

کاربرد تبدیل هاف تعمیم‌یافته در تشخیص گیاه چغندر قند از علف هرز با استفاده از ماشین بینایی

عادل بخشی پور زیارتگاهی^۱ - عبدالعباس جعفری^{۲*} - یحیی امام^۳ - سید مهدی نصیری^۲ - سعادت کامگار^۴ - داریوش زارع^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۶/۲۶

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۱۰/۲۱

چکیده

از بین بردن علف‌های هرز توسط یک دستگاه خودکار نیازمند یک سامانه ماشین بینایی است که قادر به تشخیص گیاه اصلی از علف هرز باشد. بدین منظور می‌بایست ابتدا ویژگی‌های متمایز بین گیاه اصلی و علف‌های هرز مشخص شوند. در این تحقیق با مطالعه عکس‌های متعدد چغندر قند وجود یک ویژگی مختص برگ چغندر قند و قابل تمایز با علف‌های هرز مرسوم مشخص گردید. این ویژگی یک انحنای S شکل در ابتدای برگ و در نزدیکی دم‌برگ بود که تنها در برگ‌های چغندر قند قابل مشاهده بوده و در سایر علف‌های هرز مرسوم وجود نداشت. برای بیان این ویژگی از تبدیل تعمیم‌یافته هاف استفاده شد تا به کمک آن مکان هندسی اشکال غیر هندسی تعریف شود. بررسی نتایج حاصل از انجام این روش بر روی تصاویر جمع‌آوری شده از شرایط واقعی مزرعه نشان داد که دقت کلی الگوریتم ۹۱/۶۵٪ می‌باشد. ۹۲٪ از بوته‌های چغندر قند موجود در تصاویر آزمون به درستی و ۸۷٪ از علف‌های هرز به اشتباه به عنوان چغندر قند تشخیص داده شدند. با توجه به این که این روش تنها از یک ویژگی شکلی استفاده می‌نماید، می‌توان انتظار داشت که با افزودن سایر ویژگی‌های بافتی و رنگی به قدرت تشخیص درست بالایی دست یافت.

واژه‌های کلیدی: پردازش شکلی، چغندر قند، علف هرز، ماشین بینایی مرئی، هاف تعمیم‌یافته

مقدمه

چغندر قند نشان می‌دهد که رقابت علف‌های هرز بر درصد قند و ناخالصی‌های آن تأثیر قابل توجهی ندارد. اما باعث کاهش شدید عملکرد ریشه می‌شود (Shahbazi and Abdollahian-Noghabi, 2000). مقدار این کاهش بستگی به توانایی رقابت، تراکم علف هرز و طول فصل رقابت دارد (Jahradakbar et al., 2004). کنترل علف‌های هرز در مراحل اولیه رشد محصول برای استفاده مؤثر از مواد مغذی خاک توسط گیاه بسیار مهم است. از طرفی کنترل علف‌های هرز در ابتدای فصل رشد چغندر قند مؤثرترین روش جهت کاهش تعداد علف‌های هرز است و پس از آن چغندر قند با افزایش سطح سایه انداز برگ (کانوپی) می‌تواند علف‌های هرزی را که با تأخیر جوانه می‌زنند، کنترل نماید (Morishita and Wille, 2001).

برای کنترل علف هرز در طول فصل رشد چغندر قند از روش‌های شیمیایی، مکانیکی و وجین دستی استفاده می‌شود. دقت روش وجین دستی از لحاظ حذف علف‌های هرز بسیار بالا است ولی با توجه به زمان بر و طاقت فرسا بودن عملیات و بالا بودن هزینه‌های کارگری دارای محدودیت می‌باشد. علاوه بر هزینه‌ی بالای آن، به دلیل تردد کارگران در مزرعه به محصول چغندر قند نیز صدمه وارد شده و موجب کاهش کیفیت آن می‌شود که آن نیز باید در محاسبه‌ی هزینه‌ها مد نظر قرار گیرد (Jafari, 2005).

چغندر قند (*Beta vulgaris*) گیاهی دوساله است که قند را در ریشه‌های زیرزمینی متورم خود ذخیره می‌کند. این گیاه در طول اولین سال رشد تولید قند می‌کند و در سال دوم گلدهی و تولید بذر می‌کند و عموماً به صورت گیاه یکساله کشت می‌شود (Cooke and Scott, 1995; Kolivand, 1993). امروزه سطح وسیعی از مزارع دنیا به کشت چغندر قند اختصاص دارد. در ایران نیز چغندر قند یکی از محصولات مهم زراعی به‌شمار می‌رود که جایگاه ویژه‌ای در تغذیه افراد جامعه دارد و به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین منابع تولید شکر، از دیرباز مورد توجه بوده است.

به‌طور کلی علف هرز گیاهی است که به‌طور ناخواسته در مزرعه روییده باشد (Hakimi and Gohari, 1993). مطالعات انجام شده در خصوص تأثیر رقابت علف‌های هرز بر عملکرد کمی و کیفی

۱- دکترای مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

۲- دانشیار بخش مهندسی بیوسیستم، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

(*) نویسنده مسئول: (Email: ajafari@shirazu.ac.ir)

۳- استاد بخش زراعت و اصلاح نباتات، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

۴- استادیار بخش مهندسی بیوسیستم، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

تبدیل هاف^۲ روشی برای استخراج ویژگی‌ها در آنالیز تصاویر، بینایی رایانه‌ای و پردازش تصویر دیجیتال است (Shapiro *et al.*, 2001). تبدیل هاف را می‌توان برای تشخیص خط و یا هر شکل دیگری در یک تصویر که قابلیت فرموله شدن یا پارامتری شدن داشته باشد (مانند دایره، بیضی و غیره) استفاده نمود (Sonka *et al.*, 1993). در این موارد، با داشتن دانش از شکل و هدف، برای پیدا کردن محل و جهت‌گیری یک شیء خاص در تصویر اقدام می‌شود. از تبدیل هاف معمولی برای تشخیص ردیف کشت در مزرعه با دقت مناسب استفاده شده است (Leemans and Destain, 2006; Gee *et al.*, 2008). تبدیل هاف تعمیم‌یافته^۳ یک نسخه اصلاح شده از تبدیل هاف است که توسط بالارد در سال ۱۹۸۱ معرفی شده است (Ballard, 1981). این روش نه تنها برای اشکال تحلیلی تعریف شده بلکه برای تشخیص اشکال دلخواه غیر تحلیلی (شکل‌هایی که توسط یک رابطه تحلیلی قابل تعریف نباشد) نیز کاربرد دارد. در این روش، از اصل تطبیق الگو استفاده می‌شود، یعنی با استخراج ویژگی‌های یک شیء و مقایسه آن با یک سری الگوها، شکل مورد نظر تشخیص داده می‌شود.

تاکنون از تبدیل هاف تعمیم‌یافته به منظور تشخیص و جداسازی گیاه اصلی از علف هرز در مزرعه استفاده نشده است. بنابراین هدف از انجام این تحقیق بررسی امکان تشخیص گیاه اصلی چغندرقد از چند علف هرز مرسوم در مزارع چغندرقد با استفاده از تبدیل هاف تعمیم‌یافته می‌باشد.

