

ساخت و ارزیابی سامانه فراصوتی به منظور تشخیص چند گونه علف‌هرز

دانیال گندم زاده^۱ - عباس روحانی^{۲*} - محمدحسین عباسپور فرد^۳ - محمود رضا گلزاریان^۴ - علی محمدزاده^۵ -

ابراهیم ایزدی دربندی^۶

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۱۱/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۴/۳۱

چکیده

این تحقیق در سال ۱۳۹۳ با هدف امکان‌سنجی تشخیص چند گونه علف‌هرز رایج شامل خرفه (*Portulacaceae*)، سلمه تره (*Chenopodium album* L.)، خارخسک (*Tribulus terrestris* L.)، تاج خروس خوبیده (*Amaranthus retroflexus* L.) و علف شور (*Salsola iberica*)، در مزرعه تحقیقاتی دانشگاه فردوسی مشهد با گسیل امواج فراصوتی و بررسی موج بازگشتی از گونه‌های علف‌هرز مذکور مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج نشان داد که وجود تفاوت در ویژگی‌های بافتی بین گونه‌های علف‌هرز، موجب تغییرات مقدار و الگوی دامنه موج فراصوت بازگشتی از آنها می‌شود. همچنین مقایسه میانگین ویژگی‌های آماری بین امواج فراصوتی بازگشتی از گونه‌های علف‌های هرز مختلف این اختلافات را تایید کرد. از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با الگوریتم آموزشی با نرخ یادگیری کاهشی برای جداسازی و شناسایی گونه‌های علف‌هرز استفاده شد. در گام اول اقدام به شناسایی همزمان تمام گونه‌ها از یکدیگر شد. نتایج مرحله آموزش شبکه عصبی نشان داد که خطای تشخیص تنها برای سلمه تره برابر با ۱۶/۶۷ درصد است و خطای تشخیص سایر گونه‌ها برابر با صفر درصد است. اما درصد خطای تشخیص برای تمام گونه‌ها در مرحله آزمایش بیش از ۵۰ درصد شد. بنابراین از روش کلاس‌بندی تریبی دو تایی طی چهار مرحله استفاده شد. در این روش ۱۱ شبکه عصبی طراحی شد و از بین آنها ۴ شبکه عصبی انتخاب گردید. نتایج نشان داد که به ترتیب در مرحله اول خارخسک، در مرحله دوم تاج خروس، در مرحله سوم خرفه به طور کامل شناسایی و از سایر گونه‌ها تفکیک شد. همچنین در مرحله چهارم دو گونه سلمه تره و علف شور به طور کامل از یکدیگر جدا شدند.

واژه‌های کلیدی: برد الکترونیکی، شبکه عصبی، کلاس‌بندی، ویژگی‌های آماری

مقدمه

توانسته‌اند به نتایج قابل توجهی دست یابند به طوری که پریز و همکاران (۱۹) با تصویربرداری از نزدیک سطح زمین و استفاده از اطلاعات رنگی توانستند پوشش گیاهی را از زمینه تمیز دهند و سپس به کمک شیوه‌های تحلیلی شکلی، علف‌های هرز را از غلات تفکیک نمایند؛ فناوری که در این مطالعه به کار گرفته شد، نشان دهنده پتانسیل خوب جهت تخمین توزیع علف‌هرز علی‌رغم مشکلات ناشی از شباهت طیف بازگشتی حاصله از علف‌هرز و گیاه زراعی بود؛ علاوه بر این آلچانانیس و همکاران (۲) موفق به ارزیابی تفکیک علف‌هرز از محصول زراعی پنبه به کمک یک ابزار خودکار (مستعمل بر حسگر چند طیفی^۳) و نیز الگوریتم تشخیص^۴ که از ویژگی‌های طیف بازگشتی و ویژگی‌های آماری بهره می‌برد شدند؛ در این روش خطای تشخیص در قسمتی که مورد هجوم علف‌هرز قرار گرفته بود معادل ۱۴٪ و میزان تشخیص نادرست برابر ۱۵٪ شد که نتایج، توانایی خوب این روش در تشخیص علف‌هرز را به اثبات رساند؛ جی و همکاران (۹)

طی ده‌های اخیر نگرانی‌های زیست محیطی پیرامون کنترل علف‌های هرز متخصصان را به یافتن راهکارهایی با کم‌ترین آسیب زیست محیطی واداشته است. در کشاورزی دقیق برای کنترل علف‌های هرز، تشخیص آنها به صورت آنی ضروری می‌باشد. در این خصوص پژوهش‌های کنونی در دو حوزه کاری متفاوت در حال انجام است که عبارت‌اند از تکنیک ماشین بینایی^۱ و دومین فناوری استفاده از امواج مکانیکی فراصوت^۲ است. در مورد ماشین بینایی پژوهشگران

۱، ۲، ۳ و ۴- به ترتیب دانشجوی دکتری، استادیار، استاد و استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد
(*) نویسنده مسئول: (Email: arohani@um.ac.ir)

۵- مدرس موسسه آموزشی بهار مشهد
۶- دانشیار، گروه زراعت و اصلاح نباتات، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

9- Multi-spectral
10- Detection algorithm

7- Vision machine
8- Ultrasonic detection

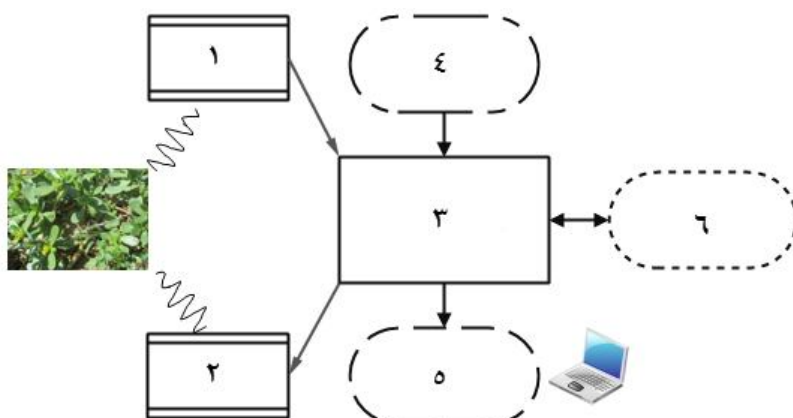
۹۹٪ برای علف‌هرز پهن برگ از حسگر این امواج استفاده نمایند؛ همچنین فریک و همکاران (۸) اقدام به تهیه نقشه پراکندگی چند گونه از علف‌های هرز و چمن به دو شیوه استاتیکی و دینامیکی نمودند؛ علاوه بر این آندوجار و همکاران (۳) توانستند علف‌های هرز مزارع گندم را به روش تعیین ارتفاع با موفقیت بیش از ۹۲/۸٪ در جدایش بین منطقه مورد هجوم علف هرز و منطقه فاقد علف هرز به انجام رسانند؛ اسکولا و همکاران (۷) نیز به کمک ترکیب حسگر فراصوتی و حسگر Lidar توانستند علف‌های هرز موجود بین ردیف‌های محصول در مزارع ذرت را شناسایی نمایند. اما میزراچ (۱۷) به بررسی تغییرات صورت گرفته در نظارت بر کیفیت میوه و سبزیجات در دو دهه اخیر پرداخت و نیز تجهیزات و تئوری فراصوت بدین منظور را به عنوان فناوری سریع و قابل اعتماد معرفی کرد.

