



پردازش تصویر خیار گلخانه ای با رهیافت شبکه عصبی به منظور به کارگیری در ربات برداشت خیار

معین زند^۱

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۲/۱

تاریخ پذیرش: ۹۶/۱/۲۳

چکیده:

در این تحقیق روشی برای آشکارسازی میوه خیار در تصویر گلخانه‌ای با رهیافت شبکه عصبی پیشنهاد شده است. برای این منظور ابتدا پس از متعادل سازی هیستوگرام روشنایی تصویر مورد نظر، آن را با یک پنجره حاوی تصویر یک میوه خیار ضرب کرده که باعث به وجود آمدن ضرایب بزرگ‌تر در نواحی مشکوک به وجود خیار می‌شود. با استخراج این بیشینه‌های محلی، دسته نقاط اولیه به عنوان پنجره‌های محتمل وجود خیار به دست می‌آیند. سپس به منظور آشکارسازی دقیق مکان خیارها، این نقاط و نواحی اطراف آنها به یک شبکه عصبی ارجاع داده می‌شوند که این شبکه با به کارگیری تعدادی تصویر شامل تصاویر خیار، تصاویر غیر خیار و پاسخ‌های مطلوب آنها آموزش داده شد. نواحی به دست آمده از این شبکه منجر به آشکارسازی دقیق مکان خیارها در تصویر شد. روش ارائه شده در محیط نرم افزار MATLAB شبیه‌سازی و یک شبکه عصبی، یک الگوریتم آموزش شبکه عصبی و یک ترکیب برای شبکه عصبی پیشنهاد شد. سپس روش پیشنهادی با بهره‌گیری از این ساختار شبکه، شبیه‌سازی نهایی شده و بر روی ۱۲۰ تصویر تهیه شده از یک گلخانه توسط یک دوربین دیجیتال آزمایش گردید. روش پیشنهادی خطای کمی (خطای عدم تشخیص ۴/۷٪ و خطای تشخیص اشتباه ۳/۱۳٪) داشته و توانست با نرخ بالایی و در مدت زمان مناسب (به طور متوسط برای هر تصویر ۵/۱۲ ثانیه) میوه‌های خیار موجود در تصاویر را آشکارسازی کند.

واژه‌های کلیدی: خیار گلخانه‌ای، پردازش تصویر، آشکارسازی، شبکه عصبی، آموزش شبکه

مقدمه:

های کشاورزی به مراتب کاهش یافته است. برداشت محصول به شیوه مکانیزه در کشاورزی در اواخر دهه ۱۹۷۰ تا حدی افزایش یافت و پیشرفت عمده در این زمینه بعد از سال ۱۹۸۰ بوده است. با توجه به اینکه شمار گلخانه‌ها در کشور در حال افزایش است، برای اینکه محصولات برداشت شده از کیفیت و بهداشت بالایی برخوردار باشد و نیز از آنجایی که کار در محیط گلخانه توسط انسان دشوار بوده و شرایط حرارتی و تهویه نامناسب محیط گلخانه برای سلامتی انسان مضر می‌باشد و ممکن است بعضی از عملیات داشت و سمپاشی داخل محیط گلخانه بیماری‌های متعددی را به دنبال داشته باشد، لذا ضروری به نظر می‌رسد که ماشین در گلخانه جایگزین نیروی انسانی گردد، ماشینی خودکار که بتوان از راه دور حرکت آن را کنترل کرد و انواع عملیات کاشت، داشت و برداشت را به وسیله آن انجام داد.

خیار گلخانه‌ای یکی از محصولات مهم باغی با عملکرد بالا است که در ایران به صورت گسترده کشت می‌شود. از آنجا که میوه خیار به سرعت رشد می‌کند و عملیات برداشت آن حساس و دشوار است، ساعات کاری زیادی را برای برداشت به خود اختصاص می‌دهد. لذا مکانیزه نمودن عملیات برداشت محصول خیار گلخانه‌ای ضروری به نظر می‌رسد. یکی از راهکارهای افزایش کیفیت و بهداشت یک محصول، به کارگیری ماشین‌های خودکار بدون دخالت‌های عوامل انسانی است. ماشین‌هایی که بیشتر مراحل کاری آنها به طور خودکار صورت گرفته و اتکالی آن به عوامل انسانی کمتر باشد. در گذشته، اغلب عملیات کشاورزی به صورت دستی و با به کارگیری نیروی انسانی انجام می‌گرفت. با پیشرفت‌های اخیر در علوم مختلف و به تبع آن در مهندسی کشاورزی و به ویژه ماشین‌های کشاورزی، نقش نیروی انسانی در فعالیت-

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، واحد تاکستان، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران: (نویسنده مسئول)



مجله مهندسی زیست سامانه

محیط گلخانه الگوریتمی را ارائه کردند. آنها ابتدا از یک سامانه تصویربرداری دید استریو دوچشمی برای گرفتن تصاویر تک رنگ نزدیک به مادون قرمز استفاده کردند تا مشکل تقطیع رنگ تصاویر در محیط‌های پیچیده را از بین ببرند، سپس برای شناسایی میوه خیار یک الگوریتم بصورت زیر پیشنهاد کردند: جداسازی منطقه باتوجه به توزیع هیستوگرام بُعد خاکستری، پردازش آستانه و از بین بردن نویزها با به کارگیری تجزیه و تحلیل ریخت شناسی^۴ و در نهایت استخراج ویژگی با به کارگیری تشخیص الگو. نتایج آزمایش این روش بر روی ۱۲۰ تصویر خیار گرفته شده در گلخانه نشان داد که الگوریتم ارائه شده می‌تواند با نرخ ۸۶ درصد میوه را تشخیص دهد.

