دوره ۶ ، شماره ۱، بهار۱۳۹۶

مجله مهندسی زیست سامانه

تشخیص خوشه انگور قرمز ایستاده با استفاده از پردازش تصویر و شبکه عصبی به منظور کاربرد در ربات برداشت انگور

اکبر نظری[۱]

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۰/۱۳
تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۱/۱۱

چکیده:

در این تحقیق یک سامانه طبقه بندی خودکار بر مبنای ماشین بینایی و شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس رنگ و مولفه‌های آن، توسعه داده شد. حدود ۳۰۰ تصویر رقمی از باغات انگور شهرستان ارومیه در شرایط مختلف نوری از ساعات اولیه صبح تا عصر در هوای ابری و آفتابی گرفته شدند. از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا به عنوان یکی از ابزارهای هوش مصنوعی برای تشخیص و جدا سازی کلاس‌های تصویر استفاده شد. ورودی شبکه، میانگین مولفه‌های اصلی رنگ (R،GوB) پیکسل-های تصاویر بوده و در خروجی شبکه عدد یک (۱) به عنوان خوشه انگور قرمز و یا عدد صفر (۰) به عنوان غیر انگور قرمز (برگ، آسمان، شاخه و تنه) در نظر گرفته شد که در نهایت بعد از آزمون و خطای الگوریتم یادگیری و تعداد نرون‌های شبکه عصبی مشخص شد که تعداد ۱۳ نرون در لایه مخفی و یک لایه مخفی و الگوریتم یادگیری از نوع Trainlm و تابع انتقال سیگموئیدی، شبکه عصبی با ۹۸ درصد قادر به تشخیص و جداسازی کلاس‌های تصویر می باشد. نتایج حاصل از آنالیز تصویر حاکی از وجود دقت بالایی در بخش بندی کلاس‌های تصویر بود.

واژه‌های کلیدی: انگور قرمز، پردازش تصویر، ماشین بینایی، هوش مصنوعی

مقدمه :

بر اساس آخرین آمار نامه جهاد کشاورزی سطح زیر کشت انگور در ایران در سال ۱۳۹۰، ۳۰۶ هزار هکتار و تولید بالغ بر ۳ میلیون تن در مرتبه هفتم جهان جای دارد. برداشت بسیاری از محصولات باغی و بسیاری از میوه‌های گلخانه‌ای نیازمند نیروی انسانی بسیار بوده و در نتیجه هزینه برداشت این محصولات را افزایش خواهد داد. در صورتی که بتوان سامانه کشاورزی را مکانیزه کرده و از ماشین‌های خودکار برای برداشت چنین محصولاتی استفاده کرد میزان زیادی از این هزینه‌ها کاسته شده و در مقابل صرف تولید محصولات بیشتر و با کیفیت تر خواهد شد. استفاده از دستگاه های مکانیزه کنترل، داشت و برداشت محصول برای گونه‌ای از میوه‌ها که مصرف گسترده‌ای برای مردم دارند مقرون به صرفه به نظر می‌رسد. این کار هم به دلیل تعداد کم کارگران و هم به دلیل اینکه با استفاده از روبوت می توان میوه‌ها را با کیفیت بهتر از درخت جدا کرد، مفید به نظر می‌رسد. تکنیک‌های پردازش دیجیتالی تصویر، ماشین بینایی، هوش مصنوعی(شبکه عصبی) و شاخه‌های وابسته به آنها هر روز جای خود را در بین رشته-های علوم فنی و مهندسی و از جمله طراحی ماشین‌های کشاورزی باز می‌کنند. از جمله مزیت‌های اصلی این روش‌ها، غیر مخرب بودن[۱] و بلا درنگ بودن[۲] این روشها و کاهش خطای انسانی است.