مواد و روش‌ها

تهیه تصاویر

تصاویر مورد نیاز این تحقیق از مزارع مختلف کشت چغندرقد در اطراف شهرستان مرودشت در استان فارس تهیه شدند. تهیه تصاویر همزمان با دوره بحرانی و جبین علف هرز مزارع چغندرقد انجام گرفت. دوره بحرانی کنترل علف‌های هرز یک دوره زمانی محدود در طول فصل رشد گیاه زراعی است که اگر با علف‌های هرز مبارزه شود، عملکرد گیاه زراعی دچار تغییر نخواهد شد و نیازی به عملیات اضافی برای مبارزه با علف‌های هرز پس از این دوره یا قبل از آن نخواهد بود (شکل ۱). به عبارت ساده‌تر، دوره بحرانی کنترل علف‌های هرز می‌گوید مبارزه با علف‌های هرز موجود در مزرعه در چه زمانی باید شروع شود و چند روز ادامه یابد (Ghadiri, 1996). دوره بحرانی و جبین علف هرز در مزارع چغندرقد استان فارس در محدوده چهار تا هشت برگی می‌باشد، بنابراین عکس‌برداری در ابتدای دوره بحرانی کنترل علف هرز یعنی در دوره چهاربرگی گیاه چغندرقد انجام گرفت.

استفاده از علف‌کش‌ها علی‌رغم داشتن نتایج خوب و کاهش زمان کاری، سبب بروز مشکلاتی نظیر آلودگی محیط زیست، مقاوم شدن گونه علف هرز به سموم مورد استفاده، کاهش کیفیت محصول در اثر نفوذ مواد شیمیایی به داخل محصول می‌شود (Gillott, 2001). از سوی دیگر امروزه مشتریان محصولاتی با کیفیت طبیعی و بدون وجود مواد شیمیایی در پرورش و نگهداری آن‌ها را خواستار هستند (Blasco *et al.*, 2002). وجین کردن با کولتیواتور علاوه بر کنترل علف‌های هرز موجب تهویه‌ی خاک، انجام عمل خاک‌دهی پای بوته، مخلوط شدن کود سرک با خاک و بهبود رشد چغندرقد می‌گردد (Cussans, 1986). اما از مشکلات عمده در کنترل مکانیکی علف هرز احتمال مدفون شدن بوته اصلی در حین عمل وجین و آسیب فیزیکی به گیاه اصلی می‌باشد. یکی دیگر از معایب کاربرد کولتیواتور، عدم کنترل علف‌های هرز روی ردیف می‌باشد (Kaya and Buzluk, 2006).

کاربرد موضعی و انتخابی علف‌کش‌ها در مراحل اولیه دوره رشد به منظور انجام مدیریت خاص مکانی محصول بسیار مهم است که هم از لحاظ اقتصادی مقرون به صرفه بوده و هم سازگار با محیط زیست است. این امر نیازمند اطلاعات مربوط به توزیع علف هرز در مزرعه می‌باشد. با توجه به افزایش سرعت پردازش کامپیوتر، پردازش تصویر^۱ و سامانه‌های طبقه‌بندی در زمینه‌های مختلف اهمیت روز افزونی پیدا کرده و هم‌اکنون تبدیل به یکی از ابزارهای کاربردی در بسیاری از فرآیندها شده‌اند. در اواخر دهه ۷۰ میلادی، از فناوری ماشین بینایی در تحقیقات کشاورزی استفاده شد و به تدریج افزایش یافت (Moshashai *et al.*, 2008). کاربردهای سامانه‌های ماشین بینایی و روش‌های پردازش تصویر، در زمینه تشخیص علف‌هرز در مزرعه سال‌ها مورد توجه محققان بوده است (Hemming and Rath, 2001; Kavdir, 2004; Sogaard, 2005; Tellaiche *et al.*, 2008; Arribas *et al.*, 2011; Ahmed *et al.*, 2012). در پژوهشی، از روش‌های پردازش تصویر به منظور شناسایی علف‌های هرز پهن برگ در غلات تحت شرایط واقعی مزرعه استفاده شد (Perez *et al.*, 2000). در این تحقیق ابتدا با استفاده از پردازش رنگی تصاویر، خاک (و یا پس زمینه) از گیاهان (زراعی و علف‌های هرز) جدا شدند و سپس با استفاده از خصوصیات شکلی، جداسازی گیاه اصلی از علف هرز انجام شد. در نهایت الگوریتم ارائه شده موفق به جداسازی علف هرز از گیاه اصلی با دقت ۸۵٪ شد. در پژوهش دیگر، طبقه‌بندی گیاه اصلی چغندرقد از علف‌های هرز با استفاده از سه مؤلفه‌ی رنگی اصلی (قرمز، سبز و آبی) استخراج شده از تصاویر و به کارگیری روش طبقه‌بندی آنالیز تشخیصی انجام شد (Jafari *et al.*, 2006).

2- Hough transform

3- Generalized hough transform

1- Image processing



شکل ۱- طرح‌واره‌ای از دوره بحرانی کنترل علف هرز برای گیاه چغندر قند؛ ۱: ابتدای دوره چهاربرگی، ۲: انتهای دوره هشت برگی

Fig.1. Schematic of the weed control critical period of a sugar beet plant; 1: Beginning of 4-leaf stage, 2: End of 8-leaf stage

سپس تصاویر مؤلفه‌های سبز و قرمز از تصاویر پیش‌پردازش شده استخراج شدند.

با اعمال حد آستانه مناسب بر روی تصویر تفاضل مؤلفه قرمز از مؤلفه سبز، تصویر باینری شامل گیاه به رنگ سفید و خاک به رنگ سیاه تشکیل شد. سپس با عملیات شکلی شامل اعمال متوالی عملگرهای انقباض^۴ و اتساع^۵، گیاهانی که اندازه آن‌ها بسیار کوچک بودند، از تصویر حذف شدند و تصویر سیاه و سفید حاصل برای اعمال الگوریتم هاف تعمیم‌یافته مورد استفاده قرار گرفت.

تبدیل هاف تعمیم‌یافته

همانگونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، برگ‌های چغندر قند در دوره چهاربرگی تفاوت چندانی از لحاظ ظاهری با هم دیگر نداشتند و از سوی دیگر تفاوت آشکاری بین شکل برگ چغندر قند با انواع علف‌های هرز معمول این گیاه در مزرعه مشاهده شد. در این پژوهش با بررسی اولیه تعداد زیادی از برگ‌های چغندر قند و علف‌های هرز سعی در یافتن ویژگی شکلی بود که بتواند تفاوت بارزی بین آن‌ها ایجاد کند. علاوه بر این، این ویژگی می‌بایست یک ویژگی پایدار باشد. به عبارت دیگر، در گیاهان با اندازه‌های مختلف نیز همچنان وجود داشته باشد و همچنین تابع تغییرات محیطی یا سن رشد نباشد.