Ting, et al., 2008 یک الگوریتم ماشین بینایی برای تشخیص میوه خیار براساس تصویربرداری طیفی نزدیک به مادون قرمز ارائه کردند. آنها ابتدا با تصویربرداری تک طیفی نزدیک به مادون قرمز در طول موج ۸۵ نانومتر مشکل تقطیع رنگ‌های مشابه در محیط‌های پیچیده را از بین بردند. سپس برای تشخیص میوه از تقطیع تصاویر با به کارگیری پردازش آستانه بهره برده، سپس توسط نرم‌افزار استخراج الگوی تطبیقی تصاویر را به زیر شاخه‌های دیگر تقسیم کردند و در نهایت نویزهای احتمالی شامل بخش‌هایی از ساقه و برگ را از بین بردند. این روش بر روی ۴۰ تصویر شامل ۳۰ تصویر حاوی خیار و ۱۰ تصویر بدون خیار که از یک محیط گلخانه‌ای گرفته شده بود آزمایش شد و نتایج نشان داد که میزان دقت تشخیص به ترتیب ۸۳/۳ و ۱۰۰ درصد است.

Hayashi, et al., 2002 یک ربات برداشت محصول بادمجان طراحی و ساخته‌اند که در آن از الگوریتم ماشین بینایی برای تشخیص میوه بادمجان استفاده کردند. اساس کار الگوریتم ماشین بینایی آنها ویژگی‌های رنگ و خصیصه‌های ریخت شناسی میوه بادمجان بود. بدین صورت که در تصاویر گرفته شده از محصول با به کارگیری ویژگی‌های رنگ بادمجان آن را از زمینه جدا کردند و از آنجا که امکان داشت برخی از قسمت‌های برگ و ساقه گیاه به عنوان میوه اشتباه گرفته شود از ویژگی‌های ریخت‌شناسی میوه بادمجان به کمک یک مدل کنترل بازخورد فازی استفاده کردند. سامانه آنها توانست با نرخ ۶۲/۵٪ بطور صحیح بادمجان را برداشت کند.

امروزه به کارگیری فناوری ماشین بینایی^۱ و تکنیک‌های پردازش تصویر^۲ کاربرد گسترده‌ای در صنعت و تحقیقات پیدا کرده است و کاربرد آن به ویژه در کنترل کیفیت محصولات تولیدی، هدایت روبات و سازوکارهای خود هدایت شونده روز به روز گسترده‌تر می‌شود. در حال حاضر در کشور ایران مانند دیگر کشورهای دنیا تحقیقات به منظور ساخت ربات‌هایی که قادر به برداشت میوه باشند از جمله روبات برداشت میوه خیار گلخانه‌ای آغاز گردیده که با مشکلاتی نیز همراه است.

علم روباتیک از سه شاخه اصلی شامل مکانیک، الکترونیک و بخش نرم‌افزار تشکیل شده است. قسمت اصلی بخش نرم‌افزاری روبات، ماشین بینایی است که به روبات درکی از دنیای پیرامون خود می‌دهد که بتواند به طور صحیح وظایفش را انجام دهد. مثلاً در روبات برداشت خیار، ماشین-بینایی وظیفه دارد با به کارگیری تکنیک‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین^۳ موقعیت میوه خیار را برای روبات مشخص کند تا روبات بتواند میوه را شناسایی کرده آنرا گرفته و از ساقه جدا کند. برای محقق کردن این هدف در روبات برداشت خیار ابتدا تصویری از بوته گرفته می‌شود و با به کارگیری تکنیک‌های پردازش تصویر، نویزهای تصویر حذف و کیفیت آن ارتقاء می‌یابد و برای پردازش نهایی توسط شبکه عصبی آماده می‌شود و در نهایت شبکه عصبی پس از پردازش، میوه خیار را در تصویر شناسایی کرده و موقعیت آن را مشخص می‌کند تا روبات بتواند بر اساس آن، میوه را برداشت کند. با توجه به مطالب فوق‌الذکر می‌توان گفت که هدف از پردازش تصویر بوته خیار گلخانه‌ای با رهیافت شبکه عصبی، ارائه روشی مناسب و کارآمد، بدون نیاز به سخت افزار پیچیده و خاص در پردازش تصاویر گلخانه‌ای به منظور آشکارسازی میوه خیار در این تصاویر و تفکیک آن از پس‌زمینه است. این آشکارسازی باید به گونه‌ای باشد که بتوان نتایج آن را در بخش مکترونیک ربات برداشت خیار گلخانه‌ای به کار برد.

در مورد پردازش تصاویر محصولات باغی تحقیقات زیادی انجام گرفته است که خلاصه تعدادی از این تحقیقات ارائه می‌شود (Yuan, et al., 2010) برای تشخیص میوه خیار در

1. Machine Vision
2. Image Processing
3. Machine Learning



می‌شود در آنها خیار وجود دارد. به این نقاط مراکز نادقیق گفته می‌شود. زیرا این پنجره‌ها یا دارای خیار نمی‌باشند و یا مکان آنها با خیار واقعی در تصویر اندکی تفاوت دارد. در اینجا دومین بخش وارد عمل شده که الگوریتم جستجوی فضای اطراف مرکز نادقیق می‌باشد. در این الگوریتم برای اکتشاف فضا، به سبب یافتن دقیق خیارها به ابزاری نیاز است که پنجره‌ها را به منظور وجود و عدم وجود خیار آزمایش نماید. این ابزار یک شبکه عصبی است که به کمک پنجره‌های دارا و فاقد خیار آموزش دیده است. در ادامه این بخش‌ها بطور مبسوط ارائه می‌شود.

