌شود. در نهایت، با بهره‌گیری از شبکه عصبی پس‌انتشار (BPNN^۲) به طبقه‌بندی ویژگی‌های تولید شده پرداخته می‌شود [۲۴]. همانطور که در شکل ۴ آمده است سامانه سمپاش به دو صورت امکان بهره‌برداری داشت: طبقه-بندی دودویی (علف هرز و گیاه) و طبقه‌بندی چندگروهی (علف‌های هرز مختلف و گیاه). در این حالت الگوریتم پیشنهادی توانایی تشخیص بین محصول و علف‌های هرز را دارد. در مرحله نهایی، توانایی روش پیشنهادی در تشخیص برخط توسط سامانه سمپاش نرخ متغیر در شرایط واقعی مزرعه ارزیابی شد.

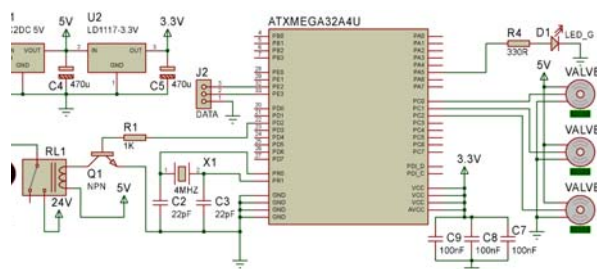


شکل ۴- شماتیک روش پیشنهادی برای تشخیص علف‌های هرز در مزرعه

۲-۱-۲ پیش پردازش تصویر

برای تولید یک تصویر تک رنگ، از شاخص سبز اضافی (EXG^۳) مطابق رابطه (۱) استفاده گردید [۲۵]. تصاویر حاصل از این تبدیل، تفاوت بیشتری بین خاک و گیاهان سبز در مقایسه با تصویر در مقیاس خاکستری ایجاد می‌نمود (شکل ۵-ب). بعد از اعمال این تبدیل در برخی موارد تصویر حاصل دارای حفره‌های سیاه یا مقادیر از دست رفته شد که ممکن است سبب ایجاد خطایی در بردار ویژگی-ها گردد [۲۶]. این حالت را به عنوان نویز "نمک و فلفل" در نظر گرفته و فیلتر میانه را برای رفع آن پیشنهاد نموده‌اند (شکل ۵-پ). این فیلتر بدون آسیب رساندن به شکل یا لبه‌ها، نویز را کاهش می‌دهد. در این پژوهش از فیلتر میانه ۳×۳ استفاده گردید (شکل ۵-پ). به منظور حذف نواحی

طریق رایانه به مدارکنترلی و شیر مربوط ارسال می‌شد و شیر برقی بر اساس مساحت ناحیه‌ای که علف هرز در آن قرار داشت باز می‌گردد. در هر تشخیص، علاوه بر فعال‌سازی شیر برقی، پمپ نیز برای تامین فشار مورد نیاز پاشش با توجه به رله قرار شده در مدار فعال می‌شد.



شکل ۲- تصویر شماتیک مدار کنترلی و اجزا تشکیل دهنده سامانه سمپاش نرخ متغیر

در این پژوهش به منظور کاهش هزینه‌ها و مقرون به صرفه‌سازی سمپاش از ۳ عدد سروو موتور برای ساخت شیر نرخ متغیر استفاده گردید. بدین منظور سرووها روی شیرها نصب شدند و میزان چرخش سرووها بر اساس مساحت شی موجود در تصویر کالیبره و معادله کالیبراسیون بدست آمد. معادله کالیبراسیون به صورت معکوس وارد برنامه شد به صورتی که بعد از تشخیص علف‌هرز در تصویر اخذ شده و تعیین مساحت آن میزان باز شدگی شیر متناسب با زاویه چرخش سروو تنظیم و به مدار رابط جهت بازشدگی شیرها ارسال می‌گردید.



شکل ۳- تصویر سامانه سمپاش و شیر برقی ساخته شده به کمک سروو موتور

۲-۲ بررسی اجمالی روش پیشنهادی تشخیص علف هرز و گیاه

روش HOG کلاسیک شامل گروه‌بندی بلوک‌های HOG به منظور تولید توصیف‌کننده‌های نهایی است. اما مطابق با پژوهش‌های پیشین توصیف‌کننده‌ها عملکرد خوبی برای تشخیص علف‌های هرز فراهم نمی‌کردند [۲۳]. از این رو، با الهام از BOVW، در پژوهش حاضر برای بهبود عملکرد HOG، استفاده متفاوتی از توصیف‌گر آن ارائه گردید. در این رویکرد، بلوک‌ها به عنوان قسمت‌های اصلی گیاه در نظر گرفته شدند و HOG هر بلوک نشان‌دهنده اطلاعات محلی قسمت

¹ Visual-Words
² Backpropagation
³ Excessive Green



ب



الف



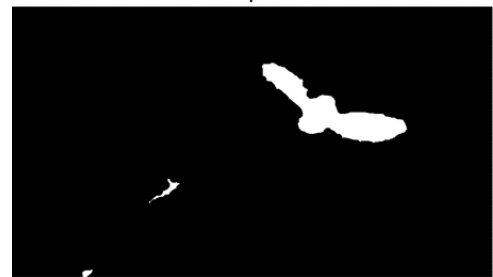
ت



پ



د



ج

شکل ۵- مراحل پیش پردازش تصاویر: الف- تصویر اصلی؛ ب- تصویر در مقیاس خاکستری؛ پ- نویز نمک و فلفل؛ ت- تصویر باینری؛ ج- اعمال فیلتر گشودن و فیلتر بستن بر تصویر ت؛ د- تصویر نهایی

$$B\&XG = 2(Green - Red - Blue) \quad (1)$$

۳-۲ محاسبه HOG و استخراج کلمات کلیدی

فرآیند محاسبه HOG با تقسیم سلولی تصویر و گروه‌بندی آن‌ها در بلوک آغاز می‌شود. بدین منظور اندازه‌گرادیان و جهت‌گیری آن برای تمام پیکسل‌های موجود در هر بلوک با استفاده از روابط (۲) و (۳) محاسبه گردید [27]:

$$g = \sqrt{g_x(u, v)^2 + g_y(u, v)^2} \quad (2)$$

$$\theta = \arctan \frac{g_y(u, v)}{g_x(u, v)} \quad (3)$$

که در آن g_x و g_y گرادیان افقی و عمودی است که با استفاده از فیلتر سوبل^۳ محاسبه شدند [۲۸]. در گام نخست برای هر سلول در هر بلوک، توزیع جهت گرادیان (بدون علامت) و وزن دهی (بر اساس میزان بزرگی آن‌ها) محاسبه گردید و به عنوان یک بردار ویژگی در نظر گرفته شد. پس از بررسی تمامی سلول‌ها، بردارهای ویژگی با هم ادغام شده و بردار

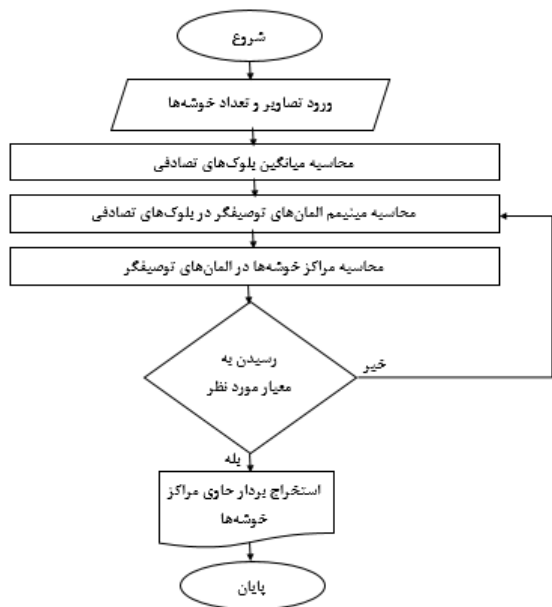
غیر هدف، سرعت بخشیدن و محاسبات ساده‌تر (تبدیل تصویری سطح خاکستری به باینری)، بر روی مقادیر پیکسل‌ها در تصویر آستانه‌گذاری صورت پذیرفت. بر اساس این آستانه‌گذاری پیکسل‌هایی که مقادیر آن‌ها کمتر از ۳۰ (بر اساس سعی و خطا) بودند از تصویر حذف شده (مقدار دهی صفر) و پیکسل‌ها با مقادیر بزرگتر به عدد یک تبدیل شدند (شکل ۵-ت). در ضمن در برخی موارد میزان حذف اطلاعات بسیار بالا بود و بخش‌های

از خاک نیز به دلیل تشابه رنگی باقی می‌ماند. در این حالت فیلتر میانه به تنهایی قادر به بازسازی تصویر نمی‌شد؛ لذا بعد از اعمال فیلتر گشودن^۱ بر روی مساحت‌های ۵۰ پیکسل مربع (بر اساس سعی و خطا) فیلتر بستن^۲ نیز اعمال گردید (شکل ۵-ج). در نهایت با ضرب تصویر حاصل در تصویر رنگی، تنها نواحی مربوط به گیاه در تصویر باقی ماند و پس-زمینه حذف گردید (شکل ۵-د).