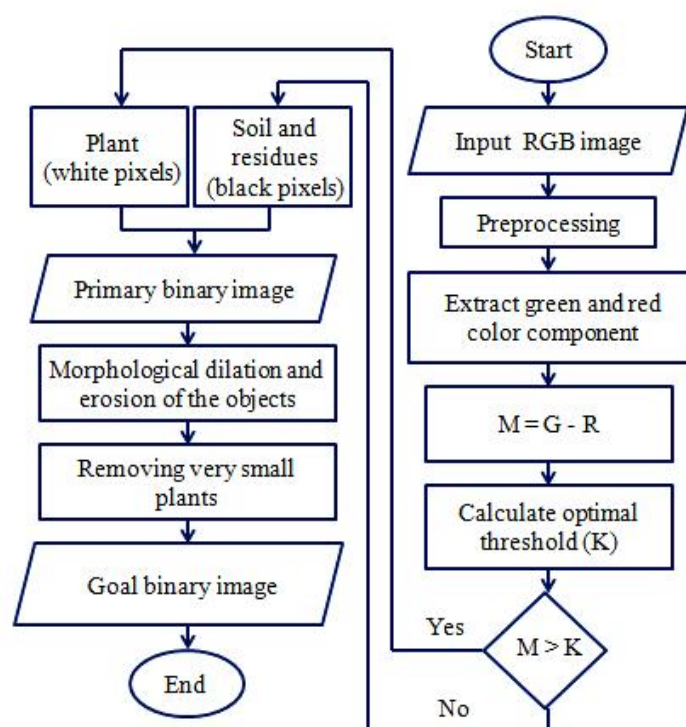
به‌منظور از بین بردن سایه‌اندازی برگ‌ها بر روی یکدیگر و کاهش تأثیر شدت نورهای مختلف خورشید، از یک سایه‌بان در بالای گیاهان استفاده شد تا تنها از تابش مستقیم نور خورشید جلوگیری شود. به‌منظور تهیه تصاویر رنگی از یک دوربین دیجیتال CCD مدل Canon IXUS 960IS ساخت کشور ژاپن و با وضوح ۱۲ مگاپیکسل استفاده شد. ارتفاع دوربین از سطح زمین توسط یک پایه چوبی به اندازه حدوداً ۵۰ سانتی‌متری تنظیم شد. دوربین به‌صورت کاملاً عمودی و به سمت پایین بر روی پایه قرار داده شد و تصاویر با ابعاد ۱۶۰۰×۱۲۰۰ پیکسل از روی ردیف‌های کشت تهیه شدند. دوربین توسط کابل مخصوص به رایانه متصل و توسط آن کنترل گردید. عکس‌برداری و تمامی تنظیمات لازم توسط نرم افزار ZoomBrowser EX 6.5.1 انجام و تصاویر تهیه شده در رایانه ذخیره شدند. در کل ۵۵ تصویر تهیه شد که تعداد ۲۷ تصویر به‌منظور ایجاد الگوریتم و ۳۷ تصویر دیگر به‌منظور ارزیابی الگوریتم مورد استفاده قرار گرفتند.

بخش‌بندی تصویر

تصاویر تهیه شده از سطح مزارع به‌منظور انجام عملیات پردازش تصویر و ایجاد الگوریتم، در جعبه ابزار پردازش تصویر نرم‌افزار متلب^۱ (Mathworks, R2013a) مورد بررسی قرار گرفتند. فلوچارت مراحل مختلف بخش‌بندی تصویر در شکل ۲ نشان داده شده است. تصاویر فراخوانی شده در نرم‌افزار متلب در ابتدا پیش‌پردازش شدند. برای از بین بردن نوفه‌های موضعی^۲ در تصاویر از فیلتر میانه^۳ استفاده شد.

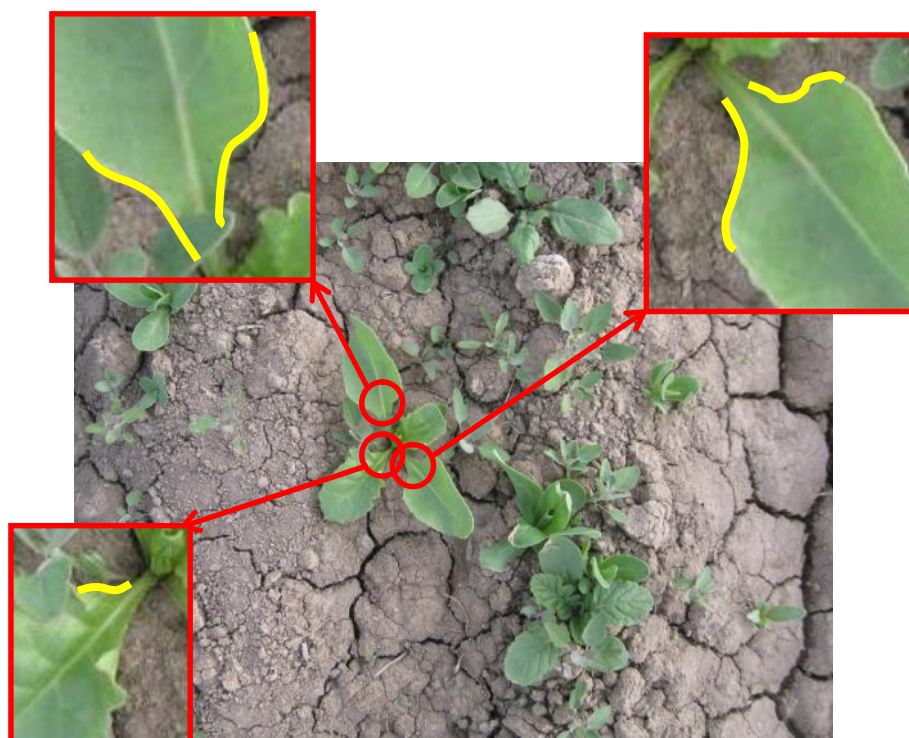
3- Median filter
4- Erosion
5- Dilation

1- MATLAB
2- Local noises



شکل ۲- فلوچارت خلاصه مراحل الگوریتم بخش‌بندی تصویر

Fig.2. Summarized flowchart of image segmentation steps



شکل ۳- الگوی S شکل در برگ‌های گیاه چغندر

Fig. 3. S-type template in sugar beet leaves

متفاوت روی لبه شیء که زاویه α_1 را ایجاد می‌کنند، نشان داده شده است. ممکن است خطوط مماس بر تعداد نقاط زیادی روی لبه شیء با محور افقی یک مقدار زاویه را ایجاد کنند (در شکل ۴ مشخص است که دو خط مماس در دو نقطه متفاوت از لبه شیء، با افق زاویه α_1 را ایجاد نموده‌اند) و از طرفی مقادیر مختلف زاویه نیز به دست آید. بر اساس شکل ۴، برای نقطه (x_1, y_1) و مقدار α_1 ، روابط (۱) و (۲) را خواهیم داشت:

$$x_c = x_1 + r_1 \cos(\alpha_1) \quad (1)$$

$$y_c = y_1 + r_1 \sin(\alpha_1) \quad (2)$$

از سوی دیگر، برای هر مقدار مشخص (به عنوان مثال α_1) ممکن است به ازای های مختلف، مقادیر مختلفی از x و y و در نتیجه x_c های مختلفی وجود داشته باشد. بنابراین، مطابق با روابط (۳) و (۴)، برای زامین مقدار خواهیم داشت:

$$x_c = x_j + r_j \cos(\alpha_j) \quad (3)$$

$$y_c = y_j + r_j \sin(\alpha_j) \quad (4)$$

همین طور به ازای مقادیر مختلف از α ، مقادیر متفاوتی از x_c و y_c وجود دارد:

$$\varphi_i \rightarrow \begin{cases} x_c = x_j + r_j \cos(\alpha_j) \\ y_c = y_j + r_j \sin(\alpha_j) \end{cases} \quad (5)$$

بنابراین می‌توان جدولی به صورت جدول ۱ تشکیل داد که بیانگر الگوی کلی شکل خواهد بود.