تعیین نادقیق مکان خیارها

هدف از این بخش تعیین نادقیق پنجره‌هایی است که امکان وجود خیار در آنها وجود دارد. یک تصویر بزرگ شامل هزاران پنجره است. زیرا که اگر پنجره با مرکز آن که یک نقطه یا پیکسل است، شناخته شود، با تقریب بدون در نظر گرفتن حاشیه‌ها می‌توان به تعداد پیکسل‌های تصویر پنجره ساخت. مشکل، تعداد زیاد پنجره‌ها است. با حجم عملیاتی که روی هر پنجره صورت می‌گیرد، امکان پردازش همه پنجره‌ها در زمان مطلوب وجود ندارد. با توجه به آنکه نمی‌توان از اطلاعات رنگ میوه خیار بهره برد. ایده اصلی، بکارگیری ضرایب همبستگی است. ضریب همبستگی پنجره‌ای شامل یک خیار دلخواه با خیارهای موجود در تصویر نسبت به دیگر قسمت‌های تصویر مانند پس زمینه، مقدار بزرگتری را تولید می‌نماید. همبستگی برابر است با حرکت دادن پنجره بر روی تصویر و ضرب داخلی آنها. برای تعیین مراکز نادقیق ابتدا فرایند متعادل سازی هیستوگرام روشنایی روی تصویر ورودی انجام می‌شود. این کار به منظور ایجاد بیشترین کنتراست ممکن، انجام می‌گیرد. سپس نتیجه با پنجره‌ای از تصویر خیار دلخواه ضرب شده که در نواحی مشکوک به حضور خیارها، ضرایب بزرگتری به وجود می‌آیند. با استخراج این بیشینه‌های محلی، دسته نقاط اولیه به عنوان مراکز نادقیق پنجره‌های محتمل به وجود خیار به دست می‌آیند. شکل ۱ شمای کلی این روش را نشان می‌دهد.

شکل (۱): ساختار کلی تعیین مراکز نادقیق پنجره‌های شامل خیار

Figure1: Total structure for determining the inaccurate center of the windows contains cucumber

Khalili and Serajpoor 2007 در تحقیقات خود برای اتوماسیون برش گل زعفران، امکان جداسازی گل زعفران از دم آن را به کمک ماشین بینایی مورد بررسی قرار دادند. بررسی انجام شده توسط آنها نشان‌دهنده مطلوب بودن به کارگیری تکنیک پردازش تصویر و ماشین بینایی در فرآیند جداسازی گل از دم در گل زعفران بود. الگوریتم تدوین شده نهایی خطایی در حد ۲٪ داشته که ناچیز است و نشان‌دهنده امکان پذیر بودن این تفکیک به صورت قابل قبول می‌باشد.

مواد و روش‌ها

روش پیشنهادی

این تحقیق به دنبال روشی کارآمد به منظور آشکارسازی میوه خیار در تصاویر گلخانه‌ای می‌باشد، روشی موثر با ویژگی‌هایی که بتوان از آن در ساخت روبات برداشت خیار گلخانه‌ای نیز بهره گرفت. لذا این روش باید روشی باشد به دور از پیچیدگی تا امکان پیاده سازی آن در عمل نیز وجود داشته باشد و همچنین نیاز به سخت افزارهای پیچیده و خاص نداشته باشد تا در روبات برداشت خیار گلخانه‌ای قابل بکارگیری باشد و ساخت روبات را غیر ممکن نسازد. زمان پردازش هم در این تحقیق از اهمیت ویژه‌ای برخوردار بود و می‌بایست تا حد امکان زمان پردازش کوتاه باشد تا روبات برداشت خیار گلخانه‌ای بکارگیرنده این روش از راندمان مناسبی در برداشت خیار گلخانه‌ای برخوردار باشد. چالش دیگری که در آشکارسازی میوه خیار وجود داشت این است که میوه خیار گلخانه‌ای دارای رنگی مشابه برگ‌ها و بوته خیار گلخانه‌ای (پس‌زمینه) است و نمی‌توان از ویژگی رنگ و تفاوت در رنگ میوه و پس زمینه برای آشکارسازی آن بهره گرفت. لذا باید برای آشکار سازی ویژگی دیگری بکارگرفته شود که خود به پیچیدگی موضوع می‌افزاید. سرانجام پس از تحقیق و بررسی فراوان روشی جدید برای آشکارسازی خیار گلخانه‌ای با بهره‌گیری از ضریب همبستگی پنجره‌ای شامل یک خیار دلخواه با خیارهای موجود در تصویر و طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی ارائه گردید. روش پیشنهادی شامل دو بخش است. بخش اول شامل یافتن پنجره‌هایی است که احتمال وجود خیار در آنها بیشتر است که در ادامه چگونگی یافتن این پنجره‌ها شرح داده خواهد شد. هر پنجره با مرکز آن شناخته می‌شود. خروجی بخش اول تعدادی نقطه می‌باشد که تصور