¹ Opening
² Closing

³Sobel

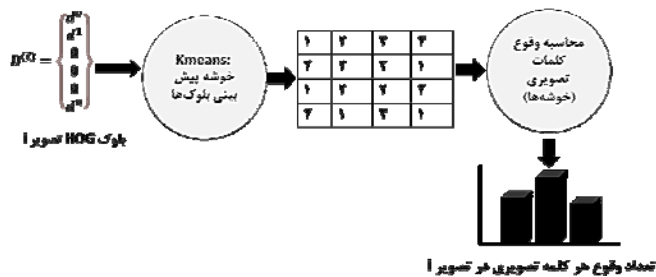
محدوده هر شیء به صورت تصادفی به ۴، ۶، ۹ و ۱۶ بلوک تقسیم شده و توصیفگرها و کلمات کلیدی محاسبه گردیدند. شایان ذکر است مناسب‌ترین تعداد بلوک باتوجه به معیار پاسخ خروجی (تقسیم محدوده هر شیء در تصویر) ۹ بلوک تعیین گردید.



شکل ۷- الگوریتم فرآیند خوشه بندی برای تولید کلمات تصویری

۲-۵ تولید هیستوگرام کلمات تصویری

پس از تولید کلمات تصویری، توصیف کننده هر بلوک d در $D^{(i)}$ از تصویرth بر اساس فاصله اقلیدسی^۱ در هر کلمه تصویری خوشه‌بندی گردید. در مرحله بعد، یک هیستوگرام از کلمات تصویری برای نمایش علف‌های هرز و محصولات تولید شد. در نتیجه، این امر باعث کاهش ابعاد بالای توصیف‌گر اصلی HOG در مقایسه با تعداد کلمات تصویری شد. این مساله در شکل ۸ نشان داده شده است.



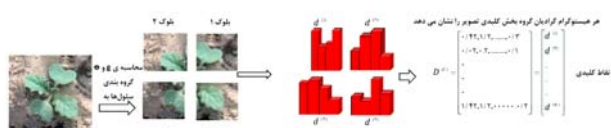
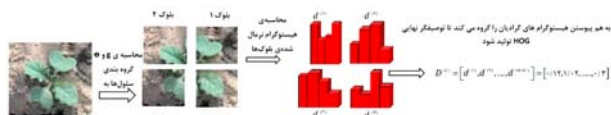
شکل ۸- تولید هیستوگرام کلمات تصویری

¹Euclidean distance

ویژگی هر بلوک تشکیل گردید. در گام بعد این بردار ویژگی نرمال شده و به عنوان توصیفگر هر بلوک $d(p)$ نامگذاری می-شوند. که $p = 1, 2, \dots, n$ و n تعداد بلوک‌های تصویر است. در نهایت ماتریس نقاط کلیدی به صورت جداگانه از توصیفگر $d(p)$ هر بلوک استخراج شده تا ماتریس نقاط کلیدی با نام $D^{(i)} = \{d^{(p)}\}$ تشکیل شود، که $D^{(i)} \in R^{n \times c}$ ، $i = 1, 2, \dots, m$ است و m تعداد تصاویر موجود در مجموعه آموزش و c تعداد عناصر موجود در توصیف کننده بلوک‌ها است. مقدار c را می‌توان با استفاده از رابطه (۴) تعیین کرد:

$$c = bins \times (CPB)^2 \quad (4)$$

که در آن، $bins$ تعداد جهت‌ها است و CPB تعداد سلول در هر بلوک است. شکل ۶ نمونه‌ای از روند استخراج توصیف کننده‌های بلوک به منظور تشکیل ماتریس نقاط کلیدی را نشان می‌دهد که در آن فرض می‌شود گام با اندازه بلوک برابر است و بلوک‌ها به صورت مربعی هستند.

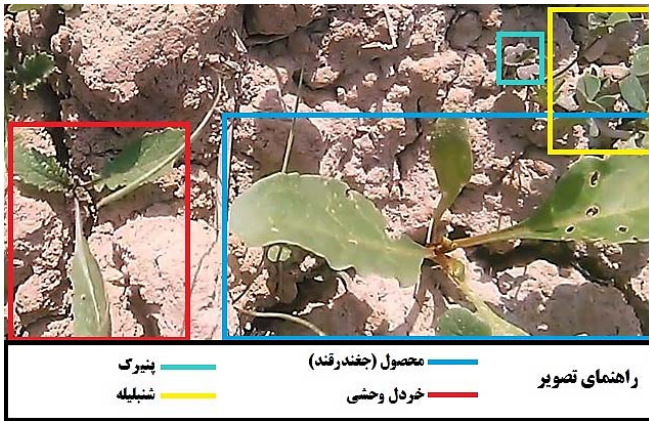


شکل ۶- روند استخراج توصیف کننده‌های بلوک را برای تشکیل ماتریس نقاط کلیدی

۲-۴ فرآیند خوشه‌بندی و تولید کلمات تصویری

در این پژوهش به منظور محاسبه کلمات تصویری از الگوریتم خوشه‌بندی K-means استفاده شد. در مرحله اول در هر بلوک ماتریس بردار ویژگی (توصیفگر) محاسبه شده و کلمات کلیدی برای هر بلوک به صورت جداگانه از آن استخراج می-شد. در گام دوم مجموعه کلمات کلیدی یک ماتریس به نام X را تشکیل می‌داد که شامل استخراج نقاط کلیدی $D^{(i)}$ تمام بلوک‌های آموزش می‌شد و به عنوان ورودی خوشه‌بندی K-means مورد استفاده قرار گرفت. که در آن، $m \times n$ تعداد کل بلوک‌های مجموعه آموزش است و c تعداد المان‌ها در بردار $d(i)$ است. نتایج نهایی فرآیند خوشه‌بندی مراکز خوشه‌ها هستند که نمایانگر کلمات تصویری هستند. مراحل خوشه‌بندی در فلوجارت شکل ۷ آمده است.

همانطور که در شکل ۷ آمده است نحوه انتخاب بلوک‌ها به صورت تصادفی بوده است. بدین صورت که بعد از پیش پردازش و حذف پس‌زمینه (خاک) نواحی هدف (خواه محصول باشد یا علف هرز) برچسب گذاری شدند سپس



شکل ۹- تصویر گویا سازی مزرعه از نوع پوشش علف‌های هرز و محصول

۲-۸ شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق به منظور شناسایی الگو در بردارهای علف‌های هرز و گیاهان شبکه عصبی مصنوعی بکار گرفته شد. به منظور آموزش از یک طبقه‌بند پرسپترون چند لایه (MLP^2) با استفاده از روش یادگیری پس‌انتشار با تابع آموزشی لونیبرگ-مارکواریت^۳ بهره گرفته شد. در مرحله آموزش شبکه، بردار ویژگی نمونه‌های آموزشی محاسبه و به عنوان ورودی به شبکه برای ایجاد تمایز بین علف‌های هرز و محصولات و طبقه‌بندی گیاهان اعمال گردید. برای طبقه‌بندی گیاهان، از کدگذاری باینری بهره گرفته شد؛ بدین صورت که زمانی که علف‌های هرز در تصویر ظاهر می‌شود، خروجی مدل ۱ و در غیر اینصورت ۰ می‌گردد. چندین توپولوژی با سه لایه با پارامترها و تعداد مختلف نرون در هر لایه پنهان آزمایش شد. بهترین توپولوژی بر اساس نتایج F-score در مجموعه اعتبارسنجی انتخاب گردید (رابطه ۷-۵). در توپولوژی انتخابی تعداد ورودی‌ها برابر ۴ (در هر بلوک ویژگی‌ها شامل ۴ مقدار است که این مقادیر احتمال وقوع هر کدام از گونه‌ها می‌باشد) تعداد نرون در لایه میانی ۶ در نظر گرفته شد. شایان ذکر است که تعداد نرون در لایه میانی به روش سعی و خطا بدست آمد. به منظور جلوگیری از بیش برآزش^۴ در مجموعه آزمایشی از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده گردید.

$$Fscore = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

۲-۶ انتخاب ویژگی به روش آنالیز مولفه‌های اصلی^۱

معمولاً PCA برای کاهش ابعاد ویژگی استفاده می‌شود، بدین صورت که ویژگی‌های اصلی n بعدی به صورت خطی به n محور متقابل تبدیل می‌شوند. پراکندگی مشاهدات بر روی هر یک از این محورها، مجموعه‌ای جدید از n متغیر بدون همبستگی را تولید می‌کند. سپس زیرمجموعه‌ای از این متغیرها با مقدار ویژه بالا به عنوان بردار ویژگی جدید استفاده می‌شود. اما محاسبه هر ویژگی بدست آمده نیازمند ضرب $n \times n$ و استفاده از تمام ویژگی‌های اصلی است. این موضوع باعث افزایش زمان محاسبه برای استخراج ویژگی می‌شود. در این پژوهش، از روش PCA برای انتخاب ویژگی استفاده شد تا برخی از ویژگی‌های غیرمهم حذف شوند. این عملیات از طریق استفاده از اطلاعات دریافت شده از ضرایب اجزای اصلیراساس رتبه‌بندی ویژگی‌ها انجام پذیرفت. بدین منظور ابتدا، ماتریس کوواریانس بردار ویژگی‌های n بعدی استخراج شده از نمونه‌های آموزشی تشکیل گردید. سپس مقادیر و بردارهای ویژه محاسبه و اجزای اصلی به دست آمدند. مجموعاً n اجزای اصلی ممکن است به دست آید. هر یک از اجزای اصلی شامل n عدد ضریب هستند و هر ضریب با یک ویژگی همبسته از مجموعه ویژگی‌های اصلی مرتبط است. در آغاز با اولین اجزای اصلی، ویژگی که دارای بزرگترین ضریب، در رتبه بالاتر قرار می‌گیرد. همین روند بر روی اجزای اصلی بعدی نیز اعمال می‌شود تا لیستی از ویژگی‌ها با رتبه نزولی به دست آید. بر اساس رتبه‌بندی، تعداد متفاوتی از ویژگی‌هاییکه رتبه پایین‌تری دارند حذف می‌شوند تا زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های کاهش یافته شکل گیرد [۲۹].