جدول ۱- نمونه R-Table ایجاد شده در تبدیل هاف تعمیم یافته

Table 1- Typical R-Table composed in Generalized Hough Transform

i	i	R _i
1	1	$(r_1^1, \alpha_1^1), (r_2^1, \alpha_2^1), \dots$
2	2	$(r_1^2, \alpha_1^2), (r_2^2, \alpha_2^2), \dots$
3	3	$(r_1^3, \alpha_1^3), (r_2^3, \alpha_2^3), \dots$
...

بخش دوم - الگوریتم تشخیصی

دو نکته اساسی در تعمیم الگوریتم تبدیل هاف، استفاده از اطلاعات مربوط به اندازه و جهت است. این اطلاعات علاوه بر سریع تر کردن الگوریتم، تا حد زیادی باعث بهبود دقت آن نیز می‌شوند. برای مثال، اگر اطلاعات مربوط به اندازه و جهت در آشکارساز دایره استفاده نشود، هر نقطه از محیط دایره می‌تواند عضوی از تعداد بی‌شمار دایره در اندازه‌ها و جهت‌های مختلف باشد که تنها یکی از آن‌ها دایره مورد نظر است. در این مرحله تبدیل هاف تعمیم یافته به جستجوی شیء مورد نظر در یک تصویر دیگر می‌پردازد که مراحل آن در ادامه شرح داده می‌شود.

وجود یک منحنی S شکل (عموماً به صورت کشیده) در ابتدای محل پهن شدگی برگ‌های گیاه چغندر قند، ویژگی استخراج شده در این مطالعه بود که تنها مختص برگ‌های چغندر قند بوده و در سایر علف‌های هرز مورد مطالعه در این پژوهش مشاهده نشد (شکل ۳). بنابراین از این ویژگی و نیز از توانایی‌های تبدیل هاف تعمیم یافته در تشخیص منحنی‌ها، به منظور تشخیص و جداسازی گیاه چغندر قند در تصاویر استفاده شد.

بنابراین، برای پیاده‌سازی تبدیل هاف در تصاویر تهیه شده از سطح زمین، ابتدا یک نمونه ۵۰ عضوی از انواع شکل‌های منحنی S شکل واقع در برگ چغندر قند تهیه شد که به عنوان الگوهای شکلی مورد نظر در تبدیل هاف تعمیم یافته استفاده شدند. همانطوری که در شکل ۳ نیز مشخص است. بسیاری از نمونه‌های S شکل شباهت بسیار زیادی به همدیگر داشتند. از آنجا که تصاویر باینری حاصل از الگوریتم بخش‌بندی تصاویر ممکن است شامل تعداد بیش از یک عدد گیاه اصلی و نیز تعدادی علف هرز باشد، بنابراین اشیاء موجود در تصاویر شماره‌گذاری شدند و تصویر هر کدام از اشیاء به صورت جداگانه تحت تبدیل هاف تعمیم یافته قرار گرفت تا مشخص شود که شیء مورد نظر برگ چغندر یا علف هرز است. الگوریتم پیاده‌سازی تبدیل هاف تعمیم یافته به طور کلی دارای دو بخش اصلی می‌باشد که شامل تعریف شکل و مرحله تشخیص می‌باشند.

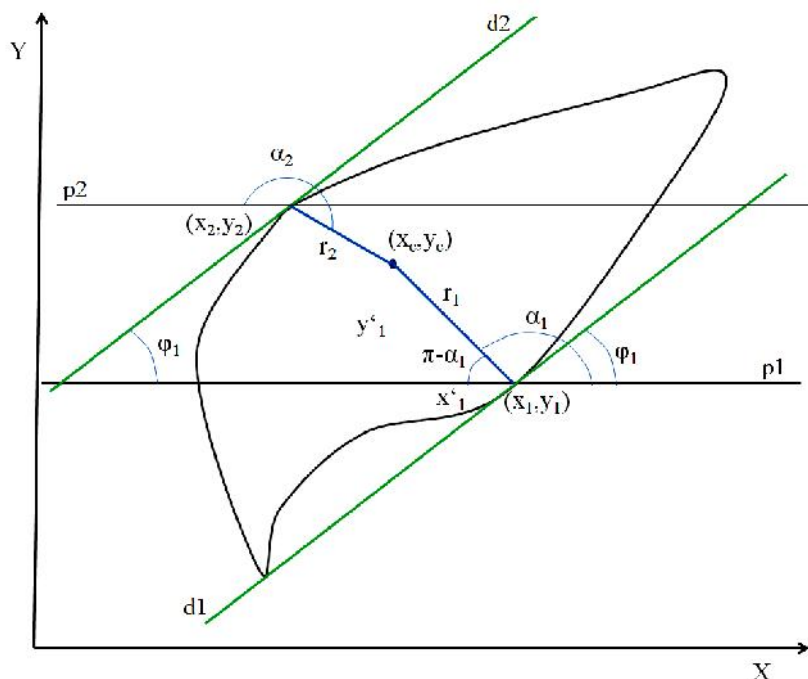
بخش اول - ایجاد الگو از شیء

به طور کلی، ایجاد الگوی شیء دارای چهار مرحله زیر می‌باشد:

- ۱) لبه‌یابی از تصویر الگو (تصویری که اشیاء شبیه به آن را در عکس‌های اصلی جستجو می‌کنیم)،
- ۲) انتخاب یک نقطه دلخواه در تصویر به عنوان نقطه مرجع (مرکز سطح الگو)،
- ۳) رسم یک بردار از نقطه مرجع به یک نقطه از لبه جسم،
- ۴) محاسبه زاویه خط مماس بر هر نقطه روی مرز جسم با محور افقی،

۵) ذخیره نقطه مرجع به صورت تابعی از جدول R-Table.