استخراج ویژگی‌ها

ارجاع پنجره به شبکه عصبی بطور مستقیم صورت نمی‌گیرد. بلکه در این میان یک طبقه برای استخراج ویژگی‌های پنجره وجود دارد و این بردار ویژگی‌ها هستند که برای وجود یا عدم وجود خیار به شبکه عصبی می‌روند. این ویژگی‌های استخراج شده هستند که تشخیص خیار را نسبت به تغییرات نور محیط مقاوم می‌گرداند. در طبقه استخراج ویژگی از فیلتر گابور (تبدیل موجک گابور) بهره گرفته شد. تبدیل موجک گابور نیز مانند سایر تبدیل موجک‌های مختلف به علت خواص منحصر به فرد خود در حوزه‌هایی از پردازش تصویر و ماشین بینایی به کار گرفته شده است. این موجک‌ها زمینه‌ای برای درک فرکانس تصاویر و تحلیل آنها را در حوزه مکان فراهم کرده‌اند و بزرگترین مزیت آنها تغییرات آرام در حوزه فرکانس است. توابع دوبعدی گابور لبه اشکال، هم چنین گودی‌ها و برآمدگی‌های تصویر را تقویت می‌نمایند. اگر تصویر ورودی با مقادیر شدت نور سطوح خاکستری باشد، تبدیل موجک تصویر طبق رابطه (۱) از کانولوشن یکی از اعضای خانواده موجک با تصویر ورودی محاسبه می‌شود.

(Zhu, et al., 2004; Paramadiahanto, et al., 1996)

$$O_{\mu, \nu}(z) = I(z) * \psi_{\mu, \nu}(z) \quad (1)$$

که در آن * بیانگر عملگر کانولوشن، O نتیجه تبدیل، ψ موجک به کار رفته در تبدیل با جهت μ و بزرگنمایی ν است. معادله موجک گابور در حقیقت گویای یک موج ساده صفحه‌ای با فرکانس و جهت مشخص است که در زیر یک تابع گوسی به دام افتاده است. این معادله به شکل‌ها و فرم‌های مختلف بسته به نوع سامانه مختصات اعم از قطبی یا دکارتی می‌تواند تعریف شود و فرم زیر مرسوم‌ترین شکل نمایش آن در مقالات مختلف است (پارامادیهادتو، ۱۹۹۶ و ژو، ۲۰۰۴).

(۲)

$$\psi_{\mu, \nu}(z) = \frac{\|k_{\mu, \nu}\|^2}{\delta^2} \exp\left(\frac{-\|k_{\mu, \nu}\|^2 \|z\|^2}{2\delta^2}\right) \left(e^{ik_{\mu, \nu}z} - e^{-\frac{\delta^2}{2}}\right)$$

در رابطه (۲)، K بیانگر طول و جهت موج است و از روابط (۳) محاسبه می‌شود:

$$\phi_0 = \mu \frac{\pi}{8} k_\nu = \frac{k_{max}}{f\nu} k_{\mu, \nu} = k_\nu e^{i\phi_\mu} \quad (3)$$

همانگونه که از روابط (۳) معلوم است، μ در $\pi/8$ ضرب شده و فاز عدد k راساخته است، بنابراین مقداری صحیح

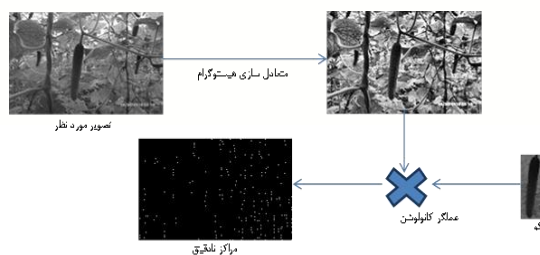


Figure 1: Total structure for determining the inaccurate center of the windows contains cucumber

در عمل برای بالا بردن دقت این روش و نیز کاهش وابستگی به شرایط نور پردازی، دو تصویر خیار یکسان با دو کنتراست متفاوت برای تعیین مراکز نادقیق بکارگرفته شده است، که هر کدام به صورت جداگانه در تصویر مورد نظر ضرب شده و مجموع نقاط حاصله به عنوان مراکز نادقیق در نظر گرفته می‌شوند.

تعیین دقیق مکان خیارها

به تجربه دیده شد که مراکز نادقیق بدست آمده در بخش قبل که مرکز پنجره‌های مستطیلی می‌باشند، یا به طور کل شامل خیار نمی‌باشند و یا مرکز پنجره‌ها بر روی مرکز خیار در تصویر منطبق نمی‌باشند. در این شرایط به الگوریتمی نیاز است که فضای اطراف این مراکز نادقیق را در صورت لزوم برای یافتن بهترین پاسخ وجود خیار مورد بررسی قرار دهد. الگوریتم زیر چنین امکانی را در اختیار قرار می‌دهد. الف- ابتدا مراکز نادقیق به منظور ارجاع به شبکه علامت-گذاری می‌شوند.

ب- تا زمانی که مرکزی برای تست یافت نشود:

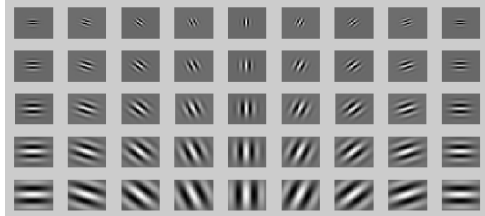
۱- مراکز علامت گذاری شده را به شبکه عصبی ارجاع می‌دهد.

۲- در صورتی که شبکه عصبی برای هر مرکز مقداری بزرگتر از آستانه را بازگرداند، پیکسل‌های کناری در صورتی - که علامت گذاری نشده‌اند، علامت گذاری شوند.

در نهایت تنها آن دسته از نواحی لازم، مورد بررسی قرار گرفته و الگوریتم یاد شده صرفه‌جویی زیادی در زمان آشکارسازی خیارها ایجاد می‌کند.