علی‌رغم موفقیت‌های چشمگیر در حوزه ماشین بینایی به منظور تشخیص علف‌های هرز، استفاده از این سامانه‌ها با توجه به الزام پردازش در دو بعد و نیز به کارگیری حافظه و پردازش‌گر قدرتمند و به تبع آن هزینه بالا و سرعت پایین فرایند فوق‌ما را بر آن داشت تا با کمک امواج فراصوت که استفاده از موج در یک بعد می‌باشد، شناسایی گونه‌های علف هرز را مورد مطالعه قرار دهیم. مطالعات صورت گرفته به کمک امواج فراصوت عمدتاً در راستای تعیین فاصله بین اشیاء انجام پذیرفته است. با توجه به اینکه خصوصیات موج فراصوت برگشتی در اثر برخورد با گیاهان علاوه بر فاصله از چشمه موج می‌تواند تحت تاثیر خصوصیات شکلی، هندسی، فیزیکی گیاه و پوشش آن باشد، هدف از انجام این پژوهش، ارزیابی و امکان‌سنجی استفاده از فراصوت با استفاده از تحلیل خواص موج برگشتی از گیاهان به عنوان یک روش سریع جهت شناسایی گونه‌های علف هرز به منظور استفاده از آن در کشاورزی دقیق است.

مواد و روش‌ها

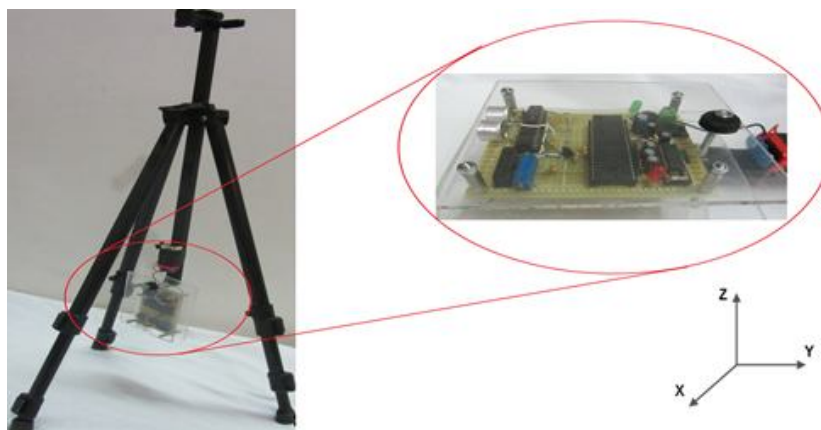
این مطالعه که در سال ۱۳۹۳ انجام پذیرفت و در شکل ۱ شمایی کلی از روند اجرای آن در محل مزرعه تحقیقاتی دانشگاه فردوسی مشهد به نمایش گذاشته شده است؛ هدف بررسی و تحلیل ویژگی‌های موج فراصوتی بازگشتی از علف هرز و تاج پوششی آن بود. در ابتدا اقدام به طراحی و ساخت برد الکترونیکی فراصوت شد. این برد مجهز به یک میکروکنترلر ATmega32 با توانایی ارسال و دریافت موج فراصوتی با مشخصه فرکانسی 40KHz بود؛ شکل ۲ شمایی از نحوه نصب و استقرار برد طراحی شده را نشان می‌دهد که در ادامه به ویژگی‌های ساختاری این سه پایه خواهیم پرداخت.

با استفاده از الگوریتم تشخیص ردیف کشت و تحلیل رنگی لکه‌های نیز جونز و همکاران (۱۳) توسط شبیه‌سازی تصاویر کشاورزی در سه مرحله (تشخیص ردیف کشت، تمایز میان علف‌هرز و محصول) و از سوی دیگر بارگوس آرتیزو و همکاران (۵) و (۶) با استفاده از سیستم‌های پیشرفته مبتنی بر روش‌های ماشین بینایی در شرایط کنترل شده و غیرکنترل شده نوری اقدام به تخمین میزان درصد علف‌هرز، محصول و خاک در تصاویر گرفته شده از زمین زراعی نمودند. ویو و همکاران (۲۰) به کمک هیستوگرام پیکسل‌های تصویر اقدام به تفکیک علف‌هرز از گندم نمودند که میزان تشخیص صحیح در این مطالعه در دامنه ۹۲٪ تا ۹۵٪ قرار گرفت علاوه بر این احمد و همکاران (۱) در پژوهشی از طریق تعیین ۱۴ ویژگی و روش SVM^۱ موفق به شناسایی علف‌هرز با صحتی بیش از ۹۷٪ شدند. اما مونتالوو و همکاران (۱۸) توانستند در مزارع ذرت سامانه‌ای را طراحی کنند که بر مبنای آن، مشکل از دست رفتن سبزی گیاه پس از آبیاری و هنگام جذب آب توسط گیاه پس از بارش باران و نیز در هنگامی که علف هرز تحت عملیات کنترل قرار می‌گیرد (یعنی هنگام کم شدن رنگ سبز گیاه به واسطه خشک شدن ناشی از اعمال عملیات کنترل علف هرز)، در پردازش تصویر برطرف نمایند. بررسی منابع در زمینه بکارگیری ماشین بینایی نشان می‌دهد که استفاده از این روش در خصوص تشخیص علف‌های هرز بصورت موفق‌آمیزی در حال گسترش است و بطور یقین در سال‌های نچندان دور شاهد تجاری شدن آنها در بخش کشاورزی خواهیم بود؛ اما در رابطه با بکارگیری امواج فراصوت، کی (۱۴) توانست به کمک یک عینک مجهز به حسگر فراصوت، اشیاء متحرک را با صحت ۷۸٪ و موانع ثابت موجود در اطراف شخص نابینا را با صحت ۹۳٪ تشخیص و به وی اطلاع دهد؛ علاوه بر این مک کرو و یونگ (۱۶) نیز به منظور تشخیص صورت شخص ساکن از حسگرهای ساکن و متحرک بهره گرفتند. در همین راستا مایاما و همکاران (۱۵) با هدف تعیین فاصله و نیز هاپر و مک کرو (۱۰) و (۱۱) توانستند درختان و گیاهان موجود در مسیر حرکت روبات را با استفاده از حسگر فراصوتی شناسایی نمایند؛ همچنین هنتن و همکاران (۱۲) اقدام به ساخت روباتی متحرک در بین ردیف‌های کشت ذرت جهت حرکت با فاصله حداکثر ± 10 سانتی‌متر از مرکز ردیف‌ها نمودند که حداکثر خطای جهت‌یابی آن $\pm 0/15$ رادیان بود. از طرف دیگر زاماهن و سالیانی (۲۱) با هدف تعیین کیفیت و حجم تاج درختان در سطح اطمینان ۹۵٪ از حسگرهای فراصوتی بهره بردند. اما در راستای به کارگیری این امواج در جهت تشخیص علف هرز آندوجار و همکاران (۴) توانستند به منظور تعیین ارتفاع، تشخیص چمن از علف‌های هرز پهن برگ توب و ناتوره با دقت بیش از ۸۱٪ برای چمن کاملاً ایستاده و دقت بیش از