پس از یافتن نقاط مرزی تصویر الگوی شیء مورد نظر، این تصویر با استفاده از فاکتورهای تعریف می‌شود. در واقع، در ابتدا با استفاده از فاکتورهایی که در زیر آورده می‌شود، یک مدل از شیء ایجاد شد. به این صورت که به ازای هر مقدار از φ (زاویه خط مماس بر هر نقطه از لبه شیء با خط افق)، فاصله نقطه مورد نظر بر روی لبه شیء از نقطه مرجع (در این تحقیق مرکز سطح شکل به عنوان نقطه مرجع انتخاب شد) دلخواه محاسبه شده و در جدولی که اصطلاحاً R-Table نامیده می‌شود، ذخیره گردید (شکل ۴). در شکل ۴ دو نقطه



شکل ۴- روش ایجاد الگو؛ d1 و d2: به ترتیب خطوط مماس بر مرز شیء در نقاط (x1,y1) و (x2,y2)؛ p1 و p2: خطوط موازی محور افقی و به ترتیب گذرنده از نقاط (x1, y1) و (x2, y2)

Fig. 4. Pattern construction method; d1 and d2: tangents to the edge of the object at (x1, y1) and (x2, y2) respectively, p1,p2: parallel lines too horisintal axis pasing (x1, y1) and (x2, y2) respectively

در مرحله اول، فضای هاف تعمیم‌یافته کوانتیزه^۱ می‌شود: و همچنین همه مقادیر تغییر جهت‌گیری الگو ($\theta = \theta_{min} \text{ to } \theta_{max}$)، مختصات نقطه مبنا براساس روابط ۹ و ۱۰ محاسبه شدند.

$$x_c = x - (x' \cos(\theta) - y' \sin(\theta)).s \quad (9)$$

$$y_c = y + (y' \sin(\theta) + x' \cos(\theta)).s \quad (10)$$

(ب) محاسبات مشابه در سلول بعدی $P[x_c][y_c][s][\theta]$ انجام شد.

مکان‌های احتمالی قرار گرفتن کانتور شیء الگو در تصویر مورد آنالیز با تعیین مقدار بیشینه از فضای پارامتری $P[x_c][y_c][s][\theta]$ به‌دست می‌آید. در صورتی‌که برای نقطه مورد نظر، مقدار $P[x_c \dots x_c][y_c \dots y_c][s][\theta]$ بزرگ‌تر از مقدار تعریف شده T باشد، در این صورت کانتور در مکان (x_c, y_c) قرار داشته، به اندازه چرخیده و ضرب در مقیاس s می‌شود.

در نهایت طرز کار الگوریتم ارائه شده در این تحقیق به این صورت بود که اگر قسمتی از هرکدام از اشیاء موجود در تصویر (شکل باینری یک گیاه) با الگوهای S شکل تعریف شده در تبدیل هاف تعمیم‌یافته همخوانی داشت، آن شیء به‌عنوان چغندر و در غیر این صورت به‌عنوان علف هرز شناخته می‌شد. همانطور که قبلاً گفته شد،

در رابطه (۶)، s میزان تغییر در مقیاس شکل الگو و میزان تغییر در جهت قرارگیری شکل الگو می‌باشند. کوانتیزه کردن^۲ در واقع تقسیم‌بندی فضای هاف به سلول‌های کوچک‌تر است. این کار به این دلیل انجام می‌شود که محاسبه تمام متغیرهای بالا بسیار زمان‌بر است. بنابراین کل فضای هاف به سلول‌هایی تقسیم‌بندی می‌شود و عملیات بعدی به جای این‌که بر روی تک تک متغیرهای فضا انجام شود، بر روی سلول‌ها انجام می‌پذیرد.

$$P[x_{cmin} \dots x_{cmax}][y_{cmin} \dots y_{cmax}] \dots [s_{min} \dots s_{max}][\theta_{min} \dots \theta_{max}] \quad (6)$$

برای هر نقطه روی لبه شیء موجود در تصویر مورد بررسی: الف) با توجه به مقدار ، تمامی (r,) ها در R-Table که مربوط به این زاویه هستند، استخراج شده و نقاط مرجح احتمالی از روابط زیر محاسبه شدند:

$$x' = r \sin(\alpha) \quad (7)$$

$$y' = -r \cos(\alpha) \quad (8)$$

در نتیجه، با توجه به روابط (۷) و (۸)، برای همه مقادیر مقیاس

- 1- Quantize
- 2- Quantization

آن‌ها استخراج شده بود برابر با ۹۶/۲۱٪ و دقت الگوریتم در تصاویری که الگو از آن‌ها استخراج نشده بود، برابر با ۹۱/۶۵٪ به دست آمد. این در حالی است که در تحقیقات پیشین انجام شده، دقت تشخیص گیاه چغندر قند از علف‌های هرز با استفاده از خصوصیات رنگی برابر با ۸۵/۱٪ گزارش شده است (Jafari et al., 2006). همچنین دقت تشخیص چغندر قند از علف‌های هرز بر اساس خصوصیات شکل برگ و زاویه نوک برگ، در حدود ۸۷/۲٪ گزارش شده است (Terawaki et al. 2002).

نکته حائز اهمیت در مورد نتایج الگوریتم ارائه شده در این پژوهش این است که در برخی از تصاویر تداخل بین گیاه چغندر قند و علف‌های هرز بسیار زیاد بود، به طوری که امکان جداسازی دو گیاه با استفاده از عملیات شکلی وجود نداشت. این امر باعث شد تا در مواردی که گیاه چغندر قند و علف‌های هرز تداخل زیادی داشتند موجب بروز دو مشکل گردد. مشکل اول اینکه در برخی موارد تداخل زیاد باعث عدم توانایی الگوریتم در تشخیص الگو در شیء می‌شد. بنابراین گیاه به اشتباه به عنوان علف هرز تشخیص داده می‌شد. مشکل دوم این بود که در صورت تشخیص گیاه اصلی در حالت تداخل زیاد، علف هرز متصل به آن نیز به عنوان گیاه چغندر قند تشخیص داده می‌شد. این دو مشکل باعث کاهش میزان دقت الگوریتم هاف تعمیم یافته شدند. البته از آنجا که در دوره چهار برگی گیاه میزان تداخل گیاهان زیاد نیست و مقادیر کم تداخل قابل رفع شدن است، می‌توان نتایج الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته را برای تشخیص گیاه چغندر قند در دوره چهار برگی قابل قبول دانست. در دوره‌های بعدی رشد گیاه که میزان تداخل زیاد می‌شود، استفاده از الگوی بررسی شده در این پژوهش توصیه نمی‌شود و در صورت استفاده از الگوریتم هاف تعمیم یافته بایستی الگوهای دیگری تحقیق شوند.