رنگ یکی از فاکتورهای بسیار مهم در تشخیص میوه‌ها است. برای تهیه سیستم طبقه‌بندی مناسب بر اساس رنگ دو عامل مهم باید در نظر گرفته شود. نخست اینکه سیستم رنگی برای انواع کلاس‌های متفاوت مورد نظر، جهت طبقه‌بندی میوه، دارای مقادیر با فاصله مناسب باشد تا در زمان طبقه‌بندی تشخیص کلاس‌ها از یکدیگر به سادگی امکان پذیر باشد. دوم اینکه سرعت محاسبه فاکتورهای این سیستم رنگی نیاز به زمان زیادی نداشته باشد.

[1]. Non-Destructive
[2]. Real-Time

۱- کارشناسی ارشد، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، واحد تاکستان، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران: (نویسنده مسئول)
akyred@gmail.com

به منظور طبقه‌بندی خودکار محصولات کشاورزی از سیستم بینایی ماشین استفاده می شود. مراحل استفاده از سیستم بینایی ماشین در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

شکل۱ : مراحل طی شده برای پروژه های ماشین بینایی
Figure 1: The process for machine vision projects

تاکنون تحقیقات متفاوتی بر روی برداشت محصولات توسط ماشین‌های بینایی صورت گرفته است.

زند و همکاران روشی جهت آشکارسازی میوه خیار گلخانه‌ای در تصاویر گلخانه‌ای با رهیافت شبکه عصبی پیشنهاد کردند. این شبکه با استفاده از تعدادی تصویر شامل تصاویر خیار و تصاویر غیر خیار و پاسخ‌های مطلوب آنها آموزش داده شده است، نواحی به دست آمده از این شبکه منجر به آشکار سازی دقیق مکان خیارها در تصویر می‌شود.

استبان[1] و همکاران ۲۰۰۹، سامانه بینایی رایانه برای درجه بندی انگور در انبار را با استفاده از مدل‌های رنگیRGB وHSV و شبکه عصبی به کار بردند که بهترین نتیجه با استفاده از شبکه‌های سه لایه پنهان بدست آمده که رویکردی از یک رابطه غیر خطی از آنالیز اجزای اصلی و رسیدن به یک میزان موفقیت بیش از ۹۰ درصد در تمام آزمون‌ها را نشان می دهد.

مواد و روش ها

تعداد ۳۰۰ عکس از چهار باغ انگور بزرگ از نوع بیدانه قرمز در دو روستای تازه کند و نازلو در شهرستان ارومیه از خوشه انگور قرمز با استفاده از یک دوربین دیجیتال CanonPowerShot SX30 IS با تفکیک پذیری ۷ مگا پیکسل تهیه و ذخیره شدند. بر اساس تحقیقات قبلی بهترین ویژگی به منظور طبقه بندی تصاویر، آنالیز تصاویر در فضای رنگی و استفاده از ویژگی‌های رنگی تصویر می باشد (پاگولا و همکاران ۲۰۰۸، پیدیپاتی و همکاران ۲۰۰۸). هر یک از کلاس‌های استخراج شده خوشه انگور قرمز، برگ های سبز، آسمان و شاخه‌ها از تفریق آرایه های رنگی تصویر، حاصل شده اند، به همین علت تصاویر به دست آمده با این روش، دارای مقادیر سطح خاکستری بسیار پایینی می باشند. برای حل این مشکل از تصاویر باینری کلاس‌های استخراج شده تصویر به عنوان ورودی الگوریتم استخراج ویژگی‌های کلاس های تصویر استفاده شده است. به این منظور پس از پردازش مقدماتی تصویر، مقدار میانگین کل پیکسل‌های تشکیل دهنده هر مولفه تصویر بر اساس رابطه ۱ زیر محاسبه می گردد.