شکل ۱- شمایی کلی از روند اجرای پژوهش ساخت و ارزیابی سامانه فراصوتی به منظور تشخیص چند گونه علف هرز (۱- گیرنده فراصوتی ۲- فرستنده فراصوتی ۳- برد الکترونیکی ۴- منبع ولتاژ ۵- ذخیره اطلاعات ۶- میکروکنترلر)

Figure 1- The general schematic of accomplishment process of investigation Designing and evaluation of an ultrasonic system for identification of weed species (1- Ultrasonic wave receiver 2- Ultrasonic wave transmitter 3- Electronic board 4- Voltage source 5- Data store 6- Microcontroller)

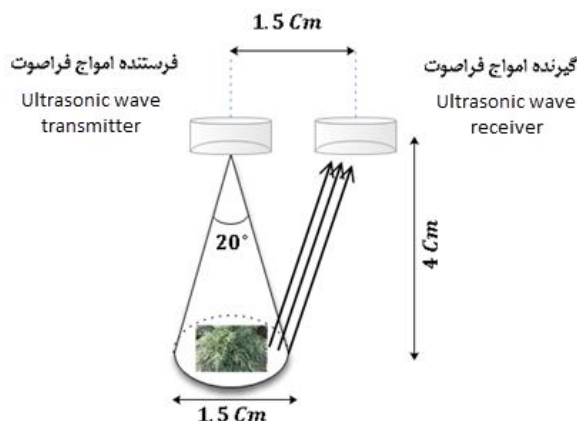


شکل ۲- شمایی از پایه و برد الکترونیکی فراصوتی طراحی و ساخته شده

Figure 2- The schematic of designed and manufactured tripod and ultrasonic electronic circuit

انجام مراحل نمونه برداری در مزرعه تحقیقاتی دانشگاه فردوسی مشهد و در شرایط طبیعی محیط صورت پذیرفت. شرایط محیط مورد مطالعه برای هر یک از گیاهان مدنظر در جدول ۱ ثبت گردیده است. در این پژوهش پنج گونه علف هرز شایع شامل خرفه (*Portulacaceae*)، سلمه تره (*Chenopodium album L.*)، خارخسک (*Tribulus terrestris L.*)، تاج خروس خوابیده (*Amaranthu sretroflexus L.*) و علف شور (*Salsola iberica*) بررسی گردید. از هر گونه علف هرز ۳۰ نمونه انتخاب شد و در هر نمونه سیگنال بازگشتی طی ۳۰ ثانیه دریافت و ذخیره شد. نمونه‌ها به کمک مبدل RS-232toUSB به رایانه انتقال یافت. شکل ۴ نمونه‌ای از سیگنال‌های دریافتی مربوط به هر یک از گیاهان علف هرز مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

برای ممانعت از تداخل امواج بازگشتی از سطح گیاه با امواج گسیل‌شونده توسط فرستنده و با آگاهی نسبت به میزان زاویه بین خط عمود بر مبدل و یال مخروط حاصله از انتشار امواج فراصوت (که برابر با 10° می‌باشد و در شکل ۳ نشان داده شده است)، ارتفاع حسگر از سطح گیاه به مقدار ۴ سانتی‌متر در نظر گرفته شد و ثبات این مقدار طی انجام مراحل نمونه برداری توسط سه پایه فوق‌الذکر که قابلیت تنظیم تراز در سه جهت X، Y و Z را داشت محقق گردید؛ علاوه بر این، سه پایه مذکور به برد این امکان را می‌داد که حول محور X نیز دوران داشته باشد. این قابلیت‌های سه پایه امکان نمونه برداری حتی از گیاهانی که در موقعیت نامساعد (همچون قرار گرفتن بر روی شیب) قرار گرفته بودند را نیز مقدور می‌ساخت.

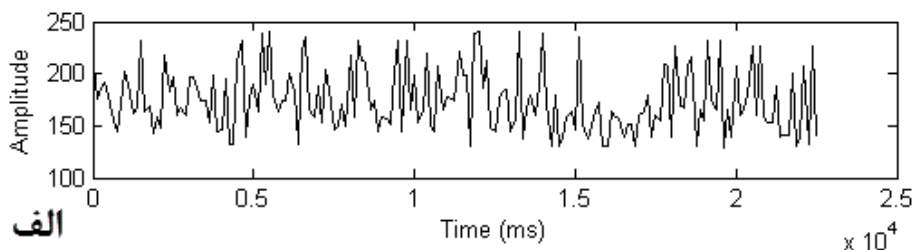


شکل ۳- شمایی از چگونگی گسیل امواج فراصوتی و دریافت امواج انعکاسی با کمترین تداخل که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت

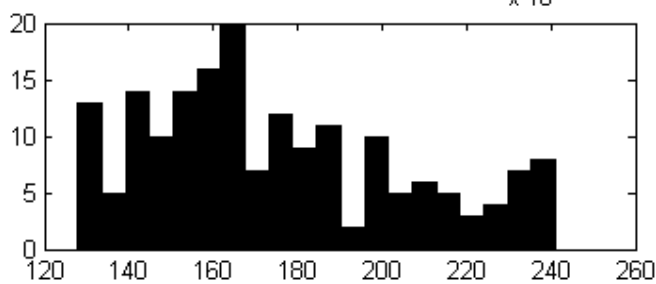
Figure 3- The schematic of how emission of ultrasonic waves and receiving the reflective waves with least interaction that was used in this investigation