تبدیل‌های فوریه موجک‌های گابور ضرب می‌شود (کانولوشن در حوزه زمان).



شکل (۳): همه موجک‌های خانواده تبدیل گابور بکار گرفته شده در این تحقیق

Figure 3: All Gabor conversion wavelets used in this research

سپس تبدیل معکوس فوریه از ۴۵ تصویر بدست آمده، در کنار هم قرار گرفته و در حقیقت ماتریس ویژگی‌های پنجره مورد نظر را می‌سازند. در اینجا اگر پنجره ورودی مستطیلی به ابعاد 60×20 باشد، آنگاه ماتریس ویژگی‌ها از رابطه (۳ و ۴) به دست خواهد آمد.

$$(60 \times 20) \times 45 = 54000 \quad (4)$$

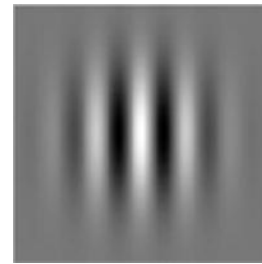
بدیهی است که این تعداد ویژگی (۵۴۰۰۰) برای پردازش در هر طبقه‌بندی‌کننده زیاد است و سبب کند شدن فرایند آشکارسازی خواهد شد. در اینجا می‌توان الگوریتم‌های کاهش فضای ویژگی‌ها مانند تحلیل مولفه‌های اصلی^۱ (PCA) را به کار گرفت. با این حال بکارگیری این الگوریتم در یک فضای به این بزرگی خود زمانبر است. بنابراین با در نظر گرفتن زمان پردازش، در این تحقیق کاهش ابعاد ماتریس ویژگی‌ها با میانگین‌گیری از بلوک‌های مساوی صورت پذیرفت و بجای هر بلوک 3×3 مقدار میانه درایه-هایش قرار داده شد. با اینکار ماتریس ویژگی‌ها به $6000 \times 60 \times 20$ (۱۰۰×۶۰) درایه کاهش یافت. در مرحله بعدی، ماتریس به قالب بردار در آمده و سپس درایه‌های آن به قدرمطلق بزرگترین درایه از نظر قدر مطلق، نرمالیزه شده تا در بردار ویژگی‌ها، همه درایه در بازه $[-1, +1]$ قرار گیرند. این عمل بدین دلیل انجام شد که مقدار بیشینه و کمینه حاصل از خروجی فیلتر گابور عدد مشخص و معینی نیست و در طراحی شبکه عصبی به محدود کردن درایه‌ها بین دو مقدار خاص، نیاز است. شکل ۴ مراحل استخراج ویژگی‌های

از صفر تا هفت خواهد داشت. مقادیر بزرگتر موجی با جهات تکراری تولید می‌کنند. v هم می‌تواند مقداری بین صفر تا چهار داشته باشد و در مجموع چهل موجک با جهات و اندازه‌های متفاوت از رابطه (۳ و ۴) بدست می‌آید. برای درک تحلیلی بهتر از این موجک، یکی از اعضای این خانواده با ابعاد 128×128 و پارامترهای $\delta = 7, \mu = 4, f = \sqrt{2}, k_{max} = \pi, 2\pi$ در شکل (۲) نشان داده شده است.

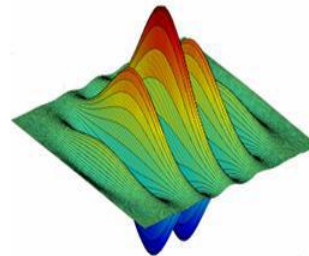
(Zhu, et al., 2004 و Paramadiahanto, et al., 1996)

شکل (۲): نمایش یکی از اعضای خانواده موجک گابور به صورت الف- دو بعدی ب- سه بعدی

Figure 2: Gabor wavelet representation as: (a) two-dimensional b) three-dimensional



(الف)



(ب)

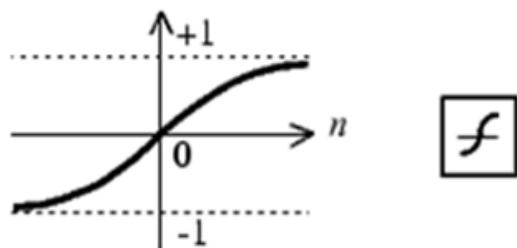
همانگونه که از شکل ۲ پیداست موجک گابور موجی صفحه‌ای با دامنه کاهشی است. شکل ۳ و ۴ همه موجک‌های بکارگرفته شده در این تحقیق را نشان می‌دهد که چهل و پنج عدد می‌باشند، که پنج عدد از این موجک‌ها در آن دوبار تکرار شده‌اند. پس از معرفی فیلتر گابور در اینجا به نحوه استخراج ویژگی از تصویر خیار پرداخته می‌شود. شکل ۴ ساختار کلی مراحل استخراج ویژگی از تصویر یک خیار را نشان می‌دهد. پنجره‌ای از تصویر که قرار است در مورد خیار بودن آن تصمیم‌گیری شود قبل از هر چیز از نظر هیستوگرام سطوح خاکستری متعادل می‌شود. در قدم بعدی تبدیل فوریه آن در