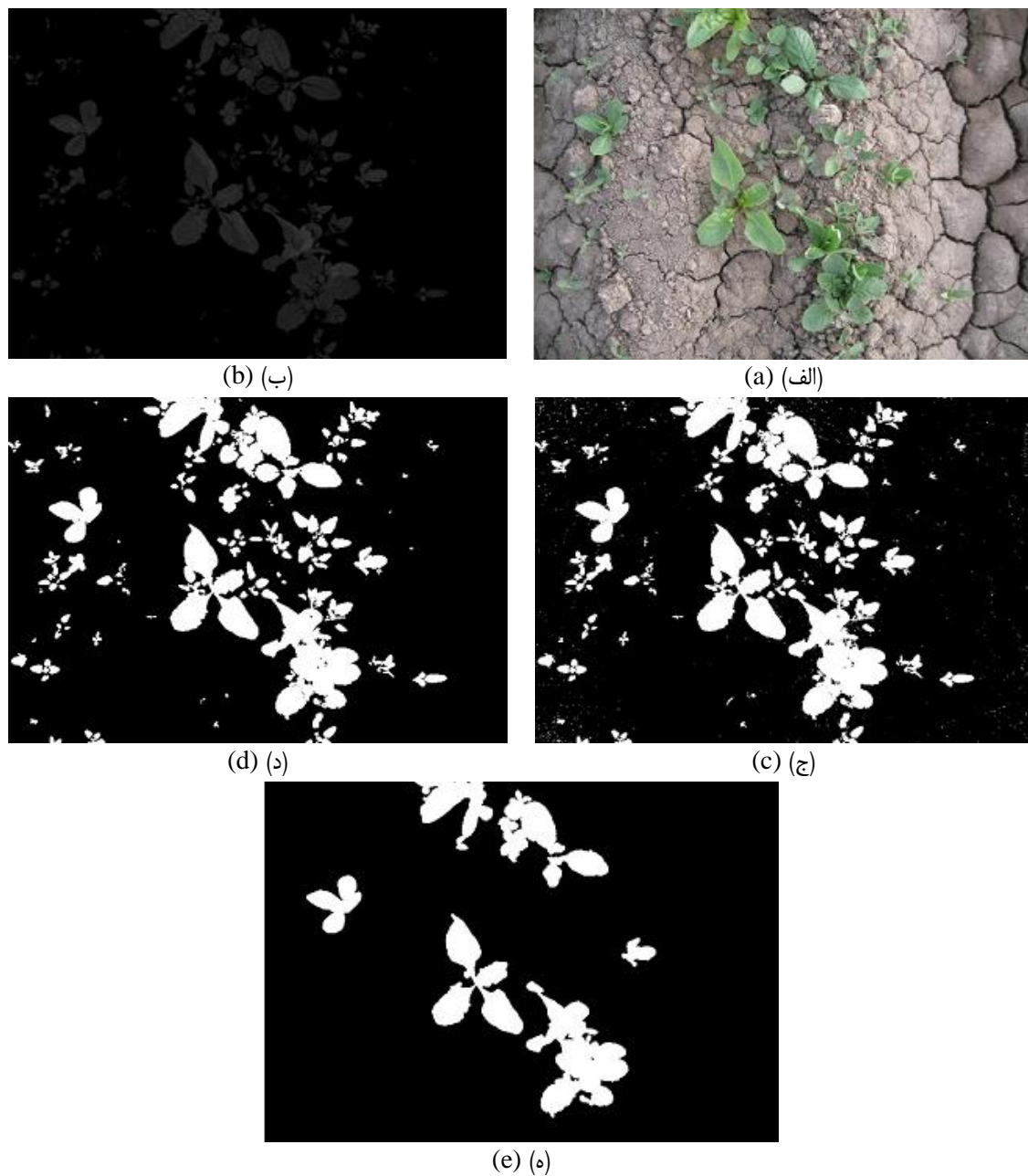
در تبدیل هاف تعمیم یافته برای یک الگوی S شکل خاص، مسأله تطابق برای مقیاس‌ها و زوایای چرخش مختلف الگو با شیء موجود در تصویر مورد بررسی قرار گرفت.

به منظور بررسی دقت الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته، گیاهان چغندر قند در تصاویر اصلی تهیه شده از زمین مشخص شدند و با گیاهان تشخیص داده شده توسط الگوریتم هاف مقایسه شدند.

نتایج و بحث

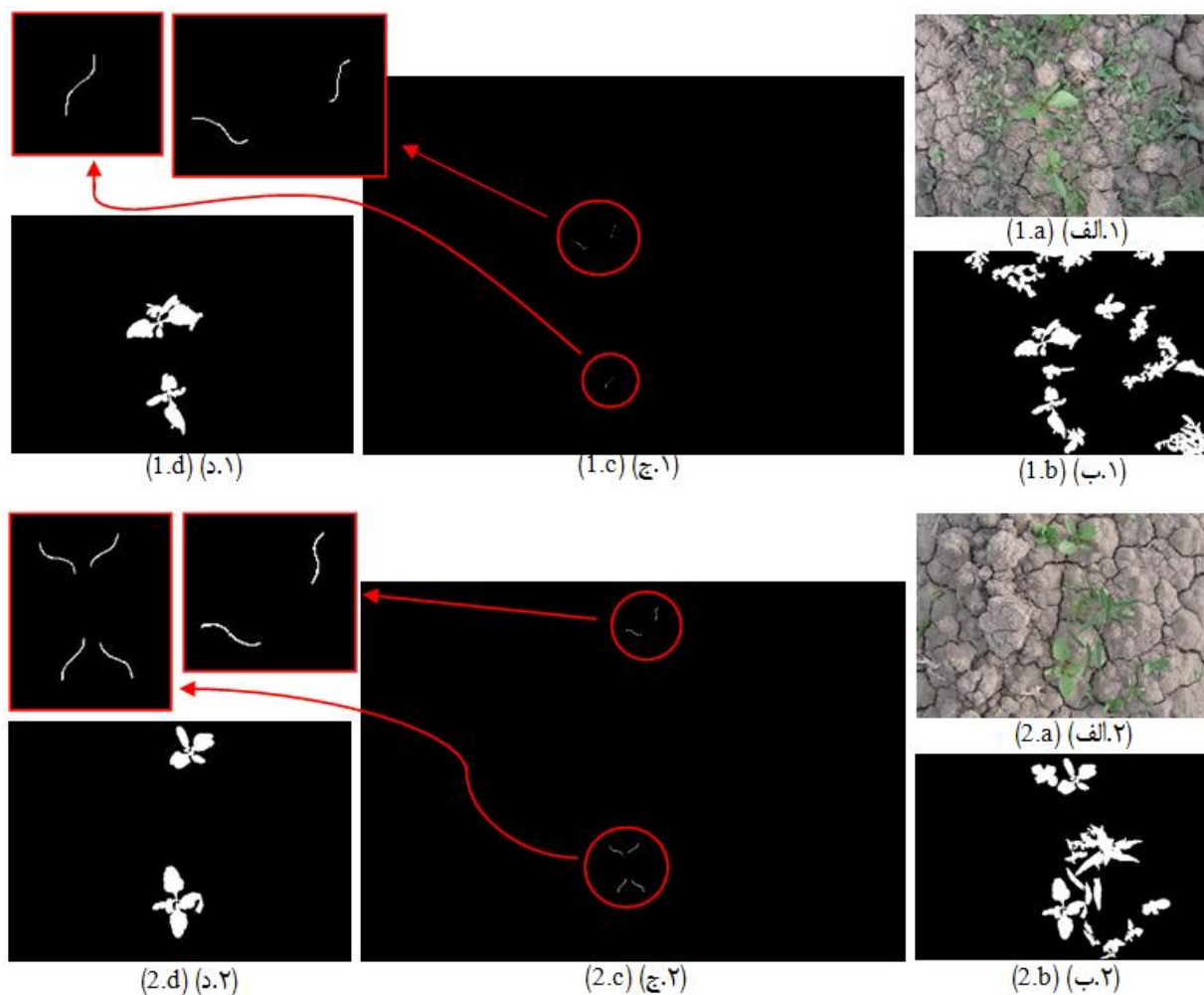
در شکل ۵ تصاویر مربوط به مراحل مختلف الگوریتم بخش بندی تصویر نشان داده شده است. همانطور که از قسمت‌های مختلف این شکل به خصوص قسمت (ج) مشخص است، الگوریتم تشخیص سبزیگی در تشخیص گیاهان موجود در تصاویر بسیار موفق بود. نتایج بررسی در بین ۳۰ عکس مورد ارزیابی نشان داد که نرخ تشخیص سبزینه در تصاویر ۱۰۰٪ بود. در تصویر (ه-۵) گیاهان کوچک حذف شده‌اند و این تصویر در الگوریتم تشخیص هاف تعمیم یافته استفاده شد.

