

بهینه سازی عملکرد دستگاه های درجه بندی سیب با استفاده از شناسایی لهیدگی و دمگل سیب و تکنیک ماشین بینایی

سمیرا کریمی^۱، اشکان نیکیان^{۲*}، ابوذر ولایتی^۲

۱- کارشناس ارشد رشته مکانیک ماشین های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس

۲- کارشناس ارشد رشته مکانیک ماشین های کشاورزی، دانشگاه شیراز

(تاریخ دریافت: ۹۰/۹/۲۳ تاریخ پذیرش: ۹۱/۲/۸)

چکیده

میوه سیب از جمله محصولات باغی بسیار ارزشمند از لحاظ غذایی به شمار می آید و تولید آن در کشور ما از جایگاه بالایی در زمینه اشتغال زایی و ارزآوری برخوردار است. از میان روشهای غیر مخرب کنترل کیفی سیب، فناوری ماشین بینایی چشم اندازی مطمئن برای دستیابی به سرعت، کیفیت ارزیابی بالاتر و حصول بهره وری بیشتر برای این محصول ترسیم نموده است. تشخیص لهیدگی سیب در بسیاری از موارد با تشخیص دمگل همپوشانی داشته و این امر بکارگیری ماشین بینایی را به منظور درجه بندی کیفی سیب با چالش جدی مواجه می نماید. پژوهش حاضر به منظور رفع چالش مذکور و افزایش دقت عملکرد سیستم های درجه بندی سیب صورت پذیرفت. به منظور تحقق این امر دو الگوریتم جداگانه بر اساس رنگ برای شناسایی لهیدگی و دمگل در نرم افزار Matlab طراحی گردید. برای الگوریتم لهیدگی دقت ۹۷/۱۴٪ و برای الگوریتم دمگل دقت ۱۰۰٪ بدست آمد. سپس با ادغام این دو الگوریتم یک الگوریتم جامع بدست آمد که دارای دقت ۹۴/۲۹٪ می باشد. در ادامه آزمایشاتی جهت بررسی احتمالی افزایش دقت در شناسایی لهیدگی با گذشت زمان نگهداری توسط الگوریتم لهیدگی انجام گرفت. نتایج حاکی از آنست که کیفیت تشخیص لهیدگی توسط این الگوریتم به تدریج افزایش یافته و پس از دو تا سه روز به ثبات مطلوبی می رسد. همچنین الگوریتم دیگری که ویژگیهای خاصی از شکل تصاویر لهیدگی و دمگل از جمله میزان گرد بودن، نسبت مساحت به مربع محیط آن ناحیه و نیز ضریب تغییرات (CV) فواصل نقاط روی لبه از مرکز ثقل تصویر را استخراج می نمود، طراحی گردید و سپس همراه با به کارگیری فناوری شبکه های عصبی مصنوعی لهیدگی و دمگل با دقت ۱۰۰٪ از یکدیگر تمییز داده شدند که اثباتی بر لزوم استفاده از این تکنیک در تلفیق با روش های ماشین بینایی جهت افزایش دقت کارایی دستگاه های درجه بند می باشد.

کلیدواژگان: لهیدگی سیب، ماشین بینایی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم.

۱- مقدمه

لزوم استفاده بهینه از منابع غذایی موجود و به کارگیری روشهای مطلوب نگه داری و جلوگیری از ضایعات بی رویه محصولات کشاورزی، جداسازی و بسته بندی مناسب به منظور حفظ و بهبود کیفیت محصولات از جمله مواردی است که اهمیت آن بر هیچ کس پوشیده نیست.