1. Principle Component Analysis



مجله مهندسی زیست سامانه

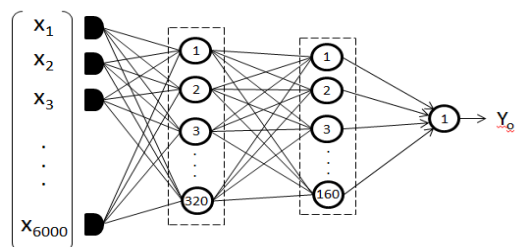
انواع مختلفی تقسیم می‌شوند و هر یک در کاربردهای خاصی عملکرد مناسبی از خود نشان می‌دهند. از آنجا که تاکنون روش مشخصی برای انتخاب بهترین شبکه به منظور حل یک مسئله خاص تدوین نشده است، این کار بصورت تجربی و براساس آزمایش شبکه‌های مختلف و نیز ساختار مختلف شبکه و نهایتاً انتخاب بهترین پاسخ انجام می‌پذیرد. شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با روش یادگیری پس انتشار خطا، یکی از متداول ترین شبکه‌های کاربردی است، که در این تحقیق پس از بررسی و آزمون چندین شبکه، به عنوان بهترین شبکه عصبی ممکن برای روش پیشنهادی به منظور آشکارسازی میوه خیار در تصاویر گلخانه‌ای در نظر گرفته شد. شبکه عصبی بکار گرفته شده یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با ۳۲۰ نرون در لایه اول و ۱۶۰ نرون در لایه دوم و ۱ نرون در لایه خروجی است. تابع انتقال هر نرون، \tan -sigmoid بوده که خروجی آن بین اعداد -1 و $+1$ تغییر می‌کند که این تابع در شکل (۵) نشان داده شده است.



شکل (۵): شکل تابع

Figure 5: tan-sigmoid function

شکل ۶ ساختار شبکه پرسپترون بکار گرفته شده در این تحقیق را نشان می‌دهد. شایان ذکر است که تاکنون هیچ قانون و رابطه عمومی مبنی بر تعداد لایه ها و نرون ها در شبکه های عصبی چند لایه توصیه نشده است و می‌توان با تغییر ساختار شبکه به نتایج متفاوتی دست یافت.



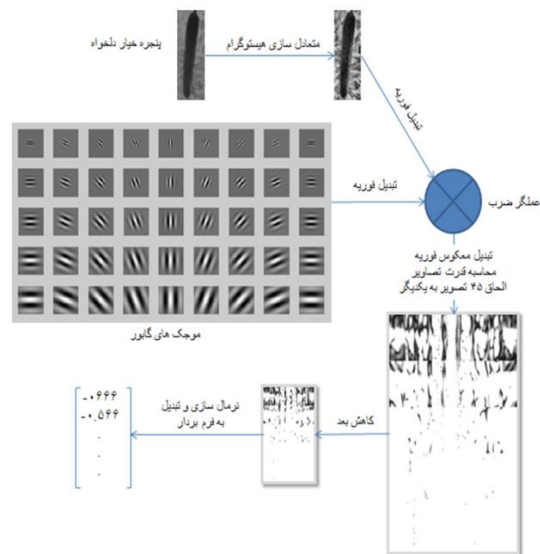
شکل (۶): ساختار شبکه پرسپترون به کار گرفته شده در این تحقیق

Figure 6: Perceptron network used in this research

موجک گابور برای یک تصویر خیار نمونه را نشان می‌دهد. در این مرحله بردار ویژگی‌های پنجره تصویر مورد بررسی، آماده ارجاع به شبکه عصبی می‌باشد.

شکل (۴): مراحل استخراج ویژگی‌ها با استفاده از فیلتر گابور برای یک تصویر خیار

Figure 4: Feature extraction stages by Gabor filter for a cucumber image



طراحی شبکه عصبی

ساختار شبکه عصبی

برای طبقه‌بندی بردار ویژگی‌های بدست آمده به دو کلاس خیار و غیرخیار، به شکل‌های مختلف می‌توان عمل کرد. یکی از این روش‌ها بکارگیری شبکه‌های عصبی است که در سال‌های اخیر بسط و گسترش یافته و ساختارهای مختلفی از آن مطرح شده است. برای انتخاب و طراحی ساختار شبکه عصبی عوامل زیادی را باید در نظر گرفت. سه نمونه برجسته از این عوامل، حجم محاسبات، زمان پاسخگویی و قابلیت تعمیم است. قابلیت تعمیم بدین معنی است که شبکه با تعداد محدود و اندکی از داده‌های آموزشی که در اینجا بردارهای خیار و غیرخیار است، آموزش داده شد و انتظار می‌رود که شبکه بتواند در مقابل بردارهایی که قبلاً آنها را مشاهده ننموده، پاسخ مطلوبی ارائه دهد. برای بهبود پاسخ شبکه، ساختار شبکه، داده‌های آموزشی و ویژگی‌های استخراج شده نقش مهمی ایفا می‌نمایند. شبکه‌های عصبی از جنبه‌های توپولوژی، ساختاری و روش‌های یادگیری به