۲-۷ طبقه‌بندی گیاه و علف هرز

همانطور که در شکل ۶ آمده است بعد از استخراج بردار ویژگی نیاز به طبقه‌بندی آن‌ها وجود دارد. در این پژوهش ۲ حالت مورد بررسی قرار گرفت. حالت اول) طبقه‌بندی باینری که شامل گیاه اصلی و علف می‌شد. در این حالت طبقه‌بند می‌بایست علف هرز را تشخیص دهد و به موقع عمل پاشش را روی آن انجام دهد. حالت دوم) طبقه بندی تصاویر با چندین گیاه می‌بود (شکل ۹). در این سناریو چند نوع علف هرز در کنار گیاه قرار گرفتند. در این حالت امکان ترسیم نقشه توزیع علف‌هرز و میزان آلودگی مزرعه به انواع مختلف علف‌ها هرز فراهم می‌گردد. در ضمن امکان استفاده از علف‌کش‌های ویژه نیز وجود دارد.

² Multi-Layer Perceptron

³ Levenberg-Marquardt

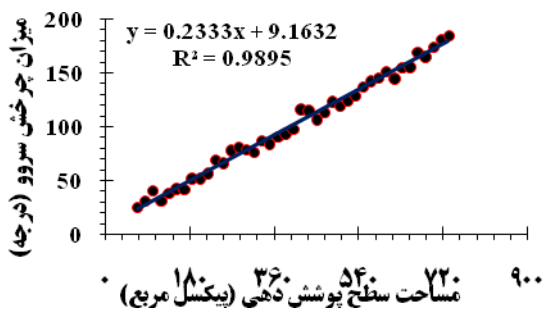
⁴ Over-fit

¹ Principal Component Analysis (PCA)

نظر گرفته شدند، W_{min} و H_{min} به حداقل ابعاد مستطیل محاط-کننده گیاه اشاره دارد. ویژگی‌های درون این مستطیل استخراج شده و وارد طبقه‌بند (مدل) شدند.

۲-۹ ارزیابی سامانه سمپاش

سامانه سمپاش نرخ متغیر و نحوه عملکرد آن در تشخیص علف‌های هرز در شرایط واقعی، در مزارع چغندرقد شرکت کشت و صنعت کارون (مزرعه ۴۰۵ واحد سوم) انجام شد. به منظور بهبود عملکرد پاشش نرخ متغیر قبل از ورود سامانه سمپاش به مزرعه عملیات کالیبراسیون میزان چرخش سرووها بر اساس میزان پوشش دهی علف‌های هرز در واحد سطح تصویر دریافتی صورت پذیرفت. همان‌طور که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود میزان دقت عملیات کالیبراسیون بیش از ۹۸ درصد می‌باشد که گویای قابلیت اطمینان بالا در استفاده از این سامانه نرخ متغیر است. در این پژوهش بیشترین مساحت تصویر علف‌هرز با توجه به ارتفاع دوربین از سطح زمین ۷۵۰ پیکسل مربع بوده که میزان چرخش سرووها در این میزان از سطح پوشش داده شده ۱۸۰ درجه است (ماکزیمم چرخش سرووها). تصویر برداری بر اساس پیشنهاد [۳۰] در روز نهم بعد از جوانه‌زنی گیاه زراعی انجام پذیرفت.



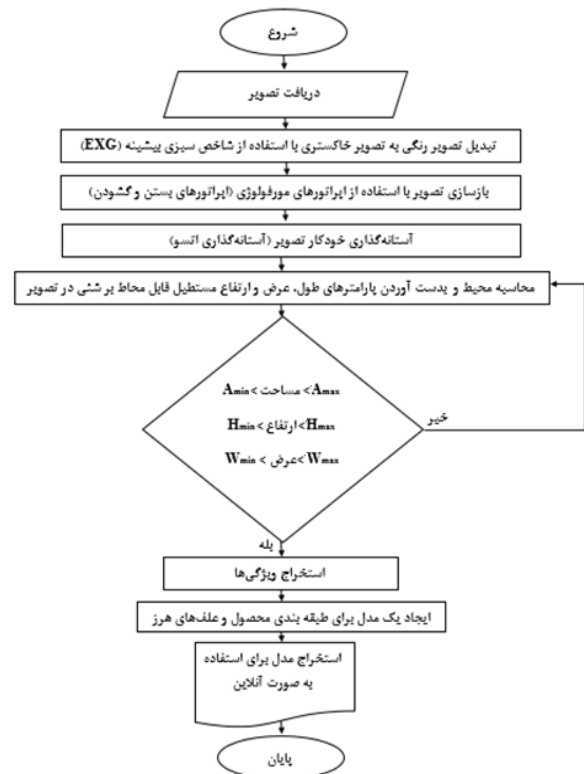
شکل ۱۱ - نحوه کالیبراسیون میزان چرخش سرووها بر اساس میزان پوشش دهی علف‌هرز

۱۰-۲ انتخاب پارامترهای HOG

الگوریتم استخراج ویژگی در روش HOG شامل سه پارامتر اصلی اندازه بلوک، آستانه تشخیص و تعداد جهت‌گیری می‌باشد [۳۱]. بلوک‌ها نقش بسیار مهمی در الگوریتم پیشنهادی دارند، زیرا بخش‌های اصلی گیاه را توصیف می‌کنند. اگر اندازه بلوک‌ها بیش از اندازه بزرگ باشند اطلاعات قابل توجهی از گیاه نادیده گرفته می‌شود و اگر خیلی کوچک باشند باعث ایجاد نویز و خطا در تشخیص خواهند شد [۲۴]. در این پژوهش اندازه مناسب بلوک‌ها با استفاده از روش آزمون و خطا بدست آمد. طبق روش پیشنهادی [۳۱] اگر Fscore بلوک به مقدار حداکثر برسد اندازه آن بلوک مناسب می‌باشد. بعلاوه مقدار آستانه تشخیص برابر با حداکثر طول و عرض نمونه‌ها

که در این روابط TP مثبت واقعی، FN منفی کاذب و FP مثبت کاذب می‌باشند. بهترین معماری مدل زمانی بدست می‌آید که F-score به حداکثر برسد که به معنی حالت بهینه شاخص‌های بازیابی و دقت^۱ است.

در عمل، تصاویر بدست آمده ممکن است بیش از یک گیاه داشته باشد (حالت دوم در طبقه‌بندی). انتخاب یک روش جستجوی مناسب برای گروه‌های مختلف در تصویر، به تراکم گیاهان در مزرعه بستگی دارد. وقتی گیاهان دارای همپوشانی اندکی باشند و به راحتی از یکدیگر جدا شوند، روش معمول استفاده از پنجره کشویی^۲ است. با این حال، جستجوی کل تصویر در مقیاس‌های مختلف می‌تواند بر زمان پردازش تأثیر بگذارد. بنابراین، برای به دست آوردن سرعت پردازش و استخراج دقیق جعبه‌های محاط‌کننده اشیاء درون تصویر، از روش کارآمدتری در این پژوهش استفاده گردید. این روش به کانتورهای مناطق سبز برای استخراج نواحی مورد بررسی متکی است. در این حالت، تعداد نواحی مورد بررسی بسیار اندک می‌باشد، زیرا طبقه‌بندی فقط بر روی مناطق سبز صورت می‌پذیرد. شکل ۱۰ الگوریتم روش تشخیص چندگیاهی پیشنهادی در تصویر را نشان می‌دهد.