شکل ۶ نتایج الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته را در دو تصویر مختلف نشان می‌دهد. تصویرهای (ب) در شکل ۶، تصاویر سیاه و سفید ورودی در الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته هستند. تصاویر (ج) الگوهای S شکلی هستند که توسط تبدیل الگوریتم هاف تعمیم یافته در تصویرهای ورودی تشخیص داده شده‌اند. در نهایت تصاویر (د) آن اشیا را در تصویر اصلی را نشان می‌دهند که الگوهای یافته شده مربوط به آن‌ها بوده‌اند. در واقع تصاویر (د) همان نتایج نهایی الگوریتم ارائه شده در این پژوهش هستند. بررسی دقت الگوریتم هاف تعمیم یافته در دو حالت مورد بررسی قرار گرفت. در حالت اول دقت الگوریتم در تشخیص گیاه چغندر قند در ۲۸ تصویری که ۵۰ الگوی S شکل از آن‌ها استخراج شده بودند، بررسی شد. در حالت دوم توانایی الگوریتم در ۳۷ عکسی که الگوها از آن‌ها استخراج نشده بودند، مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل در جدول ۲ نشان داده شده‌اند. با توجه به جدول ۲ میزان دقت کلی الگوریتم در تصاویری که الگو از



شکل ۵- گالری تصاویر حاصل از مراحل مختلف الگوریتم بخش‌بندی، الف) تصویر رنگی اولیه، ب) تصویر حاصل از تفاضل مؤلفه قرمز از مؤلفه سبز، ج) تصویر حاصل از اعمال حد آستانه بر روی تصویر ب، د) تصویر حاصل از حذف نوفه با استفاده از عملیات شکلی و ه) تصویر مورد استفاده در تبدیل هاف تعمیم‌یافته

Fig. 5. Gallery of the different stages of the segmentation algorithm; a) Original color image, b) Image obtained by subtraction of Red component from Green component, c) Image obtained by applying color threshold on the image (b), d) Image (c) after removing noises using morphological operations, and e) Image used in generalized Hough transform algorithm



شکل ۶- نتایج الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته در دو عکس مختلف، الف) تصویر رنگی اولیه، ب) تصویر سیاه و سفید استخراج شده از تصویر رنگی برای استفاده در الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته، ج) تصویر مربوط به الگوهای یافته شده توسط الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته در تصویر سیاه و سفید (ب و د) تصویر نهایی نشان دهنده گیاه چغندر قند تشخیص داده شده

Fig. 6. Results of generalized Hough transform algorithm in two various images; a) Primary color image, b) Binary image obtained from color image to be used in generalized Hough transform algorithm, c) Patterns found by generalized Hough transform in the (b) binary image, and d) Final image showing detected sugarbeet plants

جدول ۲- نتایج الگوریتم تبدیل هاف تعمیم یافته در تصاویر حاوی الگو و تصاویری که الگویی از آنها استخراج نشده بود (تصاویر آزمون)

Table 2- Results of generalized Hough transform algorithm in images containing extracted patterns and images that patterns were not extracted from them (test images)

نوع گیاه Plant type	تصاویر حاوی الگو Images containing patterns		تصاویر مورد آزمون Test images	
	چغندر قند Sugarbeet	علف هرز Weed	چغندر قند Sugarbeet	علف هرز Weed
چغندر قند Sugarbeet	98%	2%	92%	8%
علف هرز Weed	5.6%	94.4%	8.7%	91.3%

نتیجه‌گیری

به‌تنهایی می‌تواند % ۹۱/۶۵ از بوته‌های چغندرقد را شناسایی نماید. از آنجا که این ویژگی یک ویژگی شکلی می‌باشد، زمان کاربرد الگوریتم، پیش از ایجاد پوشش کامل گیاهی بر سطح مزرعه می‌باشد که منطبق با دوره بحرانی کنترل علف هرز چغندرقد بوده و در این دوره میزان همپوشانی برگ‌ها به اندازه‌ای نیست که موجب محو شدن ویژگی مذکور شود. از این ویژگی می‌توان در کنار سایر ویژگی‌های رنگی، بافتی و شکلی جهت افزایش دقت جداسازی استفاده کرد.

استفاده از یک ویژگی خاص موجود در شکل برگ چغندرقد به‌عنوان معیاری برای تمایز چغندرقد از علف‌های هرز مرسوم در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفت. این ویژگی خاص که یک انحنای S شکل در نزدیکی اتصال دم‌برگ به برگ اصلی چغندرقد بود، به‌طور مشخص در برگ‌های چغندرقد قابل مشاهده و متفاوت از سایر علف‌های هرز است. نتایج این پژوهش نشان داد، این ویژگی

References

- Ahmed, F., H. A. Al-Mamun, A. S. M. Hossain Bari, E. Hossain, and P. Kwan. 2012. Classification of crops and weeds from digital images: A support vector machine approach. *Crop Protection* 40: 90-104.
- Arribas, J. I., G. V. Sánchez-Ferrero, G. Ruiz-Ruiz, and J. Gómez-Gil. 2011. Leaf classification in sunflower crops by computer vision and neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture* 78 (1): 9-18.
- Ballard, D. H. 1981. Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes. *Pattern Recognition* 13 (2): 111-122.
- Blasco, J., N. Aleixos, J. Roger, E. Rabatel, and E. Molto. 2002. Robotic weed control using machine vision. *Biosystems Engineering* 83 (2): 149-157.
- Cooke, D. A., and R. K. Scott. 1993. *The Sugar Beet Crop*. Chapman and Hall, Publishers. pp: 675.
- Cussans, G. W. 1986. The potential for integrated weed management (IWM) control. 49th winter congress. International Institute for Sugar Beet Research 253-262.
- Gee, C., J. Bossu, G. Jones, and F. Truchetet. 2008. Crop/weed Discrimination in Perspective Agronomic Images. *Computers and Electronics in Agriculture* 60 (1):49-59.
- Ghadiri, H. 1996. Concept and application of critical period of weed control. Collections of full papers of 4th Iranian crop production and breeding congress Isfahan 257-265.
- Gillott, I. 2001. Critical herbicide uses in minor crops- an agronomist's view. Proceedings of the BCPC Conference-Weeds, Brighton, UK, 799-802.
- Hakimi, M., and J. Gohari. 1993. Determination of the most suitable row distance in sugar beet cultivation. Publication of Iran sugarbeet seed institute.
- Hemming, J., and T. Rath. 2001. Computer vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting. *Journal of Agricultural Engineering Research* 78 (3): 233-243.
- Jafari, A. 2005. Developing a Suitable Algorithm for Weeds Segmentation from Sugar Beet Crop Using Machine Vision and Artificial Neural Networks. PhD Thesis, Department of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, Tehran University.
- Jafari, A., S. S. Mohtasebi, H. E. Jahromi, and M. Omid. 2006. Weed detection in sugar beet fields using machine vision. *International Journal of Agriculture and Biology* 8 (5): 602-605.
- Jahadakbar, M. R., R. Tabatabai, and H. R. Ebrahimian. 2004. Critical period of weed competition with sugar beet in Kabotarabad-Esfahan. *Journal of Sugar Beet* 20 (1): 73-92.
- Kavdir, I. 2004. Discrimination of sunflower, weed and soil by artificial neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture* 44 (2): 153-160.
- Kaya, R., and S. Buzluk. 2006. Integrated weed control in sugar beet through combinations of tractor hoeing and reduced dosage of herbicide mixture. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry* 30: 137-144.
- Kolivand, M. 1995. Study of sugar beet growth pattern in Kermanshah. *Journal of Sugarbeet* 11 (1): 1-19.
- Leemans, V., and M. F. Destain. 2006. Application of the Hough Transform for Seed Row Localization using Machine Vision. *Biosystems Engineering* 94 (3): 325-336.