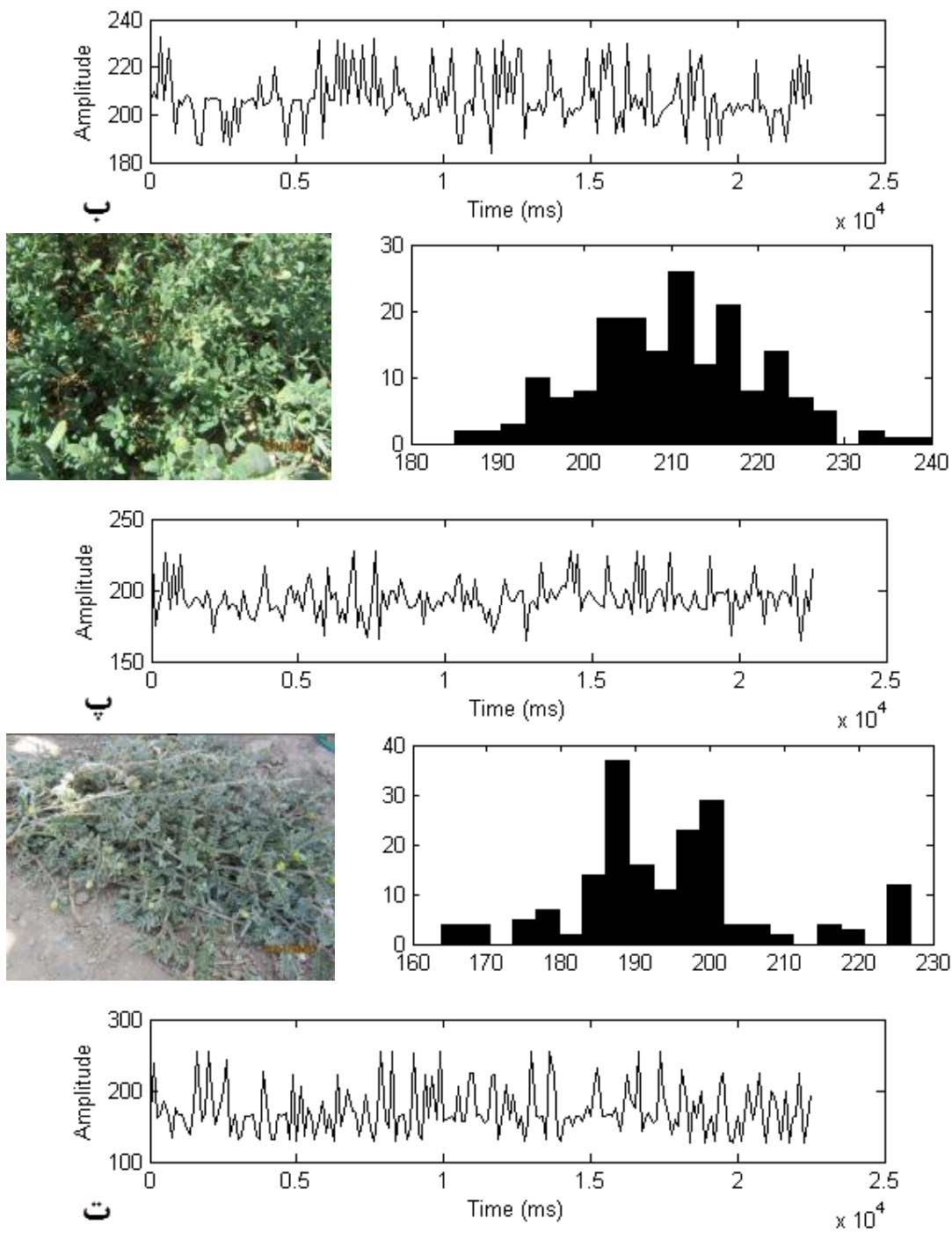
جدول ۱- شرایط محیطی و دوره رشد گیاهان مورد مطالعه
Table 1- The environmental conditions and growth period of studied plants

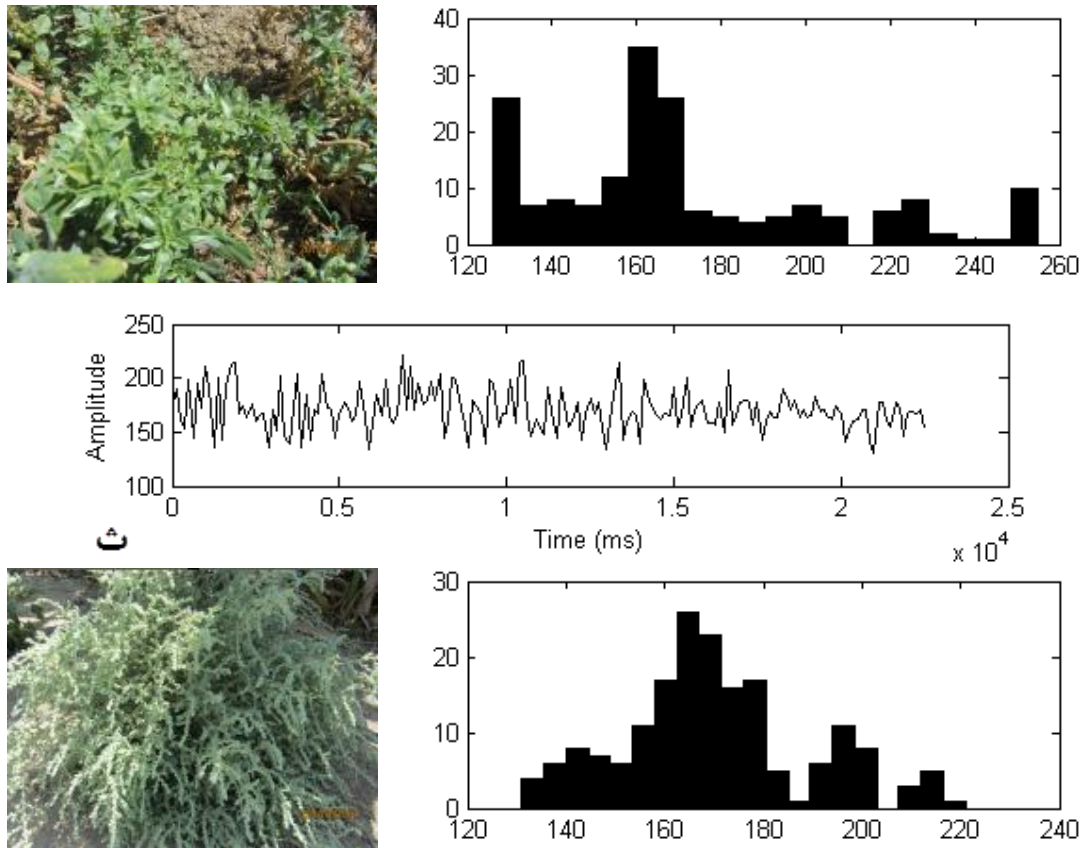
نام فارسی گیاه The Persian name of plant	نام علمی گیاه The scientific name of plant	دمای میانگین Average temperature (°C)	رطوبت میانگین Average humidity (%)	دوره رشد (روز) Growth period (day)
خرفه	<i>Portulacaceae</i>	32.87	15.03	60-90
سلمه تره	<i>Chenopodium album</i> L.	28.05	17.33	60-75
خارخسک	<i>Tribulusterrestris</i> L.	30.5	14.86	90-100
تاج خروس خوابیده	<i>Amaranthus retroflexus</i> L.	30.65	14.93	75-90
علف شور	<i>Salsola iberica</i>	31.68	15.36	90-100