شکل ۱۰ - الگوریتم رویکرد جستجوی مبتنی بر جعبه

در این الگوریتم، A_{min} و A_{max} به ترتیب حداقل و حداکثر مساحت نواحی هستند که در تصویر باینری به عنوان گیاه در

^۱Recovery and accuracy indices

^۲sliding window

شده، سامانه سمپاش هوشمند به ترتیب با الگوریتم‌های BOVW و HOG+PCA وارد مزرعه شد. به منظور ارزیابی و میزان کارایی، سامانه سمپاش هوشمند در سه آزمایش مورد بررسی قرار گرفت؛ در آزمایش اول به بررسی میزان دقت و حساسیت روش‌های پیشنهادی در تشخیص محصول از علف‌های هرز پرداخته شد. در این آزمایش در صورت تشخیص علف‌هرز مقدار ۱ (روشن) و در صورت تشخیص محصول مقدار ۰ (خاموش) را به شیربرقی برای عملیات پاشش ارسال می‌شد. تشخیص محصول از علف‌های هرز گام مهمی در کنترل علف‌های هرز می‌باشد اما افزایش عملکرد محصول زمانی میسر خواهد شد که از علف‌کش‌های مناسب برای کنترل گونه‌های مختلف علف‌هرز استفاده کرد [۲۱]. بنابراین تشخیص گونه علف‌هرز در انتخاب نوع علف‌کش‌ها امری ضروری است. در این راستا آزمایش دیگری به‌منظور انتخاب بهترین روش طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف-هرز و همچنین توسعه علمی و عملی سمپاش هوشمند صورت پذیرفت. اگرچه کنترل علف‌های هرز باعث کاهش خسارت در فرایند تولید محصولات زراعی می‌شود، اما بی‌توجهی و افراط در مصرف علف‌کش‌ها باعث آلودگی محیط زیست، افزایش هزینه و ایجاد بیماری در انسان‌ها می‌شود. با در نظر داشتن این موضوع سومین آزمایش جهت ارزیابی میزان کاهش مصرف علف‌کش‌ها و مقایسه سامانه سمپاش هوشمند با یک نوع سمپاش رایج پشت تراکتوری مورد بررسی قرار گرفت.

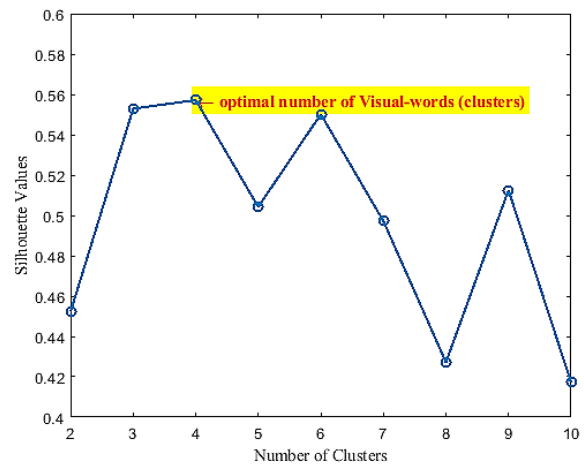
۳ نتایج و بحث

در پژوهش حاضر عملکرد تشخیص سامانه به لحاظ بصری و به صورت برخط توسط رایانه قابل مشاهده می‌باشد (شکل ۱۳). در حالت دودویی (محصول و علف‌های هرز) پس از تشخیص محصول از علف‌های هرز، پیکسل‌های محصول به رنگ آبی و پیکسل‌های علف‌های هرز به رنگ زرد برچسب گذاری می‌شوند (شکل ۱۳-ب). پس از برچسب گذاری محدوده محصول با کادر آبی رنگ و محدوده علف‌های هرز با کادر زرد رنگ نمایش داده می‌شود (شکل ۱۳-پ).

در تصویر و تعداد جهت‌گیرها برابر هشت جهت در نظر گرفته شد [۲۴].

۱۱-۲ تعداد کلمات تصویری

انتخاب تعداد کلمات تصویری یک جزء بسیار مهم در رویکرد BOVW است. بنابراین در صورتی که تعداد کلمات تصویری کمتر از مقدار بهینه در نظر گرفته شوند، اطلاعات قسمت‌های مختلف باهم ادغام و در یک خوشه قرار می‌گیرند و به دنبال آن هیستوگرام کلمات، حاوی اطلاعات ناقص خواهد بود. با افزایش تعداد کلمات تصویری جزئیات نیز افزایش می‌یابند اما افزایش بیش از حد کلمات باعث ایجاد هیستوگرام‌های بی‌فایده شده که منجر به کاهش دقت و افزایش زمان پردازش خواهند شد. در این پژوهش برای تعیین تعداد بهینه کلمات تصویری از روش سیلوئت^۱ استفاده شده است. در روش سیلوئت ابتدا میانگین مشاهدات براساس تعداد خوشه‌ها محاسبه می‌شود و سپس مطابق شکل ۱۲ حالت بهینه زمانی ایجاد می‌شود که حداکثر مقدار میانگین به ازای تعداد خوشه‌ها بدست آید [۳۲]. در این پژوهش تعداد بهینه خوشه‌ها طبق روش پیشنهادی سیلوئت چهار خوشه محاسبه گردید (شکل ۱۲).



شکل ۱۲- نمودار حالت بهینه تعداد کلمات تصویری (تعداد خوشه‌ها)

۱۲-۲ جمع آوری داده‌ها و ارزیابی الگوریتم‌های

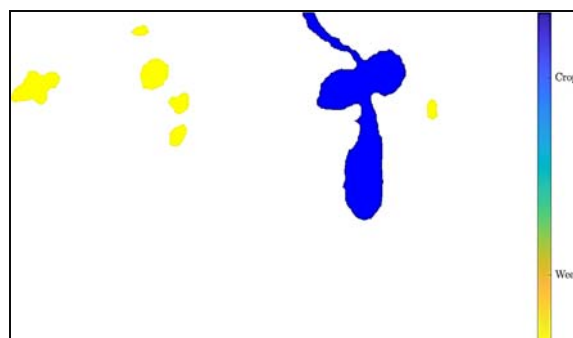
پیشنهادی

به منظور افزایش عملکرد الگوریتم‌های ارائه شده مجموعه‌ای از تصاویر محصول و علف‌های هرز به صورت جداگانه مورد بررسی قرار گرفتند. تصاویر محصول و علف‌های هرز به صورت دستی جداسازی و به عنوان ورودی به الگوریتم‌های پیشنهادی داده شدند. پس از کالیبره شدن الگوریتم‌های ارائه

¹ Silhouette



الف



ب



پ

شکل ۱۳- نتایج طبقه‌بندی گونه‌های مختلف گیاه الف) تصویر اصلی؛ ب) تصویر برچسب‌گذاری شده؛ پ) کادربندی

شده

مطابق جدول (۱) در بررسی آزمایش اول، دقت تشخیص محصول در روش BOVW و HOG+PCA به ترتیب ۹۸/۸۲٪ و ۹۱/۶۰٪ بوده است و این مقدار برای علف‌هرز باتوجه به روش‌های ذکر شده به ترتیب ۹۹/۰۱ و ۹۳/۳۳ بدست آمد. میزان دقت کلی سامانه سمپاش توسعه یافته در آزمایش اول با الگوریتم‌های BOVW و HOG+PCA به ترتیب ۹۸٪ و ۹۲٪ حاصل شد. در این آزمایش به لحاظ حساسیت و همچنین قدرت تشخیص الگوریتم BOVW در مقایسه با الگوریتم HOG+PCA عملکردی بهتری را از خود نشان داده است.

مطابق جدول (۱) در بررسی آزمایش اول، دقت تشخیص محصول در روش BOVW و HOG+PCA به ترتیب ۹۸/۸۲٪ و ۹۱/۶۰٪ بوده است و این مقدار برای علف‌هرز باتوجه به روش‌های ذکر شده به ترتیب ۹۹/۰۱ و ۹۳/۳۳ بدست آمد. میزان دقت کلی سامانه سمپاش توسعه یافته در آزمایش اول با الگوریتم‌های BOVW و HOG+PCA به ترتیب ۹۸٪ و ۹۲٪ حاصل شد. در این آزمایش به لحاظ حساسیت و همچنین قدرت تشخیص الگوریتم BOVW در مقایسه با الگوریتم HOG+PCA عملکردی بهتری را از خود نشان داده است.

جدول ۱ - نتایج الگوریتم‌های ارائه شده در طبقه‌بندی محصول از علف‌های هرز

F _{Score}	دقت کلی (%)	محصول		پیش‌بینی گروه (%)			
		دقت (%)	حساسیت (%)	علف هرز	محصول		
۹۸/۴۰	۹۸/۴۱	۹۸/۹۹	۹۷/۸۲	۲/۱۸	۹۷/۸۲	محصول	BOVW
				۹۹/۰۱	۰/۹۹	علف هرز	
۹۲/۳۹	۹۲/۴۷	۹۳/۲۱	۹۱/۶۰	۸/۴۰	۹۱/۶۰	محصول	HOG + PCA
				۹۳/۳۳	۶/۶۷	علف هرز	

بیش از ۹۷٪ قادر به تشخیص محصول از گونه‌های علف-هرز رایج (پنیرک، خردل وحشی و شنبلیله) در مزارع چغندرقد می‌باشد. [۹] در پژوهشی از استخراج ویژگی‌های مورفولوژی به منظور طبقه‌بندی محصول چغندرقد از گونه‌های علف‌هرز (گوش خرگوش^۵، سلمک^۶، تاج خروس^۷ و شلمی^۸) استفاده کردند. در این پژوهش سامانه‌ای مبتنی بر الگوریتم‌های شبکه عصبی پس انتشار خطا^۹ (BPNN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به منظور طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف‌هرز توسعه یافت. این محققین دقت طبقه‌بندی با الگوریتم‌های شبکه عصبی پس انتشار خطا (BPNN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) را به ترتیب ۸۶٪ و ۸۸٪ گزارش کردند [۹]. در پژوهشی دیگر [۳۴] به منظور طبقه‌بندی گیاه فلفل^{۱۰} از گونه‌های علف‌های هرز (تاج خروس، بوقناق^{۱۱}، سلمک، حلفه^{۱۲} و ارزنی سبز^{۱۳}) از ویژگی‌رنگی و مورفولوژی در طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده کردند و مطابق نتایج بدست آمده دقت طبقه‌بندی ۹۷٪ گزارش گردید. اگرچه در تحقیق [۳۵] نتایج مشابهی با تحقیق حاضر گزارش شده است اما تفاوت بصری محصول فلفل با نمونه علف‌های هرز ذکر شده (تفاوت رنگی بسیار زیاد علف‌های هرز بوقناق (آبی/بنفش) و تاج خروس (بنفش/قرمز/زرد) و همچنین تفاوت مورفولوژی برگ علف‌های هرز حلفه و ارزنی سبز) بسیار زیاد می‌باشد و به نظر می‌رسد سامانه توسعه داده شده توسط این محققین کار دشواری در تشخیص محصول از گونه‌های علف‌های هرز ذکر شده نداشته است.