آموزش شبکه عصبی

شبکه عصبی آموزش داده می‌شود تا تابع عملکرد^۱ شبکه کمینه شود. شبکه‌های عصبی از نظر آموزش به دو دسته با نظارت و بدون نظارت تقسیم بندی می‌شوند. شبکه بکار رفته در این تحقیق از نوع با نظارت است، تعدادی تصویر شامل خیار و غیرخیار و همچنین پاسخ‌های مطلوب آنها نیز به شبکه نشان داده شد، سپس شبکه به کمک الگوریتم گرادیان مزدوج مدرج^۲ (SCG) وزن‌های خود را با توجه به داده‌های آموزشی تنظیم نمود. آموزش شبکه به این صورت انجام گرفت که تصاویر خیار که از کیفیت 20×60 همانند ابعاد پنجره‌ها، برخوردارند تک به تک به قسمت استخراج ویژگی فرستاده شده و پس از استخراج ویژگی به برداری با 6000 عنصر تبدیل شدند. سپس یک ماتریس بزرگ که هر ستون آن بردار ویژگی یکی از تصاویر آموزشی است به همراه جواب مطلوب هر ستون که به ازای بردارهای خیارها معادل $0/9$ و به ازای بردارهای غیر خیار معادل $-0/9$ است برای آموزش شبکه بکارگرفته شد. تصاویر خیار به راحتی قابل دسترسی و تهیه است. مشکل اساسی، انتخاب (نه تهیه) تصاویر غیرخیار است. بدیهی است که می‌توان این تصاویر را به دلخواه انتخاب کرد ولی نکته وابستگی کارایی شبکه به تصاویر انتخابی است. به همین منظور می‌توان پنجره‌هایی که در فرایند آزمایش شبکه به نادرست خیار تشخیص داده شده‌اند را به مجموعه تصاویر غیرخیار آموزشی اضافه و فرایند آموزش را تکرار کرد. در این تحقیق در مرحله آموزش ۲۱ تصویر خیار و ۴۵ تصویر غیرخیار بکارگرفته شده است. همچنین برای هر تصویر خیار، تصویر آینه آن و همچنین زاویه ۵، ۱۰ و ۱۵ درجه در جهت مثبت و منفی و تصاویر با شیف یک پیکسل در هر چهار جهت از آنها نیز برای کاهش حساسیت شبکه در مجموعه آموزشی قرار داده شده است. برای تصاویر غیر خیار نیز آینه آنها و تبدیل ۱۸۰ درجه آنها در داده‌های آموزشی قرار داده شد.

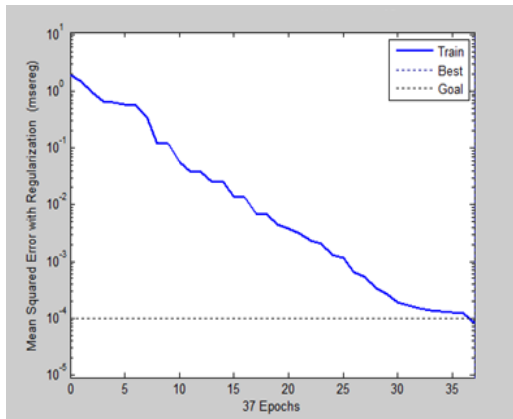
روش پیشنهادی، در محیط نرم افزار MATLAB شبیه سازی شده و روی یک کامپیوتر با پردازنده intel core i3 ۲ گیگابایت حافظه اجرا شد. پس از شبیه سازی روش

پیشنهاد شده، شبکه عصبی پرسپترون سه لایه پیشنهادی آموزش داده شد.

نتایج و بحث

نمودار آموزش شبکه پیشنهادی در شکل (۷) نمایش داده شده است.

نمودار آموزش شبکه پیشنهادی در شکل (۷) نمایش داده شده است



شکل (۷): نمودار آموزش شبکه پرسپترون سه لایه

Figure 7: diagram of 3-layer Perceptron network training

همانطور که در شکل ۷ مشخص است شبکه پرسپترون سه لایه به خوبی آموزش دیده و تابع عملکرد کمینه گردیده است. شکل ۸ تعداد دوره آموزش طی شده، مدت زمان آموزش و میزان تابع عملکرد شبکه تحت آموزش را نشان می‌دهد.

Epoch:	0	37 iterations	100
Time:		0:01:03	
Performance:	1.92	8.04e-05	0.000100

شکل (۸): تعداد دوره آموزش طی شده، مدت زمان آموزش و میزان تابع عملکرد شبکه پرسپترون سه لایه

Figure 8: Train iterations, train time and 3-layer Perceptron network performance

تعداد تصویر	تعداد خیارهای موجود در تصاویر	تعداد خیارهای تشخیص داده نشده	خطای تشخیص اشتباه	زمان متوسط پردازش (ثانیه)
۱۲۰	۲۵۵	۱۲	۸	۵.۱۲

جدول (۱): نتایج حاصل از آزمایش روش شبیه سازی شده

Table 1: Results of simulated method test

1. Performance
2. Scaled Conjugate Gradient



الف



ب



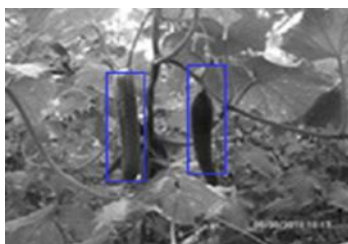
ج

شکل (۱۰): سه تصویر پردازش شده توسط روش پیشنهادی (زمان پردازش تصویر (الف) ۱۳/۱۶، تصویر (ب) ۳/۴۵ و تصویر (ج) ۴/۴۹ ثانیه)

Figure 10: Three processed images by proposed method (Processing time for image A: 13.16 s, image B: 3.65 s and image C: 4.49 s)