رابطه (۱)

$$A_i = \frac{\sum g_i(x,y)}{N_i} = \frac{1}{m \times n} \sum g_i(x,y)$$

A_i: مقدار میانگین مولفه i ام تصویر

$g_i(x,y)$: مقدار سطح خاکستری پیکسل (x, y) در مولفه i ام تصویر

N_i: تعداد کل پیکسل های تصویر

m: تعداد سطرهای تصویر

n: تعداد ستون های تصویر

هدف اصلی از استخراج ویژگی کاهش ابعاد تصویر و متعاقب آن کاهش حجم داده‌های ورودی به سامانه‌های پردازش است. معیار اصلی برای انتخاب بردارهای ویژگی افزایش وجه تمایز[2] بین بردارهای ویژگی مربوط به کلاس های تصویر است. یعنی عناصر مربوط به بردارهای ویژگی به نحوی بوده که دو بردار از لحاظ جبری متمایز بوده و برابر نباشند. در نهایت با آزمودن ویژگی‌های استخراج شده برای تمامی کلاس-های یک تصویر و با در نظر گرفتن حافظه در دسترس و قدرت محاسباتی ماشین به این مهم رسیده شد که بهترین نتیجه با بردارهای ویژگی ۱×۳ بدست خواهد آمد، یعنی انتخاب تنها سه ویژگی و آرایش آنها بصورت یک بردار ۱×۳ بطوری که میزان تمایز بین بردارهای ویژگی مربوط به کلاس‌های مختلف یک تصویر در فضای بردارهای ویژگی را افزایش دهد، کفایت خواهد کرد. در این تحقیق با توجه به تحقیقات سایر محققین و بررسی فضاهای رنگی مختلف، فضای رنگی RGB به عنوان مناسب‌ترین فضا برای دسته بندی و طبقه بندی تصاویر و تشخیص میوه یا غیر میوه بودن، انتخاب گردید. در این روش به دلیل اینکه مستقیماً تمامی داده‌های موجود وارد شبکه می‌شوند هیچگونه کاهش یا حذف اطلاعات رخ نمی‌دهد. ورودی هر کدام از شبکه‌ها میانگین مولفه‌های اصلی رنگ

[1]. Esteban

[2]. Discriminatory

(B،G،R) پیکسل‌های تصاویر بوده و خروجی شبکه عدد یک به عنوان خوشه انگور قرمز و عدد صفر (۰) به عنوان غیر انگور قرمز (برگ، آسمان، شاخه و تنه) می باشد. مقدار میانگین مولفه‌های اصلی هر تصویر همراه با مقدار عدد خروجی که نشانگر انگور یا غیر انگور بودن را نشان می‌دهد، بصورت یک ماتریس معرفی می‌گردد. شبکه طراحی شده در این تحقیق که به منظور طبقه بندی و دسته بندی کلاس‌های تصویر با استفاده از میانگین مولفه‌های اصلی رنگ (B،G،R) بکار گرفته شد، از نوع شبکه های چند لایه پس انتشار برگشتی[1] است. از الگوریتم های آموزشی traingd، traingdm، trainscg و trainlm به منظور آموزش شبکه استفاده گردیده است. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه که دارای یک لایه میانی با تابع سیگموئید و یک تابع انتقال خطی در لایه خروجی می‌باشد، قادر به تقریب تمامی پدیده‌های مورد نظر است به شرط اینکه نرون کافی در لایه میانی داشته باشد (منهاج،۱۳۸۴). با توجه به اینکه دامنه تابع سیگموئیدی شامل کلیه اعداد حقیقی می-باشد، در مورد اعداد ورودی به شبکه هیچ محدودیتی وجود ندارد. ولی برای جلوگیری از توقف زود هنگام شبکه و همچنین برای جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها بایستی ورودی خالص آن در محدوده خطی تابع سیگموئیدی قرار گیرد و این امر به معنی محدود کردن داده ها در محدوده [۰و ۱] و یا به اصطلاح دیگر نرمال کردن[2] داده‌ها می‌باشد. لذا برای یکسان نمودن ارزش داده‌ها، قبل از آموزش شبکه عصبی تمامی داده‌ها نرمال سازی گردید. روش‌های متفاوتی برای نرمالیزه کردن داده‌ها وجود دارند که در اینجا از رابطه (۲) استفاده شد.