[۳۳] پژوهشی را به منظور ایجاد یک سامانه تشخیص خودکار علف‌های هرز در مزارع فلفل را پیاده‌سازی نمودند. در این پژوهش از سه الگوریتم جنگل تصادفی^۱ (RF)، ماشین بردار پشتیبان^۲ (SVM) و الگوریتم K-نزدیکترین همسایه^۳ (KNN) استفاده شد. بر اساس نتایج با استفاده از الگوریتم‌های جنگل تصادفی (RF)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و الگوریتم K-نزدیکترین همسایه (KNN) به ترتیب ۹۶٪، ۹۴٪ و ۶۳٪ گزارش کردند. در پژوهشی دیگر از شبکه‌های عصبی کانولوشنال عمیق^۴ به منظور شناسایی محصول از علف‌های هرز (پهن برگ) در مزارع گندم استفاده گردید [۳۴]. این محققین مقدار F_{Score} شبکه را با ۹۴٪ گزارش کردند. اگرچه در پژوهش [۳۴] میزان F_{Score} بیشتر از پژوهش حاضر گزارش شده است اما از لحاظ بصری تفاوت فاحشی میان محصول گندم (گیاه باریک برگ) و علف‌های هرز پهن برگ - بوده که این مساله به وضوح مشخص و تشخیص آن سامانه را به چالش نمی‌کشد.

در آزمایش دوم به منظور توسعه علمی و عملی سمپاش هوشمند؛ مجموعه از تصاویر (محصول و گونه‌های علف‌هرز) به منظور آموزش الگوریتم‌های پیشنهادی استفاده گردید. تصاویر استفاده شده برای مرحله آموزش هر دو الگوریتم پیشنهادی (BOVW و HOG+PCA) ثابت در نظر گرفته شدند. نتایج بدست آمده از مرحله آموزش نشان از دقت بالای الگوریتم BOVW در طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف‌هرز دارد (جدول ۲). مطابق نتایج بدست آمده از مرحله آموزش، الگوریتم BOVW به خوبی با میزان دقت، اطمینان و حساسیت

⁵ Hares-ear-mustard

⁶ Lambsquarters

⁷ Pigweed

⁸ Turnip-weed

⁹ Back Propagation Neural Network

¹⁰ Capsicum frutescens L.

¹¹ Eryngium Billardieri

¹² Imperatocylindrica

¹³ P. Beauv

¹ Random Forest

² Support Vector Machine

³ K-Nearest Neighbours

⁴ Deep Convolutional Neural Networks

جدول ۲. نتایج مرحله آموزش الگوریتم BOVW در طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف‌هرز
پیش‌بینی گروه (%)

F _{Score}	ضریب کاپای کوهن (%)	حساسیت (%)	دقت (%)	چغندر قند	شنبليله	خردل وحشی	پنیرک	نوع گیاه
۹۷/۳۷	۹۶/۴۰	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۰	۱۰۰	پنیرک
		۹۶/۷۴	۱۰۰	۰	۰	۱۰۰	۰	خردل وحشی
		۱۰۰	۸۹/۲۱	۷/۴۳	۸۹/۲۱	۳/۳۶	۰	شنبليله
		۹۳/۰۸	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۰	چغندر قند
		۹۷/۴۵	۹۷/۳۰					

پس از مرحله آموزش الگوریتم‌های پیشنهادی علاوه بر تشخیص محصول از علف‌های هرز قادر به تشخیص گونه علف‌های هرز نیز می‌باشد. در سامانه سمپاش هوشمند ویژگی نمایش برخط عملکرد تشخیص محصول و علف‌های هرز نیز فراهم شده است. پس از تشخیص محصول و علف‌های هرز پیکسل‌های محصول به رنگی آبی و پیکسل‌های علف‌های هرز پنیرک، خردل وحشی و شنبليله به ترتیب به رنگ‌های فیروزه‌ای، قرمز و زرد برچسب گذاری شدند. در نهایت به منظور ایجاد تمایز بیشتر در نمایش بصری، محدوده حضور گیاه (محصول و نوع علف‌های هرز) با کادر رنگی متناسب با مرحله برچسب گذاری نمایش داده می‌شوند (شکل ۱۴).

مطابق جدول (۳) الگوریتم HOG + PCA توانست با دقت و اطمینان بیش از ۹۱٪ محصول و علف‌های هرز را در مرحله آموزش طبقه‌بندی کند. کمترین و بیشترین درصد خطا در طبقه‌بندی به ترتیب برابر ۰ و ۲۷/۴۶٪ مربوط به گیاهان پنیرک و شنبليله می‌باشد. میزان خطای کل آموزش در الگوریتم‌های BOVW و HOG + PCA به ترتیب برابر ۲/۷۷ و ۹/۱۱ درصد می‌باشد. اگر چه میزان خطای آموزش در روش HOG + PCA نسبت به روش BOVW بیشتر بوده است اما نتایج حاصل از آموزش الگوریتم HOG + PCA نشان از دقت قابل قبول این الگوریتم در تشخیص محصول از گونه‌های علف‌هرز دارد [۳۶].

جدول ۳. نتایج مرحله آموزش الگوریتم HOG + PCA در طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف‌هرز
پیش‌بینی گروه (%)

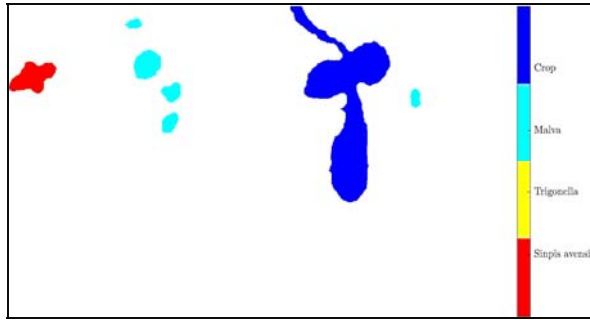
F _{Score}	ضریب کاپای کوهن (%)	حساسیت (%)	دقت (%)	چغندر قند	شنبليله	خردل وحشی	پنیرک	نوع گیاه
۹۲/۰۹	۸۸/۸۶	۸۶/۱۹	۱۰۰	۰	۰	۰	۱۰۰	پنیرک
		۹۷/۹۴	۹۶/۶۶	۳/۳۴	۰	۹۶/۶۶	۰	خردل وحشی
		۹۹/۲۲	۷۲/۵۴	۱۱/۴۵	۷۲/۵۴	۰	۱۶/۰۱	شنبليله
		۸۶/۸۱	۹۷/۴۰	۹۷/۴۰	۰/۵۷	۲/۰۳	۰	چغندر قند
		۹۲/۵۴	۹۱/۶۵					



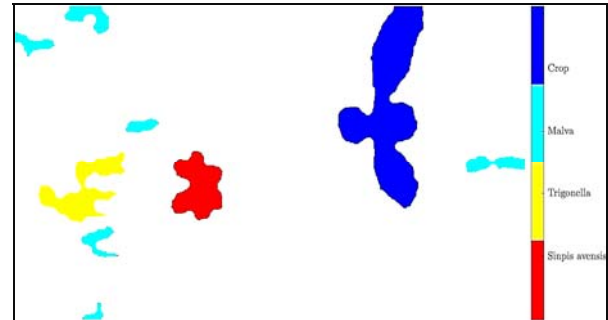
ت



الف



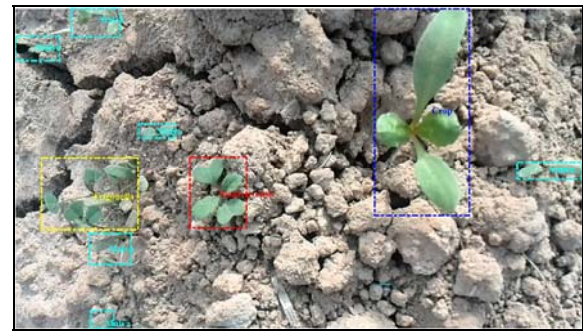
ج



ب



د



پ

شکل ۱۴- نحوه‌ی نمایش عملکرد سامانه سمپاش هوشمند به صورت بصری

سامانه سمپاش هوشمند در این حالت توانست به خوبی با دقت، اطمینان و حساسیت بیش از ۹۴٪ محصول را از گونه‌های علف‌هرز به صورت برخط تشخیص دهد (جدول ۴). در آزمون انجام شده بیشترین دقت طبقه‌بند مربوط به چغندرقد و گیاه پنیرک با مقدار ۱۰۰٪ و کمترین دقت طبقه‌بند مربوط به گیاه شنبلیله با دقت ۷۹/۰۹٪ محاسبه گردید. علت کاهش دقت سامانه هوشمند شباهت ظاهری گیاه پنیرک و شنبلیله در طی مرحله اولیه رشد می‌باشد.