در اقتصاد جهانی تولید کننده ای موفق است که بتواند محصولاتش را با کیفیت بالا و قیمت کمتر عرضه کند. در زمینه محصولات کشاورزی کیفیت تنها عامل بیولوژیکی نیست، بلکه در فرایند های مختلف برداشت و پس از برداشت از قبیل حمل و نقل، انبار داری و ... آسیب هایی به محصول، به ویژه میوه ها وارد می شود. میوه ها در موقع برداشت (چه به صورت دستی یا مکانیزه)، حمل و نقل و یا در زمان بسته بندی اولیه دچار آسیب های مکانیکی می شوند. این آسیب ممکن است سبب تخریب پوست میوه و نفوذ قارچ ها و باکتری ها و فعالیت آن ها در محل آسیب دیده شوند. این آسیب ها اغلب از ظاهر میوه مشخص نیستند و بعد از مدتی با گسترش آسیب های ثانویه (فعالیت قارچ ها، لهیدگی و ...) قابل مشاهده می باشند که اکثراً ضمن از بین بردن خود میوه، میوه های اطراف را نیز متأثر می کنند. این مطلب لزوم فراوان طراحی فرایندی قبل از انبارداری، بسته بندی و بازاریابی برای جداسازی میوه های آسیب دیده را آشکار می سازد. علاوه بر عوامل آسیب دیدگی عوامل دیگری نیز وجود دارند که به وجود سیستم جداساز تأکید می کنند. از آن جمله می توان به این عوامل اشاره کرد:

- بازاریابی محصول به شدت متأثر از میزان کیفیت آن می باشد.
- محصولات با توجه به کیفیت هایشان باید فرایند های مخصوص به خود را طی کنند.
- محصولات مختلف نیاز به بسته بندی متناسب با کیفیتشان دارند.
- ارزش اقتصادی کیفیت های مختلفی از یک محصول متفاوت است.

بنابراین درجه بندی و بسته بندی مناسب محصول جلب رضایت مشتری را در پی داشته و در حقیقت نقش اصلی را در ایجاد ارزش افزوده ایفا می کند [۱].

به طور کلی جداسازی توسط نیروی انسانی و به صورت سنتی یا دستگاه های جداساز و به صورت مکانیزه انجام می پذیرد که

سیستم های جداساز خود، در دو دسته تماسی و غیر تماسی جای می گیرند که در نوع اول محصول در فرایند جداسازی دائماً با قسمت های مختلف دستگاه در تماس بوده و احتمال آسیب دیدگی محصول نیز افزایش می یابد به همین دلیل در سالهای اخیر بکارگیری روش های غیر مخرب رواج زیادی پیدا کرده و با استقبال چشمگیری روبرو گردیده است.

از میان روشهای غیر مخرب اپتیکی چون اسپکتروسکوپی رامان^۱ (RRS)، تشدید مغناطیسی هسته ای^۲ (NMR)، طیف سنجی مادون قرمز نزدیک^۳ (NIR)، انتشار صوت^۴، روش فراصوت^۵ و ...، تکنولوژی ماشین بینایی با دارا بودن ویژگی های شاخص و فراوان از حدود سه دهه قبل توجه بسیاری از مهندسين و محققین را به خود معطوف داشته است.

بررسی منابع موجود نشان می دهد که تشخیص لهیدگی سیب در بسیاری از موارد با تشخیص دمگل همپوشانی داشته و این امر بکارگیری ماشین بینایی را به منظور درجه بندی کیفی سیب با چالش جدی مواجه می نماید. پژوهش حاضر با توجه به اهمیت استفاده از تکنولوژی ماشین بینایی به منظور مرتفع نمودن چالش مذکور و افزایش دقت عملکرد سیستم های درجه بندی سیب صورت پذیرفته است.

۱-۱- پیشینه تحقیق

تحقیقات زیادی روی ارزیابی کیفی و جداسازی میوه ها صورت پذیرفته است. براون و همکاران (۱۹۷۲)، از اشعه نزدیک مادون قرمز (NIR) برای تعیین لهیدگی سیب بهره گرفتند [۲].

ریکگلر و تروپ (۱۹۸۹)، از ماسک های غیرتند^۶ به منظور بهبود ویژگی های لهیدگی و تمایز بهتر آن در سیب استفاده نمودند. آن ها بخش های سیاه در تصویر باینری آستانه شده را به عنوان مناطقی که احتمال داشتن لهیدگی در آن ها وجود دارد معرفی کردند، و بخش هایی که دارای شکل تقریبی دایروی بودند را به عنوان لهیدگی قلمداد نمودند [۳].