رابطه (۲)

$$x_{norm} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

x : مقدار واقعی متغیر

$x_{\min}$: مقدار کمینه در داده‌های ورودی

$x_{\max}$: مقدار بیشینه در داده‌های ورودی

x_{norm} : مقدار نرمال

در طول آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شده، مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه با مقادیر واقعی اندازه گیری شده، مقایسه می‌گردد. پس از مقایسه، مقدار خطا محاسبه گشته و آموزش شبکه تا جایی ادامه پیدا می‌کند تا خطا کمتر از خطای مورد نظر برای آموزش شبکه باشد. در صورتی که مقدار خطای داده‌های ارزیابی، علیرغم کاهش خطای داده های آموزش رو به افزایش باشد در این حالت بیش برازش[3] اتفاق افتاده است و در صورتیکه خطای شبکه، در طی تکرارهای[4] متوالی، مقدار یکسانی داشته باشد یا اصطلاحا خطای شبکه همگرا شود آموزش متوقف می‌شود.

پس از طراحی شبکه عصبی مناسب، برای بررسی میزان دقت مدل‌های ارائه شده برای طبقه بندی داده‌ها باید از معیارهای مناسبی استفاده گردد. این معیارها، شاخص‌هایی هستند که می‌تواند کارایی مدل‌ها و همچنین همگرایی شبکه را کنترل کنند. یکی از شاخص‌های کمی که در ارزیابی شبکه ها و مدل های مختلف مورد استفاده قرار می گیرد ضریب همبستگی[5] (R) می‌باشد که این ضریب توسط رابطه (۳) بیان می‌گردد. رابطه (۳)

$$R = \frac{\sum (p_i - \overline{P})(A_i - \overline{A})}{\sqrt{\sum (p_i - \overline{P})^2 (A_i - \overline{A})^2}}; \qquad -1 < R < 1$$

که در آن : p_i مقادیر پیش بینی شده، $\overline{P}$ میانگین مقادیر پیش بینی شده، A_i مقادیر واقعی و $\overline{A}$ میانگین مقادیر واقعی می‌باشد.

از روی ضریب همبستگی ضریب دیگری تعریف می‌شود که ضریب تبیین[6] (R^2) نامیده می‌شود و این ضریب در حقیقت نشان دهنده این است که خط برازش تا چه حد روی نقاط نمودار قرار دارند. یک شاخص کمی مناسب دیگر که می توان از آن در برآورد میزان دقت مدل استفاده کرد. میانگین مربعات خطا[7] (MSE) می‌باشد که دقت مدل را بر اساس تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده ارزیابی می‌کند. مقدار MSE بر اساس رابطه (۴) بدست می آید.

رابطه (۴)

1. Back Propagation
2. Normalization
3. Over training
4. Epoch
5. Regression
6. Coefficient of Determination
7. Mean Squared Error

$$MSE = \frac{1}{n}\sum (p_i - A_i)^2$$

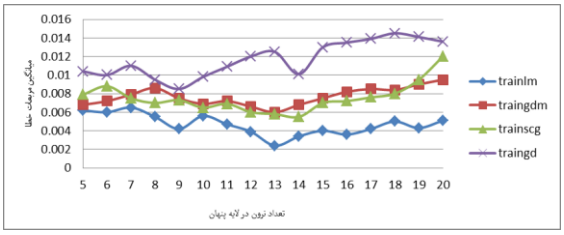
نتایج و بحث

در این تحقیق برای تقویت عملکرد شبکه‌های عصبی تمرکز اصلی بر روی افزایش تعداد داده های لازم برای آموزش شبکه‌های عصبی بود. چرا که اگر در هنگام آموزش شبکه از داده‌های مختلفی استفاده شود، باعث می‌شود که شبکه محدوده وسیعی از داده‌ها را تجربه[1] کرده و در نتیجه میزان اعتماد به عملکرد شبکه افزایش یابد.