پس از آموزش الگوریتم‌های تشخیص، سامانه سمپاش هوشمند وارد مزرعه گردید. به منظور ارزیابی سامانه سمپاش توسعه یافته؛ محصول و علف‌های هرز در بین و روی ردیف‌های کشت برچسب‌گذاری شدند. لیل‌ها به صورت ماتریس وارد سامانه سمپاش شدند و پس ورود سامانه سمپاش به مزرعه و همزمان با تشخیص، نمونه تشخیص داده شده با نمونه واقعی مقایسه شده و در نهایت خروجی به صورت ماتریس درهم‌ریختگی ذخیره شد. در ارزیابی میدانی ابتدا سامانه سمپاش هوشمند با الگوریتم توسعه یافته BOVW وارد مزرعه گردید.

جدول ۴. نتایج الگوریتم BOVW در طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف‌هرز

F _{Score}	ضریب کاپای (% کوهن)	حساسیت (%)	دقت (%)	پیش‌بینی گروه (%)			
				چغندر قند	شنبليله	خردل وحشی	پنیرک
۹۴/۴۴	۹۲/۱۷	۸۵/۴۶	۱۰۰	۰	۰	۰	۱۰۰
		۹۶/۱۵	۹۷/۴۴	۲/۵۶	۰	۹۷/۴۴	۰
		۱۰۰	۷۹/۰۹	۰	۷۹/۰۹	۳/۹۰	۱۷/۰۱
		۹۷/۵۰	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۰
		۹۴/۷۷	۹۴/۱۳				

اما میزان تشخیص علف هرز خردل وحشی در سمپاش هوشمند با الگوریتم BOVW نسبت به پژوهش دیرمان و همکاران (۲۰۱۸) افزایش داشته است. اگرچه میزان تشخیص چغندر قند در پژوهش‌های ذکر شده نسبت به تشخیص سامانه سمپاش هوشمند با استفاده از الگوریتم HOG + PCA بیشتر می‌باشد، اما شایان ذکر می‌باشد پژوهش حاضر به صورت برخط بوده است و در شرایط واقعی سمپاشی بدست آمده است در صورتی که نتایج پژوهش‌های ذکر شده در حالت ایستا حاصل شدند.

پس از ارزیابی سمپاش هوشمند با الگوریتم BOVW، مجدداً سامانه سمپاش با الگوریتم HOG + PCA وارد مزرعه شد. نتایج حاصل از این آزمایش نشان از دقت قابل قبول سامانه سمپاش توسعه یافته در تشخیص محصول از گونه‌های علف-هرز دارد (جدول ۶). سامانه توسعه یافته با الگوریتم HOG + PCA در حالت کلی با دقت، اطمینان و حساسیت بیش از ۸۸٪ توانست بین محصول و گونه‌های علف‌هرز تمایز ایجاد نماید. مطابق نتایج حاصل شده بیشترین و کمترین دقت طبقه‌بند به ترتیب مربوط به علف‌هرزهای پنیرک و شنبليله با مقادیر ۹۶/۶۶٪ و ۶۷/۶۰٪ محاسبه نمود. [۲۴] در پژوهشی با به کارگیری الگوریتم‌های شبکه عصبی پس انتشار خطا (BPNN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به طبقه‌بندی محصول از گونه علف‌های هرز رایج مزارع چغندر قند پرداختند. مطابق نتایج گزارش شده برای مزارع چغندر قند بیشترین دقت تشخیص مربوط به گیاهان چغندر قند و شلمی برابر ۱۰۰٪ و کمترین دقت تشخیص مربوط به گیاه گوش خرگوش با ۸۶/۸۰٪ بود. در پژوهشی دیگر به منظور تعیین نوع پوشش گیاهی (ذرت^۱، چغندر قند، بابونه^۲، گندمک^۳، کیسه کشیش^۴، علف شیر^۵، خردل وحشی و سلمک) از طبقه طبقه SVM استفاده کردند [۳۷]. [۳۸] در پژوهشی مشابه با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنال (DenseNet^۱، GoogLeNet و ResNet^۲) به تشخیص علف هرز از محصول پرداختند که در بهترین حالت گزارش شده مقدار Fscore بیش از ۹۲٪ بوده است. مطابق نتایج حاصل شده بیشترین و کمترین میزان دقت طبقه‌بند SVM به ترتیب مربوط به گیاه ذرت و علف شیر با مقادیر ۹۹/۰۷٪ و ۷۶/۰۸٪ بود. دقت تشخیص محصول در سمپاش هوشمند با الگوریتم BOVW با پژوهش [۲۴] همسو و برابر بوده است،

^۱ Maze

^۲ Scentless Mayweed

^۳ Stellaria Media

^۴ Shepherd's-purse

^۵ Cleavers

^۶ Densely Connected Convolutional Networks

^۷ Residual Network

جدول ۵. نتایج الگوریتم HOG + PCA در طبقه‌بندی محصول از گونه‌های علف‌هرز

F _{Score}	ضریب کاپای کوهن (%)	پیش‌بینی گروه (%)						
		حساسیت (%)	دقت (%)	چغندر قند	شنبليله	خردل وحشی	پنیرک	نوع گیاه
۸۸/۵۲	۸۴/۰۴	۷۷/۳۹	۹۶/۶۶	۰	۳/۳۴	۰	۹۶/۶۶	پنیرک
		۹۵	۹۴/۵۳	۵/۴۷	۰	۹۴/۵۳	۰	خردل وحشی
		۹۳/۰۷	۶۷/۶۰	۴/۱۷	۶۷/۶۰	۰	۲۸/۲۳	شنبليله
		۹۰/۶۳	۹۳/۳۳	۹۳/۳۳	۱/۶۹	۴/۹۸	۰	چغندر قند
		۸۹/۰۲	۸۸/۰۳					

مطابق نتایج جدول (۶) نرخ پاشش صحیح در هر دو حالت (در دو حالت On-Off و VRT) در سطح ۵ درصد معنی دار نبوده است که نشان از ثبات عملکرد الگوریتم‌های پیشنهادی در تشخیص محصول از گونه‌های علف‌هرز دارد. از طرفی با توجه به نرخ متغیر بودن سامانه سمپاش ارائه شده (کالیبره شده بر اساس مساحت و استفاده از نرخ پاشش مناسب) انتظار می‌رود مقدار مصرف علف‌کش به صورت قابل توجهی کاهش یابد. نوع الگوریتم‌های استفاده شده در هر دو حالت سمپاشی (حالت On-Off و VRT)، تفاوت معنی‌داری در میزان مصرف علف‌کش نداشتند ($p > 0.05$)؛ در حالی که نوع پاشش بر میزان مصرف را در سطح ۵ درصد معنی‌دار بود. مطابق نتایج میزان مصرف علف‌کش در سمپاش On-Off با الگوریتم‌های BOVW و HOG + PCA در مقایسه با سمپاش مرسوم پشت تراکتوری به ترتیب با ۷۲/۷۵٪ و ۶۹/۳۸٪ کاهش را به همراه داشته است. این مقادیر برای سمپاش نرخ متغیر در مقایسه با سمپاش رایج با الگوریتم‌های BOVW و HOG + PCA به ترتیب ۷۸/۹۳٪ و ۷۶/۶۸٪ محاسبه گردید. استفاده از سمپاش هوشمند ارائه شده در تحقیق حاضر علاوه بر کاهش هزینه مالی استفاده از علف‌کش‌های شیمیایی، آلودگی‌های زیست محیطی ناشی از آن را نیز به صورت چشمگیری کاهش می‌دهد. با توجه به این موضوع که در بهترین و بدترین حالت نرخ پاشش صحیح سمپاش هوشمند به ترتیب ۹۷/۸۸٪ و ۹۳/۷۱٪ بوده است، همچنین این سامانه در زمینه کشاورزی دقیق قابلیت تجاری سازی را دارد [۳۶].