الف







شکل ۴- در هر بخش قسمت بالا نشان‌دهنده شکل موج، قسمت پایین سمت راست مربوط به هیستوگرام دامنه موج و قسمت پایین سمت چپ به تصویر علف هرز مورد مطالعه می‌پردازد که به ترتیب الف) خرفه ب) سلمه تره پ) خارخسک ت) تاج خروس خوابیده ث) علف شور

Figure 4- In each part, upper section indicates wave shape, below section in right is related to the histogram of wave amplitude and below section in left shows the picture of studied weed that respectively are A) *Portulacaceae* B) *Chenopodium album* L C) *Tribulus terrestris* L D) *Amaranthus retroflexus* L E) *Salsola iberica*

با آهنگ یادگیری (η) و عامل ممنتوم (α) ثابت و نسبتاً بزرگ شروع می‌کند و قبل از آنکه شبکه ناپایدار و یا همگرایی آن کند شود، هر T تکرار ($3 \leq T \leq 5$) آهنگ یادگیری و فاکتور ممنتوم را از طریق تصاعد حسابی بصورت یکنواخت کاهش داده تا زمانی که این پارامترها به x درصد (5%) مقادیر اولیه خودشان برسند. تابع هزینه بکار رفته در این الگوریتم مجموع کل مربعات خطا ($TSSE^T$) می‌باشد و با استفاده از معادله ۱ محاسبه می‌شود:

$$TSSE = \sum_q \sum_k (d_k^q - z_k^q)^2 \quad q = 1, \dots, Q, \quad (1)$$

d_k^q و z_k^q به ترتیب k امین عنصر از بردارهای خروجی مطلوب و واقعی از q امین ورودی است. یادگیری شبکه در دو فاز پیش انتشار و

شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با الگوریتم BDLRF آموزشی

در این مطالعه برای تحلیل داده‌ها از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه MLP با دریافت بردار ورودی X^q به عنوان بردار ویژگی‌ها، بردار خروجی Z^q به عنوان کلاس پیش‌بینی شده برای هر q ($q=1, \dots, Q$) تولید خواهد کرد (۲۲). هدف، اتخاذ پارامترهای صحیح شبکه، به منظور دستیابی به خروجی واقعی Z^q است که تا حد ممکن نزدیک به خروجی مطلوب d^q متناظر با خود باشد. برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار با نرخ یادگیری کاهش‌یافته (BDLRF) استفاده شد. کد کامپیوتری این الگوریتم در محیط برنامه نویسی نرم افزار MATLAB نسخه ۸ تهیه شد. این الگوریتم آموزش

2- Total sum-squared error

1- Back-propagation with declining learning-rate factor

نتایج و بحث

پس انتشار اتفاق می‌افتد. وزن‌های هر لایه از شبکه از طریق معادله ۲ و ۳ محاسبه می‌شوند.

$$k = 1, \dots, l_3, \quad j = 1, \dots, l_2, \quad i = 1, \dots, l_1 \quad (2)$$

$$u_{jk}(n+1) = u_{jk}(n) - \eta \times \frac{\partial E}{\partial u_{jk}} + \alpha(u_{jk}(n) - u_{jk}(n-1))$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - \eta \times \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha(w_{ij}(n) - w_{ij}(n-1)) \quad (3)$$

در اینجا w_{ij} اتصال وزنی بین گره‌های i و j ، u_{jk} اتصال وزنی بین گره‌های j و k ، مقادیر اولیه این وزن‌ها بطور تصادفی از دامنه مقادیر $[-0.25, 0.25]$ انتخاب می‌شود. l_2 و l_3 به ترتیب تعداد نرون‌ها در لایه مخفی و لایه خروجی می‌باشند. n شماره تکرار الگوریتم ($n = 1, \dots, N$) می‌باشد.

کلاس‌بندی ترتیبی دودویی

ایده اصلی در این مطالعه تفکیک فضای کلاس‌بندی بر اساس دو کلاس می‌باشد. بدین مفهوم که در ابتدا تمام حالت دو کلاسی ممکن تعیین شد و سپس برای هر یک از آنها شبکه عصبی مجزای تعریف گردید. حال بر اساس بهترین نتیجه تفکیک دو کلاس از یکدیگر بهترین شبکه عصبی انتخاب می‌شود. در مرحله‌های بعد نیز هر دو کلاس با یکدیگر برای جداسازی انتخاب می‌شود. بدین ترتیب در هر مرحله دو کلاس کم‌تر می‌شوند و این تا جایی ادامه می‌یابد که تمام کلاس‌ها با خطای تشخیص کمتری از یکدیگر جدا شوند. ورودی شبکه عصبی دامنه موج فراصوتی بازگشتی در نظر گرفته شد. ۸۰ درصد از تعداد هر کلاس برای آموزش شبکه و پیدا کردن مقادیر بهینه وزن‌های بهینه اختصاص داده شد و ۲۰ درصد باقی‌مانده نیز برای آزمایش ویژگی تعمیم‌پذیری شبکه لحاظ شد.

مقایسه ویژگی‌های آماری امواج فراصوتی بازگشتی

میانگین تغییرات دامنه موج فراصوتی بازگشتی برای پنج گونه علف هرز مورد مطالعه در طول زمان برای هر گونه تقریباً منحصر به فرد می‌باشد، زیرا ویژگی بافتی آنها متفاوت است. سلمه و خارخسک بیشترین دامنه و علف شور و تاج خروس کمترین دامنه را داشتند و همچنین دامنه موج خرفه به طور کاملاً متمایز در بین دو گروه مذکور قرار دارد. اگر چه دامنه تغییرات موج سلمه و خارخسک و نیز موج علف شور و تاج خروس تا حدودی مشابه یکدیگر هستند، ولی الگوی تغییرات آنها متفاوت است.