به منظور رسیدن به مدل‌های دقیق‌تر و همچنین مدل-هایی که از نظر زمانی نیز عملکرد مناسب‌تری بر اساس ویژگی‌های رنگی داشته باشند از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا استفاده گردید.

برای طراحی مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، به منظور جداسازی و دسته بندی کلاس‌های تصویر به دو دسته، داده های آموزشی[2] و داده های آزمون[3] مورد نیاز می‌باشد، ۷۰٪ از کل داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمون مدل در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است که برخی از محققین از قبیل ناح و همکاران (۲۰۰۶) روش دیگری را برای آموزش و آزمون شبکه عصبی در نظر گرفتند. به اینصورت که در یک مزرعه داده‌های آموزش شبکه استخراج شده و پس از طراحی و ساخت مدل شبکه عصبی برای آزمون آن از داده‌های جدید که از مزرعه دیگر برداشت نموده استفاده کردند. این مسئله ممکن است باعث بروز برخی از خطاها (شرایط مختلف خاک و نور) در شبکه عصبی گردد که در طراحی شبکه در نظر گرفته نشده است.

تاثیر افزایش نرون های لایه پنهان بر میانگین مربعات خطای شبکه در الگوریتم های آموزشی در شکل ۲ دیده می-شود.



شکل (۲): نمودار تاثیر افزایش و کاهش لایه های پنهان بر میانگین مربعات خطای شبکه

Figure 2 - Diagram of the increase and decrease of the mean-square error in hidden layer network

افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان به بیش از مقدار معینی، باعث افزایش خطای شبکه می شود. دلیل این امر این است که لایه‌های پنهان به طور سری با هم قرار دارند. در نتیجه پردازش نرون‌های آنها با یکدیگر ترکیب می‌شوند. این امر موجب می شود با افزایش تعداد نرون‌های لایه های پنهان، حالت غیر خطی در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه افزایش یافته و در نتیجه نرخ همگرایی این شبکه عصبی کاهش یابد و همچنین با افزایش تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان در الگوریتم های آموزشی ذکر شده مدت زمان پردازش افزایش می‌یابد.

در این تحقیق به منظور دستیابی به تابع انتقال مناسب از تابع سیگموئیدی و تانژانت هیپربولیک در لایه مخفی استفاده گردید. نتایج حاصل از این تحقیق، نظر این محققین (فاست ۱۹۹۴، هایکینز ۱۹۹۴ و منهاج ۱۳۸۴) را اثبات کرد و تابع سیگموئیدی نسبت به تانژانت هیپربولیک دقت مناسب‌تری داشت. جدول ۱ مقایسه این دو تابع انتقال را در یک شبکه پرسپترون چند لایه قبل از رسیدن به ساختار بهینه در آن را با دو معیار ضریب تبیین(R^2) و ریشه خطای میانگین مربعات (RMSE[4]) نشان می‌دهد.

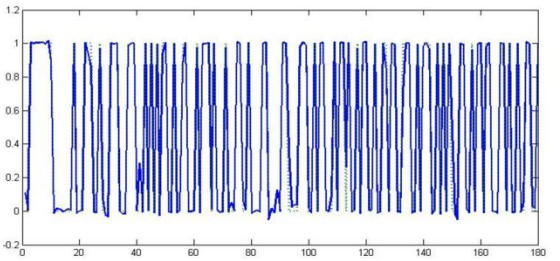
تابع انتقال	R^2	RMSE
تانژانت هیپربولیک	۰/۸۳۲	۰/۱۲۴
سیگموئید	۰/۸۹۱	۰/۱۱۳

جدول (۱): مقایسه توابع انتقال در شبکه پرسپترون

Table 1 - Comparison of transfer functions in perceptron network

به منظور مقایسه مدل‌های ایجاد شده و انتخاب بهترین شبکه با بهترین پیش بینی، پارامترهای ضرایب همبستگی، ضرایب تبیین و میانگین مربعات خطا در مراحل آموزش و آزمون شبکه‌های ایجاد شده مورد مقایسه قرار گرفت.