نتایج بدست آمده از آزمایش دوم و مقایسه عملکرد سامانه سمپاش توسعه یافته با الگوریتم‌های ارائه شده نشان از کارآمد بودن سامانه حاضر در تشخیص محصول از علف‌های هرز می‌باشد. الگوریتم BOVW به علت قدرت و اطمینان بالا در تشخیص محصول از گونه‌های علف‌هرز نسبت به الگوریتم HOG + PCA پیشنهاد می‌گردد. به منظور بررسی میزان مصرف علف‌کش‌های شیمیایی توسط سامانه سمپاش توسعه یافته (در دو حالت On-Off و VRT) و مقایسه آن با یک نوع سمپاش رایج پشت تراکتوری (ساخت کشور ترکیه) آزمایشی صورت پذیرفت. این آزمایش در مسافت طولی ۴۵ متر از مزرعه کشت چغندر قند، تعداد ۷۹۴ بوته محصول و ۱۲۰ علف‌هرز (از سه گونه) در سه ردیف کشت مورد بررسی قرار گرفت. به منظور اطمینان از عملکرد سامانه سمپاش علف‌های هرز در بین و روی ردیف‌های کشت محصول لیل-گذاری شدند. عملکرد سامانه سمپاش در دو حالت On-Off و VRT در شرایط واقعی مزرعه مورد بررسی قرار گرفت و در هر حالت دو الگوریتم پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفتند. سامانه سمپاش توسعه یافته (در حالت On-Off) میزان مصرف علف‌کش را در عملیات سمپاشی با شرایطی مشابه و استفاده از الگوریتم‌های پیشنهادی BOVW و HOG + PCA به ترتیب ۴۸۵/۰ و ۵۴۵/۰ لیتر به ثبت رساند. این میزان مصرف با استفاده از سامانه سمپاش هوشمند در حالت نرخ متغیر و استفاده از الگوریتم‌های پیشنهادی BOVW و HOG + PCA به ترتیب ۲۲/۶۸٪ و ۲۳/۸۵٪ کاهش یافت و به مقدار ۳۷۵/۰ و ۴۱۵/۰ لیتر رسید.

جدول ۶. مقایسه عملکرد دو روش ارائه شده (BOVW و HOG + PCA) با سمپاش مرسوم بوم‌دارپشت تراکتوری (۱۲۰ علف هرز و ۱۲۸۶ بلوک)

درصد کاهش مصرف علف کش	میزان مصرف علف کش (Lit)	درصد اسپری نادرست	درصد اسپری صحیح	تعداد بلوک‌های اسپری شده نادرست	تعداد بلوک‌های اسپری شده صحیح	تعداد بلوک‌های اسپری شده	درصد علف‌های هرز سمپاشی شده	تعداد علف‌های هرز سمپاشی شده	نوع سمپاشی
۷۲/۷۵	۰/۴۸۵ ^b	۲/۹۱	۹۷/۰۹ ^a	۱۱	۳۶۸	۳۷۹	۹۸/۳۳	۱۱۸	سمپاش on-off با استفاده از الگوریتم BOVW
۶۹/۳۸	۰/۵۴۵ ^b	۶/۲۸	۹۳/۷۱ ^a	۲۵	۳۷۳	۳۹۸	۹۵/۸۳	۱۱۵	سمپاش on-off با استفاده از الگوریتم HOG + PCA
۷۸/۹۳	۰/۳۷۵ ^a	۲/۱۲	۹۷/۸۸ ^a	۸	۳۶۹	۳۷۷	۹۹	۱۱۹	سمپاش نرخ متغیر (VRT) با استفاده از الگوریتم BOVW
۷۶/۶۸	۰/۴۱۵ ^a	۴/۸۲	۹۵/۱۷ ^a	۱۹	۳۷۵	۳۹۴	۹۴/۱۶	۱۱۳	سمپاش نرخ متغیر (VRT) با استفاده از الگوریتم BOVW
—	۱/۷۸ ^c	—	—	—	—	—	—	—	سمپاش پشت تراکتوری

حروف مشترک نشان از عدم معنی داری در سطح ۵ درصد می‌باشد.

را بر روی علف‌های هرز (مختصات داده شده) انجام دهد. گزارشات اعلام شده توسط محققین سازنده این ربات نشان می‌دهد که میزان کاهش مصرف سموم بیش از ۳۷٪ نسبت به سمپاشی مرسوم بوده است. نتایج نشان داد سامانه سمپاش ارائه شده در بهترین و بدترین حالت سمپاشی به ترتیب ۷۸/۹۳٪ و ۶۹/۳۸٪ میزان مصرف علف‌کش را کاهش داده است. مطابق نتایج بدست آمده بهترین حالت سمپاش هوشمند در حالت نرخ متغیر و استفاده از الگوریتم تشخیص BOVW می‌باشد.

نتیجه‌گیری

باتوجه به اهمیت مدیریت و کنترل علف‌های هرز در مزرعه و با آگاهی نسبت به مضرات سموم شیمیایی و عواقب آن‌ها بر روی سلامتی انسان، استفاده از فناوری‌های جدید به منظور کاهش استفاده از سموم شیمیایی امری الزامی خواهد بود. بدین منظور یک سامانه سمپاش هوشمند نرخ متغیر برای تشخیص علف‌های از محصول در مزرعه چغندر قند بر اساس تکنولوژی بینایی ماشین طراحی و ساخته شد. در این پژوهش

[۳۹] در پژوهشی نرخ کاهش مصرف علف‌کش‌ها با استفاده از سیستم مکان یابی علف‌های هرز را ۳۷٪ گزارش کردند. در پژوهشی دیگر از الگوریتم‌های یادگیری عمیق به منظور توسعه یک سامانه سمپاش هوشمند با قابلیت شناسایی علف‌های هرز و یک نوع بیماری (بلایت زودرس^۱) در محصول سیب زمینی استفاده شده است. طبق نتایج گزارش شده این سامانه توانست میزان مصرف سموم شیمیایی را ۵۱٪-۴۷٪ کاهش دهد [۴۰]. در پژوهشی مشابه با استفاده از مدل‌های YOLOv3 و YOLOv3 بهینه شده سامانه سمپاش هوشمندی به منظور تشخیص علف‌های هرز مزارع سیب زمینی ارائه دادند. طبق نتایج ارائه شده توسط این پژوهشگران، سامانه سمپاش ارائه شده در کاهش میزان استفاده از سموم شیمیایی کارآمد بوده و نرخ مصرف سموم شیمیایی را تا ۴۳٪ کاهش می‌دهد [۴۱]. [۴۲] رباتی به منظور پاشش علف‌کش بر روی علف‌های هرز از پیش تعیین شده توسعه دادند. این ربات قادر بوده در بین ردیف‌های کشت استاندارد حرکت نموده و در صورت نیاز مسیر حرکت خود را اصلاح کند و عملیات پاشش

¹ Early Blight

- discrimination," In International conference on artificial intelligence and soft computing, pp. 517-527. Springer, 2015.
- [8] Abouzahir, S., Sadik, M., Sabir, E, "Enhanced approach for weeds species detection using machine vision," In 2018 international conference on electronics, control, optimization and computer science (ICECOCS) (pp. 1-6). IEEE, 2018.
- [9] Bakhshipour, A., Jafari, A, "Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features," *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 153-160, 2018.
- [10] Herrera, P. J., Dorado, J., Ribeiro, A., "A novel approach for weed type classification based on shape descriptors and a fuzzy decision-making method," *Sensors*, 14(8), 15304e15324, 2014.
- [11] Rumpf, T., R€omer, C., Weis, M., S€okefeld, M., Gerhards, R., Plu"mer, L, "Sequential support vector machine classification for small-grain weed species discrimination with special regard to *Cirsium arvense* and *Galium aparine*," *Computers and Electronics in Agriculture*, 80, 89e96, 2012.
- [12] Bakhshipour-Ziyaratgahi, A., Jafari, A., Imam, Y., Nasiri, S. M., Kamgar, S. Zare, D, "Application of generalized hough transformation in diagnosis of sugar beet from herb weeds using visual machine," *Agric. Mach. J.* 7(1): 73-85, 2017.
- [13] Kumar, D. A., Prema, P. A., "novel wrapping curvelet transformation based angular texture pattern (wctatp) extraction method for weed identification," *ICTACT Journal on Image and Video Processing*, 6(3), 2016.
- [14] Gai, J., Tang, L., Steward, B. L., "Automated crop plant detection based on the fusion of color and depth images for robotic weed control," *Journal of Field Robotics*, 37(1), 35-52, 2020.
- [15] Hiremath, S., Tolpekin, V. A., van der Heijden, G., and Stein, A, "Segmentation of *Rumex obtusifolius* using Gaussian Markov random fields," *Machine vision and applications*, 24(4), 845-854, 2013.
- [16] Rehman, T. U., Zaman, Q. U., Chang, Y. K., Schumann, A. W., Corscadden, K. W, "Development and field evaluation of a machine vision based in-season weed detection system for wild blueberry," *Computers and Electronics in Agriculture*, 162, 1-13, 2019.
- [17] Farooq, A., Hu, J., Jia, X, "Analysis of spectral bands and spatial resolutions for weed classification via deep convolutional neural network," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(2), 183e187, 2018.
- [18] Bosilj, P., Duckett, T., "Cielniak, G, Analysis of morphology-based features for classification of crop and weeds in precision agriculture," *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(4), 2950e2956, 2018.
- [19] Wang, Aichen, Wen Zhang, Xinhua Wei. "A review on weed detection using ground-based machine vision and

با الهام از بسته کلمات تصویری، برای بهبود عملکرد روش هیستوگرام شیب‌های جهت‌گرا، استفاده متفاوتی از توصیف‌گر آن ارائه گردید. مطابق نتایج بدست آمده سامانه سمپاش هوشمند در حالتی که سامانه با الگوریتم توسعه یافته بسته کلمات تصویری وارد مزرعه گردید توانست به خوبی با دقت، اطمینان و حساسیت بیش از ۹۴٪ محصول را از گونه‌های علف‌هرز به صورت برخط تشخیص دهد. بعلاوه نتایج نشان داد سامانه سمپاش ارائه شده در بهترین و بدترین حالت سمپاشی به ترتیب ۷۸/۹۳٪ و ۶۹/۳۸٪ میزان مصرف علف‌کش را کاهش داده است. براساس نتایج حاصل بدست آمده، سامانه سمپاش هوشمند ارائه شده می‌تواند جایگزین مناسبی برای استفاده از سمپاش‌های معمولی گردد و علاوه بر کاهش هزینه‌های ناشی از مصرف علف‌کش سبب کاهش آلودگی محیط زیست نیز می‌گردد. در استفاده از سامانه سمپاش هوشمند ارائه شده می‌بایست مواردی از قبیل: ارتفاع دوربین تا سطح زمین (به منظور پوشش دهی مناسب)، بررسی عملکرد دوربین و اتصالات، اطمینان از روشنایی پروژکتور (یکنواخت بودن نورپردازی) و استفاده از سرعت پیش‌روی یکنواخت را مدنظر داشت.