الف



ب

سپس روش پیشنهادی بر روی ۱۲۰ تصویر تهیه شده از یک گلخانه آزمایش شد. این تصاویر در روز و بدون سامانه نورپردازی خاص و در شرایط نوری مختلف و با بکارگیری یک دوربین دیجیتال^۱ که مشخصات اپتیکی مناسبی جهت بکارگیری در روبات برداشت خیار گلخانه‌ای دارد تهیه شدند. نتایج حاصله در جدول ۱ مشاهده می‌شود. خطای تشخیص اشتباه شامل مکان‌هایی از تصویر است که به اشتباه خیار تشخیص داده شده‌اند که این خطا معادل ۳/۱۳٪ در این تصویر بوده است. بدیهی است که این اشتباهات ناشی از عدم توانایی شبکه عصبی در طبقه‌بندی درست است که برای رفع آن می‌توان پیشنهادی به همراه نتایج آشکارسازی و زمان پردازش هر شبکه فرایند آموزش را اصلاح کرد. خطای عدم تشخیص نیز معادل ۴/۷٪ بوده و شامل مکان‌هایی از تصویر است که در آن قسمت خیار وجود دارد، با این حال به عنوان خیار تشخیص داده نشده‌اند. این خطا می‌تواند به شبکه عصبی نسبت داده شود و یا اینکه از ابتدا در بین نقاط نادقیق قرار نگرفته‌اند. در بررسی‌های انجام شده مشخص شد که بیشترین خطاها در تخمین نقاط نادقیق وجود دارند. به عبارت دیگر بعضی از خیارهایی که در تصاویر وجود دارند، در تخمین اولیه به عنوان مرکز یک خیار احتمالی شناسایی نشده‌اند که در این صورت وجود یا عدم وجود خیار در آنها بررسی نشده است. در شکل ۹ سه تصویر نمونه آزمایش شده توسط روش پیشنهادی به همراه نتایج آشکارسازی و زمان پردازش هر آورده شده است.

شکل (۹): سه تصویر نمونه برای پردازش توسط روش پیشنهادی (الف- تصویر با اندازه ۲۵۰×۱۸۸، ب- تصویر با اندازه ۱۷۵×۱۳۱ و ج- تصویر با اندازه ۲۱۰×۱۲۴)

Figure 9: Three sampled images for processing by proposed method

(a: 250*188 pixels, b: 175*131pixels and c: 210*124pixels)



Engineering China Agricultural University Beijing 100083.

5- Yuan, T., Li, W., Qingchun, F., Junxiong, Z. 2010. Spectral imaging for greenhouse cucumber fruit detection based on binocular stereovision. American Society of Agricultural and Biological Engineers: Pittsburgh, Pennsylvania, 1009345.

6- Zhu, J., Vai, M., Mak, P. 2004. Gabor wavelets transform and extended nearest feature space classifier for face recognition, Third Conference of Image and Graphics, IEEE



ج

نتیجه گیری

در این تحقیق روشی برای آشکارسازی میوه خیار در تصاویر گلخانه‌ای به منظور بکارگیری در ربات برداشت خیار گلخانه‌ای پیشنهاد و ارائه شد. سپس روش پیشنهادی شبیه‌سازی شده و بر روی ۱۲۰ تصویر آزمایش گردید. روش پیشنهادی خطای کمی (۴/۷٪) خطای عدم تشخیص و ۳/۱۳٪ خطای تشخیص اشتباه) داشته و توانست با نرخ بالایی میوه خیارهای موجود در تصاویر را آشکارسازی کند. این آشکارسازی به طور متوسط برای هر تصویر ۵/۱۲ ثانیه زمان لازم داشته است. لذا با توجه به نتایج به دست آمده از آزمایش این روش و نیز با توجه به عدم نیاز روش پیشنهادی ارائه شده به سخت افزارهای خاص و سهولت بکارگیری این روش می‌توان نتیجه گرفت که روش ارائه شده می‌تواند روشی کارآمد برای آشکارسازی خیار گلخانه‌ای در تصاویر گلخانه‌ای باشد.

References

- 1- Khalili, Kh. and Serajpoor, M. 2007. Automation of Safron flower cutting using image processing. The 4th conference of Machine vision & image processing. Mas-hhad. Iran. (in Farsi)
- 2- Hayashi, SH., Gannok, I. Y., Tanaka, I. 2002. Robotic Harvesting System for Eggplants. Bio-oriented Technology Research Advancement Institution. 3: 163-168
- 3- Paramadiahanto, D., Wu, H., Yachida, M. 1996. Invariant facerecognition by Gabor wavelets and neural network matching. IEEE.
- 4- Ting, Y., Chen-guang, X., Yong-xin, R., Qing-chun, F., Yu-zhi, T., Wei, L. 2008. Detecting the Information of Cucumber in Greenhouse for Picking Based on NIR Image. College of Engin-



Greenhouse Cucumber Image Processing by Neural Network to use in the Cucumber Harvester Robot

Moein Zand^{1*}

1-MA, in of Mechanics of agricultural machinery, Department of Agronomy, University Takestav ,Islamic Azad University, Gazvin, Iran

Abstract

In this study, a method for detection of greenhouse cucumber fruits in greenhouse pictures by neural network approach was proposed. For this purpose, first, after histogram equalization in the desired picture it has multiplied with a window containing a picture of a cucumber fruit that caused to create bigger coefficients in areas suspected to be cucumbers with exploitation of this local maximums, the initial points as windows likely to be cucumbers are obtained. Then, in order to detect the exact location of cucumbers, these areas and their surrounding areas are referred to a neural network, the network with a number of pictures included cucumber images, no cucumber images and their favorable response has been Trained. Areas obtained from the network detect exact location of the cucumbers in the image. Provided method, was simulated in MATLAB software and the neural network toolbox. A neural network learning algorithm and a structure for neural network was proposed. Then proposed method utilizes the network structure, has been final simulation and on 120 images taken by a digital camera from a greenhouse were tested. The proposed method had little error (4/7% error of un-detection and 3/13% error of wrong detection) and could by high rate and at the appropriate time (the average for each image 5/12 seconds) to detect cucumber fruits in images.

Keywords: Greenhouse Cucumber, Image Processing, Detection, Neural Network