[1]. Experience
[2]. Training Data
[3]. Test Data
[4]. Root Mean Squared Error



شکل (۳): مقایسه نتایج مرحله آزمون مدل شبکه پرسپترون چند لایه برای داده های اندازه گیری شده و پیش بینی الگوریتم آموزشی Trainlm

Figure 3- compares the results of the test phase of a multi-layer perceptron network model for the measured data and the prediction algorithm, Trainlm

به منظور بهینه سازی تعداد نرون‌ها، تعداد لایه‌های مخفی، نتایج بررسی‌ها و آنالیز ساختارهای مختلف شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نشان داد که شبکه با یک لایه مخفی و تعداد ۱۳ نرون در لایه مخفی آن به دقت مورد نظر می‌رسد. مشخصات کلی این شبکه در جدول زیر نشان داده شده است.

نوع شبکه	تعداد لایه مخفی	تعداد نرون در لایه مخفی	آلگوریتم یادگیری	تابع انتقال لایه مخفی	تابع انتقال لایه خروجی
پرسپترون چند لایه	۱	۱۳	LM	سیگموئیدی	خطی

نتیجه گیری

ا ز شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا به عنوان یکی از ابزارهای هوش مصنوعی برای تشخیص و جداسازی کلاس های تصویر استفاده شد که ورودی شبکه، میانگین مولفه‌های اصلی رنگ (R، G وB) پیکسل‌های تصاویر بوده و خروجی شبکه عدد یک (۱) به عنوان خوشه انگور قرمز و یا عدد صفر (۰) به عنوان غیر انگور قرمز (برگ، آسمان، شاخه و تنه) در نظر گرفته شد که در نهایت بعد از آزمون و خطای الگوریتم یادگیری و تعداد نرون-های شبکه عصبی این نتیجه حاصل شد که با تعداد ۱۳ نرون در لایه مخفی و یک لایه مخفی و الگوریتم یادگیری از نوع Trainlm و تابع انتقال سیگموئیدی، شبکه عصبی با ۹۹/۹۷ درصد قادر به تشخیص و جداسازی کلاس های تصویر می-باشد.

References

1- Zand, M. 2012. Greenhouse Cucumber Image Processing by Neural Network to use in the Cucumber Harvest Robot. A Thesis submitted to Islamic Azad University Takestan Branch for the degree of Master of Science.

2- Esteban, V.F., Angel, D.N., Fernando, M., Arno, F. 2009. A Computer Vision System for Visual Grape Grading in Wine Cellars. In proceeding of: Computer Vision Systems, 7th International Conference on Computer Vision Systems, ICVS 2009, Liège, Belgium, October 13-15, 2009, Proceedings.

Detection of Red Grape Clusters Stands using Image Processing and Neural Network in Order to Harvest the Grapes in the Application Robot

***Akbar Nazari*[1]**
1- ***MA, in of Mechanics of agricultural machinery, Department of Agronomy, University Takestav ,Islamic Azad University,Gazvin, Iran***

Abstract:
In this study an automatic classification system based on machine vision and artificial neural networks based on color and its components were developed. about 300 grape gardens of the city of Urmia digit image in various conditions from early morning until evening in cloudy weather and sunny, of the prspetron neural network learning algorithm with multiple layers of error propagation as one of the tools of artificial intelligence for the detection and isolation of the image class. the main component of the input network, the average color (R,G,B) pixel images, and at the output of the network is the number one (1) red grape clusters or as the number zero (0) as the non-red grape (leaves, branches and trunk, the sky) was considered finally, after trial and error learning algorithm of neural network and the number of neurons, It became clear that the number of neurons in the hidden layer and 13 a hidden layer and the learning algorithm of the type Trainlm and sigmoid transfer function, neural network with 98% capable to detect and isolate the image class. The results of image analysis suggests the existence of a high accuracy in the classification section of the image.

Key words: *Grape, Red, Image Processing, Machine Vision, Artificial Intelligence*