ویژگی‌های آماری دامنه تغییرات موج فراصوتی بازگشتی شامل میانگین، واریانس، انحراف معیار، چولگی، کشیدگی و مقایسه بین میانگین و واریانس آنها در جدول ۲ آورده شده است. بر اساس مقادیر چولگی و کشیدگی دامنه تغییرات موج فراصوتی بازگشتی می‌توان بیان کرد توزیع آماری دامنه امواج فراصوتی نزدیک به حالت توزیع نرمال است. مقایسه میانگین دامنه امواج فراصوتی بازگشتی در سطح احتمال معنی‌داری ۵ درصد نشان می‌دهد که تنها بین خارخسک و سلمه تره اختلاف معنی‌داری وجود ندارد در حالی که سایر گونه‌ها متفاوت از یکدیگر هستند. اما مقایسه بین واریانس خارخسک و سلمه تره نشان از وجود اختلاف معنی‌داری بین واریانس آنها در سطح احتمال ۵ درصد دارد. بنابراین با توجه به اختلاف موجود بین ویژگی‌های آماری موج فراصوتی بازگشتی از گونه‌های علف هرز می‌توان از آنها به عنوان ابزاری جهت شناسایی و تفکیک گونه‌های علف‌های هرز بهره جست. ارزیابی این ادعا در بخش بعدی مقاله به روش شبکه عصبی آورده شده است.

جدول ۲- ویژگی‌های آماری دامنه موج فراصوت بازگشتی از سطح تاج پوششی گونه علف هرز

Table 2- The statistics features the amplitude of reflective ultrasonic wave from the canopy of weed species

	میانگین Average	واریانس Variance	انحراف معیار Standard deviation	چولگی Skewness	کشیدگی Kurtosis
خارخسک (<i>Tribulus terrestris</i> L)	195.4 ^a	23.2 ^a	4.8	.33	3.41
خرفه (<i>Portulacaceae</i>)	182.1 ^b	51.5 ^b	7.2	.30	2.98
سلمه تره (<i>Chenopodium album</i> L)	195.5 ^a	9.6 ^c	3.1	.27	3.75
علف شور (<i>Salsola iberica</i>)	159.4 ^c	19.1 ^a	4.4	.14	2.58
تاج خروس (<i>Amaranthus retroflexus</i> L)	164.5 ^d	45.1 ^b	6.7	.26	3.62

تفکیک گونه‌های علف هرز به کمک شبکه عصبی

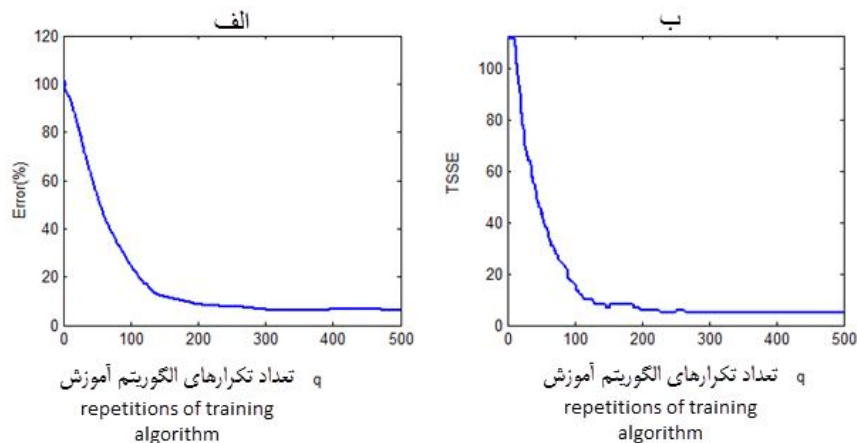
در ابتدا شبکه عصبی به گونه‌ای طراحی شد تا بتوان همه پنج گونه علف هرز را در یک مرحله از یکدیگر تفکیک کند. در این حالت وروی شبکه شامل سیگنال فراصوتی بازگشتی و خروجی شبکه شامل ۵ متغیر است که مبین هر یک از علف‌های هرز مورد مطالعه بود. شکل ۵، نمودار هم‌گرایی شبکه عصبی مصنوعی را در طول مرحله آموزش نشان می‌دهد. شبکه عصبی پس از ۲۰۰ تکرار اجرای الگوریتم آموزش شروع به هم‌گرایی می‌کند و پس از ۳۰۰ تکرار کاملاً همگرا می‌شود، لذا آموزش شبکه در این نقطه متوقف می‌شود. در انتهای مرحله آموزش مقدار خطای کل شبکه به ۵ درصد می‌رسد (شکل ۵ الف)). درصد تشخیص صحیح و درصد خطا به تفکیک هر یک از گونه‌های علف هرز در دو مرحله آموزش و ارزیابی شبکه عصبی در جدول ۳ آورده شده است. نتایج مندرج در جدول ۳ نشان می‌دهد که شبکه عصبی در مرحله آموزش بجز گونه سلمه تره سایر گونه‌های علف هرز را به طور کامل از یکدیگر تشخیص داده است. اما نتایج شبکه عصبی در مرحله آموزش نشان می‌دهد که قابلیت تعمیم-پذیری شبکه آموزش دیده بسیار ضعیف است زیرا صحت کلاس‌بندی صحیح کمتر از ۵۰ درصد برای هر گونه می‌باشد.

روش کلاس‌بندی ترتیبی دودویی

نتایج بخش قبلی در ارتباط با بکارگیری شبکه عصبی واحد برای جداسازی تمام گونه‌های علف هرز به صورت همزمان نشان داد که

اگرچه عملکرد شبکه در مرحله آموزش خوب و قابل قبول است ولی در مرحله آزمایش عملکرد ضعیفی دارد. بنابراین از روش جداسازی ترتیبی استفاده شد، روش ترتیبی دودویی بر اساس جداسازی کل فضای جداسازی به دو کلاس مجزا بنا شده است. جدول ۴ نتایج عملکرد پنج شبکه عصبی مجزا به منظور جداسازی هر یک از گونه‌های علف هرز در مقابل سایر گونه‌ها نشان می‌دهد. به طور مثال شبکه عصبی ۱ خارخسک را از سایر گونه‌ها جدا می‌کند و به همین ترتیب بقیه شبکه‌های عصبی نیز هر گونه علف هرز را از سایر گونه‌های علف هرز شناسایی می‌کند. بجز شبکه عصبی شماره ۲، سایر شبکه‌ها توانسته به طور کامل گونه‌های علف‌های هرز را از سایر گونه‌ها شناسایی نمایند.