سپاس‌گزاری

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

منابع

- [1] SShi, X., An, X., Zhao, Q., Liu, H., Xia, L., Sun, X., and Guo, Y., "State-of-the-art internet of things in protected agriculture," *Sensors*, 19(8), 1833., 2019.
- [2] Cardina, J., Webster, T. M., Herms, C. P., Regnier, E. E., "Development of weed IPM: levels of integration for weed management. In *Expanding the Context of Weed Management*," pp. 239-267, CRC Press, 2020.
- [3] Gianessi, L. P. "Importance of pesticides for growing rice in South and South East Asia," *International pesticide benefit case study*, 108, 30-33., 2014.
- [4] Wang, A., Zhang, W., Wei, X, "A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*," 158, 226e240, 2019a.
- [5] Tellaeche, A., Pajares, G., Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., "A computer vision approach for weeds identification through support vector machines. *Appl. Soft Comput.*" 11, 908-915, 2011.
- [6] Shirzadifar, A., Bajwa, S., Mireei, S. A., Howatt, K., Nowatzki, J., "Weed species discrimination based on SIMCA analysis of plant canopy spectral data," *Biosystems Engineering*, 171, 143-154., 2018.
- [7] Cheng, B., Matson, E. T., "A feature-based machine learning agent for automatic rice and weed

- [33] Islam, N., Rashid, M.M.; Wibowo, S., Xu, C.-Y., Morshed, A.; Wasimi, S.A.; Moore, S.; Rahman, S.M., "Early Weed Detection Using Image Processing and Machine Learning Techniques in an Australian" *Chilli Farm. Agriculture*, 11, 387, 2021.
- [34] Zhuang, J., Li, X., Bagavathiannan, M., Jin, X., Yang, J., Meng, W. and Yu, J, Evaluation of different deep convolutional neural networks for detection of broadleaf weed seedlings in wheat. *Pest Management Science*, 78(2), 521-529, 2022.
- [35] Ahmed, F., Al-Mamun, H. A., Bari, A. H., Hossain, E., Kwan, P., "Classification of crops and weeds from digital images: A support vector machine approach," *Crop Protection*, 40, 98-104, 2012.
- [36] Aitkenhead, M., "Using artificial intelligence to model complex systems," University of Aberdeen (United Kingdom), 2003.
- [37] Dyrmann, M., Christiansen, P., Midtby, H. S., "Estimation of plant species by classifying plants and leaves in combination," *Journal of Field Robotics*, 35(2), 202-212, 2018.
- [38] Xiaojun, J., Teng, L., Zhe, Y., Jiachao X., Muthukumar, B., Xiaowei, H., Zhengwei, X., Xin, C., Jialin, Y., Yong, C., "Precision weed control using a smart sprayer in dormant bermudagrass turf", *Crop Protection*, 172, 0261-2194, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2023.106302>.
- [39] Lopez Correa, J., Karouta, J., Bengochea-Guevara, J., Ribeiro, A., Peteinatos, G., Gerhards, R., Andújar, D. (Eds.) "Neural-network-based classifier for on-line weed control in corn and tomato fields," In Proceedings of the XVI European Society for Agronomy Congress, Sevilla, Spain, 1-4 September 2020.
- [40] Farooque, A. A., Hussain, N., Schumann, A. W., Abbas, F., Afzaal, H., McKenzie-Gopsill, A., Wang, X., "Field evaluation of a deep learning-based smart variable-rate sprayer for targeted application of agrochemicals," *Smart Agricultural Technology*, 3, 100073, 2023.
- [41] Hussain, N., Farooque, A. A., Schumann, A. W., McKenzie-Gopsill, A., Esau, T., Abbas, F. and Zaman, Q., "Design and development of a smart variable rate sprayer using deep learning," *Remote Sensing*, 12(24), 4091, 2020.
- [42] Li, L.; He, X.; Xiao, Y.; Jiao, T.; Li, W. Design and Experimental Verification of Targeted and Variable Sprayer for the Potato. *Agriculture* 2023, 13, 797. <https://doi.org/10.3390/agriculture13040797>
- image processing techniques." *Computers and electronics in agriculture* 158, 226-240, 2019.
- [20] Hiremath, S., van der Heijden, G. W. A. M., Van Evert, F. K., Stein, A., "The role of textures to improve the detection accuracy of *Rumex obtusifolius* in robotic," *systems. Weed research*, 52(5), 430-440, 2012.
- [21] Young, S. L., "Beyond precision weed control: A model for true integration," *Weed Technology*, 32(1), 7e10, 2018.
- [22] Gini, R., Sona, G., Ronchetti, G., Passoni, D., Pinto, L., "Improving tree species classification using uas multispectral images and texture measures," *ISPRS International Journal of Geo- Information*, 7(8), 315, 2018.
- [23] Pflanz, M., Nordmeyer, H., Schirmann, M., "Weed mapping with UAS imagery and a bag of visual words based image classifier," *Remote Sensing*, 10(10), 1530, 2018.
- [24] Abouzahir, S., Sadik, M., Sabir, E., "Bag-of-visual-words-augmented Histogram of Oriented Gradients for efficient weed detection," *Biosystems Engineering*, 202, 179-194, 2021.
- [25] Biabi, H., Mehdizadeh, S. A., Salmi, M. S., "Design and implementation of a smart system for water management of liliun flower using image processing," *Computers and Electronics in Agriculture*, 160, 131-143, 2019.
- [26] Kone_cný, J., Hagara, M., "One-shot-learning gesture recognition using hog-hof features," *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 2513e2532, 2014.
- [27] Kaaniche, M. B., Br_emon, F., "Tracking hog descriptors for gesture recognition," In 2009 sixth IEEE international conference on advanced video and signal based surveillance (pp. 140-145). IEEE, 2009.
- [28] Gonzalez, R. C., Wood, R. E., Eddins, S. L., "Digital Image Processing" using Matlab. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2004.
- [29] CHI QIN, L. A. I., TEOH, S. S., "An efficient method of HOG feature extraction using selective histogram bin and PCA feature reduction," *Advances in Electrical and Computer Engineering*. 16(4): 101-108, 2016.
- [30] Christensen, S., Heisel, T., Walter, M., "Patch spraying in cereals," *Proc. of Second Int. Weed Control Congress, Copenhagen, Denmark*, pp. 963-938, 1996.
- [31] Dalal, N., Triggs, B., "Histograms of oriented gradients for human detection," In *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR '05)* (Vol. 1, pp. 886-893). Ieee, 2005.
- [32] Sibil, A., Godin, N., R'Mili, M., Maillet, E., Fantozzi, G., "Optimization of acoustic emission data clustering by a genetic algorithm method," *Journal of nondestructive evaluation*, 31, 169-180., 2012.



فاطمه کاظمی کرجی مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۹۶ و ۱۳۹۸ در رشته مهندسی مکانیک بیوسیستم گرایش فناوری پس از برداشت، از دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان دریافت کرد.

علاقه‌مندی علمی ایشان پردازش تصاویر دیجیتال در کشاورزی است.



سامان آبدانان مهدی‌زاده مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۷ در رشته مهندسی مکانیک بیوسیستم از دانشگاه شهید چمران اهواز و تربیت مدرس تهران دریافت کرد. در سال ۱۳۹۲

مدرک دکتری خود را در گرایش مکترونیک و سامانه‌های هوشمند در کشاورزی از دانشگاه تربیت مدرس تهران اخذ نمود. ایشان از سال ۱۳۹۲ عضو هیئت علمی در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان است و به عنوان محقق مدعو در دانشگاه کوینزلند استرالیا، دانشگاه ایالتی کمپیناس برزیل و دانشگاه پوترا مالزی فعالیت می‌کند. علاقه‌مندی‌های علمی ایشان پردازش سیگنال‌ها و تصاویر دیجیتال در کشاورزی است.



هادی اورک مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۹۴ و ۱۳۹۶ در رشته مهندسی مکانیک بیوسیستم گرایش طراحی و ساخت از دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان دریافت کرد. علاقه‌مندی‌های علمی ایشان پردازش تصاویر دیجیتال در کشاورزی است.