19. Morishita, D. W., and M. J. Wille. 2001. Broadleaf weed control in sugar beet with soilapplied and sequential post emergence herbicides compared to micro herbicide rates. Available from: www.uidaho.edu/sugar-beet/weed/00-12.htm.
20. Moshashai, K., M. Almasi, S. Minaei, and A. M. Borghei. 2008. Identification of sugarcane nodes using image processing and machine vision technology. *International Journal of Agricultural Researches* 3: 357-364.
21. Perez, A. J., F. Lopez, J. V. Benloch, and S. Christensen. 2000. Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. *Computers and Electronics in Agriculture* 25: 197-212.
22. Shahbazi, H. A., and M. Abdollahian-Noghabi. 2000. Critical period of weed competition in sugar beet in Mashhad, 16 (1): 58-74.
23. Shapiro, L. G., and G. C. Stockman. 2001. *Computer Vision*, Prentice-Hall Inc., Upper. Saddle River, New Jersey, pp. 41.
24. Sogaard, H. T. 2005. Weed Classification by Active Shape Models. *Biosystems Engineering* 91 (3): 271-281.
25. Sonka, M., V. Hlavac, and R. Boyle. 1993. *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*. Brooks/Cole Publishing Company.
26. Tellaeché, A., X. P. BurgosArtizzu, G. Pajares, A. Ribeiro, and C. Fernández-Quintanilla. 2008. A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 60 (2): 144-155.
27. Terawaki, M., T. Kataoka, H. Okamoto, and S. Hata. 2002. Distinction between sugar beet and weeds for development of automatic thinner and weeding machine of sugar beet. *Proceeding of the Automation Technology for Off-Road Equipment Conference* (Chicago, Illinois, USA).

Application of generalized Hough transform for detecting sugar beet plant from weed using machine vision method

A. Bakhshipour Ziaratgahi¹- A. A. Jafari^{2*}- Y. Emam³- S. M. Nassiri²- S. Kamgar⁴- D. Zare²

Received: 16-09-2015

Accepted: 10-01-2016

Introduction

Sugar beet (*Beta vulgaris* L.) as the second most important world's sugar source after sugarcane is one of the major industrial crops. The presence of weeds in sugar beet fields, especially at early growth stages, results in a substantial decrease in the crop yield. It is very important to efficiently eliminate weeds at early growing stages. The first step of precision weed control is accurate detection of weeds location in the field. This operation can be performed by machine vision techniques.

Hough transform is one of the shape feature extraction methods for object tracking in image processing which is basically used to identify lines or other geometrical shapes in an image. Generalized Hough transform (GHT) is a modified version of the Hough transform used not only for geometrical forms, but also for detecting any arbitrary shape. This method is based on a pattern matching principle that uses a set of vectors of feature points (usually object edge points) to a reference point to construct a pattern. By comparing this pattern with a set pattern, the desired shape is detected. The aim of this study was to identify the sugar beet plant from some common weeds in a field using the GHT.

Materials and Methods

Images required for this study were taken at the four-leaf stage of sugar beet as the beginning of the critical period of weed control. A shelter was used to avoid direct sunlight and prevent leaf shadows on each other. The obtained images were then introduced to the Image Processing Toolbox of MATLAB programming software for further processing.

Green and Red color components were extracted from primary RGB images. In the first step, binary images were obtained by applying the optimal threshold on the G-R images.

A comprehensive study of several sugar beet images revealed that there is a unique feature in sugar beet leaves which makes them differentiable from the weeds. The feature observed in all sugar beet plants at the four-leaf stage was a stretched S-shaped curve at the junction of the leaf and petiole. This unique shape characteristic was used as the pattern for sugar beet detection using GHT. To implement the Hough transform in the images, a 50-member group of samples was prepared from S-shaped curve to build appropriate patterns. Desired features for the Hough transformation were extracted from the patterns. In the next step, the attempts were made to find the images for the shapes similar to each of the patterns.

Results and Discussion

Plants were thoroughly separated from soil and residues. The accuracy of segmentation algorithm was achieved by almost 100%.

The accuracy of the generalized Hough algorithm was evaluated in two stages. In the first stage, the algorithm accuracy was assessed in detecting patterns in the images. Results showed that the accuracy of the algorithm was 96.21%. In the second stage, the algorithm was evaluated for some other test images, whereas the algorithm achieved an overall accuracy of 91.65%. In some cases, the presence of a large overlap between objects in the image reduced the detection accuracy. This was because of two main reasons; 1) high interference and ambiguity in the object edges, so that Hough transform was not able to detect the predefined patterns in the objects and, 2) weeds highly overlapped with sugar beet plants and thereby they were wrongly detected as sugar

1- Ph.D. in Mechanics of Agricultural Machinery Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

2- Associate Professor, Department of Biosystems Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

3- Professor, Department of Crop Production and Plant Breeding, Shiraz University, Shiraz, Iran

4- Assistant Professor, Department of Biosystems Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran

(*- Corresponding Author Email: ajafari@shirazu.ac.ir)

beet. However, since there is no or little interference between plants at the four-leaf stage, this interference can be eliminated by morphological operations. Due to this fact, it can be said that the results of GHT algorithm are acceptable for the detection of sugar beet in the plants close to four-leaf stage.

Conclusions

A special feature in the shape of sugar beet leaves was used as a criterion to distinguish between sugar beet and weeds. The results showed that by quantifying this special feature, which is an S-shaped curve near the petioles connection of beet leaves, sugar beet can be discriminated from weeds with an accuracy of 91.65 %. Recalled that this feature is a shape characteristic, therefore, the generalized Hough algorithm must be applied prior to plant canopy development, which is consistent with the critical period of weed control in sugar beet fields.

Keywords: Generalized Hough, Shape processing, Sugarbeet, Visible machine vision, Weed