از بین شبکه‌های عصبی ۱، ۳، ۴ و ۵ شبکه عصبی شماره ۱ به طور دلخواه از مرحله قبلی انتخاب شد. بنابراین در مرحله اول خارخسک از سایر گونه‌های به طور کامل جدا می‌شود. لذا باید در ادامه چهار گونه باقی‌مانده خرفه، تاج خروس، سلمه تره و علف شور از یکدیگر جدا کرد. نتایج عملکرد جداسازی چهار شبکه عصبی دیگر شامل شبکه‌های ۶ تا ۹ در جدول ۵ آمده است. درصد تشخیص صحیح شبکه در مرحله آموزش و آزمایش در تمام شبکه‌ها برابر با ۱۰۰ درصد است. در این مرحله نیز شبکه عصبی ۷ به دلخواه انتخاب شد، بنابراین گونه تاج خروس از بین سایر گونه‌های باقی‌مانده از مرحله قبلی به طور کامل جدا می‌شود.



شکل ۵- نمودار هم‌گرایی شبکه عصبی در حالی که پس از ۲۰۰ تکرار اجرای الگوریتم آموزش شروع به هم‌گرایی می‌کند و پس از ۳۰۰ تکرار کاملاً همگرا می‌شود، (الف) درصد تغییرات خطای تشخیص در مرحله آموزش، (ب) تغییرات مجموع مربعات خطا

Figure 5- The convergence diagram of neural network in which after 200 repetitions of training algorithm start to converge and after 300 repetitions is completely converged A) the changes percentage of error detection in training stage B) the changes of Total sum-squared error

جدول ۳- میزان خطا در شناسایی همزمان هر پنج گونه علف هرز به کمک شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با الگوریتم آموزشی BDLRF
 Table 3- The error rate in simultaneous detection all five weed species by using MLP neural network with BDLRF training algorithm

	مرحله آموزش Training stage		مرحله آزمایش Testing stage	
	طبقه بندی صحیح Correct classification	طبقه بندی نا صحیح False classification	طبقه بندی صحیح Correct classification	طبقه بندی نا صحیح False classification
خارخسک (<i>Tribulus terrestris</i> L)	100.00	.00	16.67	83.33
خرفه (<i>Portulacaceae</i>)	100.00	.00	33.33	66.67
سلمه تره (<i>Chenopodium album</i> L)	83.33	16.67	16.67	83.33
علف شور (<i>Salsola iberica</i>)	100.00	.00	50.00	50.00
تاج خروس (<i>Amaranthus retroflexus</i>) (L)	100.00	.00	16.67	83.33

جدول ۴- میزان موفقیت شبکه های عصبی ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ (مرحله اول کلاس بندی یک گونه علف هرز در مقابل سایر گونه ها به روش ترتیبی دودویی) در مراحل آموزش و آزمایش

Table 4- The success rate of 1, 2, 3, 4, and 5th neural networks (first stage of classification a weed species against the other species by using Double Sequential Method) in training and testing stages

شبکه عصبی Neural network k	کلاس بندی Classification	مرحله آموزش Training stage	مرحله آزمایش Testing stage	شبکه عصبی Neural network	کلاس بندی Classification	مرحله آموزش Training stage	مرحله آزمایش Testing stage
1	خارخسک (<i>Tribulus terrestris</i> L)	100.00	100.00	4	سلمه تره (<i>Chenopodium album</i> L)	100.00	100.00
	سایر (Others)	100.00	100.00		سایر (Others)	100.00	100.00
2	خرفه (<i>Portulacaceae</i>)	95.83	33.33	5	علف شور (<i>Salsola iberica</i>)	100.00	100.00
	سایر (Others)	100.00	83.33		سایر (Others)	100.00	100.00
3	تاج خروس (<i>Amaranthus retroflexus</i>) (L)	100.00	100.00				
	سایر (Others)	100.00	100.00				

جدول ۵- میزان موفقیت شبکه‌های عصبی ۶، ۷، ۸ و ۹ (مرحله دوم کلاس‌بندی یک گونه علف‌هرز در مقابل سایر گونه‌ها به روش ترتیبی دودویی) در مراحل آموزش و آزمایش

Table 5- The success rate of 6, 7, 8, and 9th neural networks (first stage of classification a weed species against the other species by using Double Sequential Method) in training and testing stages

شبکه عصبی Neural network	کلاس بندی Classification	مرحله آموزش Trainin g stage	مرحله آزمایش Testing stage	شبکه عصبی Neural network	کلاس بندی Classification	مرحله آموزش Training stage	مرحله آزمایش Testing stage
6	خرفه (<i>Portulacaceae</i>)	100.00	100.00	8	سلمه تره <i>Chenopodium</i> (<i>album</i> L	100.00	100.00
	سایر (Others)	100.00	100.00		سایر (Others)	100.00	100.00
7	تاج خروس (<i>Amaranthus</i>) (<i>retroflexus</i> L	100.00	100.00	9	علف شور <i>Salsola</i>) (<i>iberica</i>	100.00	100.00
	سایر (Others)	100.00	100.00		سایر (Others)	100.00	100.00

دو گونه سلمه‌تره و علف شور باقی مانده است. لذا در مرحله آخر این دو کلاس به کمک شبکه عصبی شماره ۱۱ به طور کامل از یکدیگر جدا می‌شود.

در مرحله سوم شبکه عصبی شماره ۱۰ با هدف جداسازی خرفه از سلمه‌تره و علف شور طراحی شد (جدول ۶). نتایج شبکه عصبی شماره ۱۰ در مرحله آموزش و آزمایش نشان می‌دهد که در این مرحله نیز درصد تشخیص صحیح برابر با ۱۰۰ درصد است. حال تنها

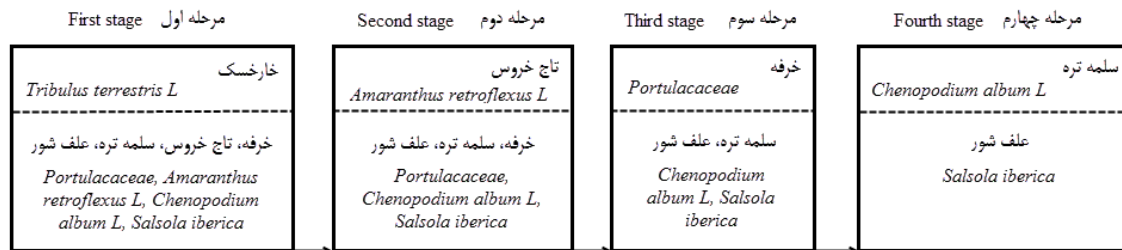
جدول ۶- میزان موفقیت شبکه‌های عصبی ۱۰ و ۱۱ (مرحله سوم کلاس‌بندی یک گونه علف‌هرز در مقابل سایر گونه‌ها به روش ترتیبی دودویی) در مراحل آموزش و آزمایش

Table 6- The success rate of 10 and 11th neural networks (first stage of classification a weed species against the other species by using Double Sequential Method) in training and testing stages

شبکه عصبی Neural network	کلاس بندی Classification	مرحله آموزش Training stage	مرحله آزمایش Testing stage	شبکه عصبی Neural network	کلاس بندی Classification	مرحله آموزش Training stage	مرحله آزمایش Testing stage
10	خرفه (<i>Portulacaceae</i>)	100.00	100.00	11	سلمه تره <i>Chenopodium</i> (<i>album</i> L	100.00	100.00
	سایر (Others)	100.00	100.00		علف شور <i>Salsola</i>) (<i>iberica</i>	100.00	100.00

شور" در کلاس دوم، در مرحله سوم خرفه در یک کلاس و "سلمه تره و علف شور" در کلاس بعدی و نیز در مرحله آخر دو کلاس باقی‌مانده سلمه‌تره و علف شور از یکدیگر تفکیک می‌شوند.

از بین ۱۱ شبکه عصبی طراحی شده، به ترتیب شبکه‌های ۱۱-۱۰-۷-۱ انتخاب شدند. این چهار شبکه انتخاب شده توانستند طی چهار مرحله تمام گونه‌های علف‌هرز را به طور کامل از یکدیگر شناسایی کنند. طبق شکل ۶ هر مرحله شامل دو کلاس است. در مرحله اول خارخسک در کلاس اول و سایر گونه‌ها در کلاس دوم، در مرحله دوم تاج خروس در کلاس اول و "خرفه، سلمه تره و علف



شکل ۶- مراحل کلاس بندی گونه های علف هرز به روش ترتیبی دودویی به طوری که در هر مرحله گونه شناسایی شده حذف گردد
Figure 6- The classification stages of weed species by using Double Sequential Method so that in each stage the detected species are omitted

نتیجه گیری کلی

سیستم های نوین آبیاری قطره ای متحرک به منظور از بین بردن علف های هرز با میزان متناسب علف کش ها استفاده نمود همچنین قسمت هایی از زمین مزروعی را که فقیر می باشد شناخت و جهت استفاده از کود مناسب این تجهیز را به کار برد.

با توجه به نتایج حاصله می توان این وسیله را در آینده نچندان دور پس از فراهم نمودن مجموعه داده ای مشتمل بر تمامی گونه- های علف هرز و گیاهان زراعی در مزارع مکانیزه همراه با تراکتور و یا

منابع

- 1- Ahmed F., Al-Mamun H. A., Bari A. S. M. H., Hossain E., and Kwan P. 2012. Classification of crops and weeds from digital images: A support vector machine approach. *Crop Protection*, 40: 98-104.
- 2- Alchanatis V., Ridet L., Hetzroni A., and Yaroslavsky L. 2005. Weed detection in multi-spectral images of cotton fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 47: 243-260.
- 3- Andújar D., Weis M., and Gerhards R. 2012. An Ultrasonic System for Weed Detection in Cereal Crops. *Sensors*, 12: 17343-17357.
- 4- Andujar D., Escol AA., Dorado J., and Fernandez-Quintanilla C. 2011. Weed discrimination using ultrasonic sensors. *Weed Research*, 51: 543-547.
- 5- Burgos-Artizzu X. P., Ribeiro A., Guijarro M., and Pajares G. 2011. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75: 337-346.
- 6- Burgos-Artizzu X. P., Ribeiro A., Tellaache A., Pajares G., and Fernández-Quintanilla C. 2010. Analysis of natural images processing for the extraction of agricultural elements. *Image and Vision Computing*, 28: 138-149.
- 7- Escolà A., Andújar D., Dorado J., Fernández-Quintanilla C., and Rosell-Polo J. R. Weed detection and discrimination in maize fields using ultrasonic and lidar sensors .
- 8- Fricke T., Richter F., and Wachendorf M. 2011. Assessment of forage mass from grassland swards by height measurement using an ultrasonic sensor. *Computers and Electronics in Agriculture*, 79: 142-152.
- 9- Gée C., Bossu J., Jones G., and Truchetet F. 2008. Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60: 49-59.
- 10- Harper N., and McKerrow P. 2001. Recognising plants with ultrasonic sensing for mobile robot navigation. *Robotics and Autonomous Systems*, 34: 71-82.
- 11- Harper N. L., and McKerrow P. J. 1997. Recognition of Plants with CTFM Ultrasonic Range Data using a Neural Network. *International Conference on Robotics and Automation* ,
- 12- Henten E. J. v., Asselt C. J. v., Bakker T., Blaauw S. K., Govers M. H. A. M., J.W. Hofstee1, Jansen R. M. C., Nieuwenhuizen A. T., Speetjens S.L., Stigter J. D., Straten G. v., and Willigenburg L. G. V. WURKing: a small sized autonomous robot for the Farm of the Future .
- 13- Jones G., Gée C., and Truchetet F. 2009. Assessment of an inter-row weed infestation rate on simulated agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 67: 43-50.
- 14- Kay L. 1974. A sonar aid to enhance spatial perception of the blind: engineering design and evaluation. *Radio and Electronic Engineer*, 44: 605-627.

- 15- Maeyama S., Ohya A., and Yuta S. i. 1994. Positioning by Tree Detection Sensor and Dead Reckoning for Outdoor Navigation of a Mobile Robot. International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems ,
- 16- McKerrow P., and Yoong K. K. 2007. Classifying still faces with ultrasonic sensing. Robotics and Autonomous Systems, 55: 702-710.
- 17- Mizrach A. 2008. Ultrasonic technology for quality evaluation of fresh fruit and vegetables in pre- and postharvest processes. Postharvest Biology and Technology, 48: 315-330.
- 18- 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 Systems with Applications, 40: 75-82.
- 19- Pérez A. J., López F., Benlloch J. V., and Christensen S. 2000. Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. Computers and Electronics in Agriculture, 25: 197-212.
- 20- Wu X., Xu W., Song Y., and Cai M. 2011 .A Detection Method of Weed in Wheat Field on Machine Vision. Procedia Engineering, 15: 1998-2003.
- 21- Zamahn Q. U., and Salyani M. 2004. Effects of foliage density and ground speed on ultrasonic measurement of citrus tree volume. American Society of Agricultural Engineers,
- 22- Zarifneshat S., Rohani A., Ghassemzadeh H. R., Sadeghi M., Ahmadi E., and Zarifneshat M. 2012. Predictions of apple bruise volume using artificial neural network. Computers and Electronics in Agriculture, 82: 75-86.