میلر (۱۹۹۱)، از یک مجموعه ی آموزشی، به منظور آموزش یک جداساز آماری بیز^۷ (Statistical Classifier)، و تشخیص آفت های سطحی، در هلو استفاده کرد [۴ و ۶].

1. Raman Resonance Spectroscopy
2. Nuclear Magnetic Resonance
3. Near Infrared Spectroscopy
4. acoustic
5. Ultrasonic
6. Unsharp
7. Bayes

میوه (پوست، ساقه و محل های آسیب دیده) در حدود ۸۰٪ گزارش شد [۱۲].

به طور کلی نقاط لهیدگی قدیمی و جدید، به صورت های لکه های تاریک از پس زمینه متمایز می گردند، در طی یک پژوهش اولیه شاهین و همکاران (۱۹۹۹)، بر روی تصاویر X-Ray، نشان دادند که فیلتر های لبه یاب قادر به تشخیص لهیدگی در میوه های سیب و پیاز هستند [۱۳].

ژیکینگ ون و یانگ تاو (۱۹۹۹)، از دانشگاه آرکانزاس یک سیستم ماشین بینایی درجه بندی و بسته بندی اتوماتیک بر اساس اشعه مادون قرمز نزدیک (NIR) را ارائه نمودند که برای میوه سیب به کار گرفته می شد و سیستم مذکور را در حالت های آفلاین و آنلاین آزمایش و نتایج بدست آمده را با نتایج حاصل از شبکه های عصبی مقایسه نموده و در نهایت انعطاف پذیری بیشتری را در قبال فاکتورهای مؤثر در درجه بندی میوه در سیستم خود یافتند. آنان دریافتند هنگامی که دمگل و نواحی اطراف آن به طور همزمان و در لبه تصویر ظاهر می گردد تشخیص آن از آسیب دیدگی بسیار دشوارتر شده و نرخ صحت جداسازی را به طور چشمگیری می کاهش دهد [۱۴].

پاولوس و همکاران (۱۹۹۹)، با استفاده از پردازش تصویر و تبدیلات فوریه، الگوریتمی را جهت طبقه بندی گونه های مختلف سیب از لحاظ شکل هندسی ارائه نمودند [۱۵]. کاندو و همکاران (۲۰۰۰)، برای ارزیابی کیفیت و جداسازی پرتقال از ماشین بینایی و شبکه عصبی کمک گرفتند و با استخراج ویژگی های رنگی پرتقال از نسبت بین رنگ های اصلی مانند R/G برای پیش بینی مقدار PH پرتقال با تخمین مناسبی بهره گرفتند [۱۶].

جی بلاسکو و همکاران (۲۰۰۳)، سیستمی اتوماتیک را برای درجه بندی میوه ها ارائه نمودند که بر اساس ماشین بینایی استوار بود و میوه ها را بر اساس شکل، رنگ و آسیب دیدگی خارجی طبقه بندی می کرد و بدین منظور از آنالیز تشخیصی بیز کمک گرفتند. برای ارزیابی سیستم مذکور از پرتقال، هلو و سیب استفاده گردید. دقت و صحت جداسازی تا حدود زیادی مشابه روش سنتی دستی بدست آمد [۱۷].

تروپ و همکاران (۲۰۰۵)، از دانشگاه کرنل آمریکا سیستمی را جهت بررسی آسیب های سطحی سیب بر اساس ماشین بینایی طراحی و ارزیابی نمودند. سیستم مذکور دارای یک نقاله برای

داس و ایوانز^۱ (۱۹۹۲)، از ماشین بینایی به همراه شبکه های عصبی جهت جدا سازی تخم مرغ های دامی از غیر دامی بهره گرفت [۵].

سینگ (۱۹۹۳)، یک الگوریتم را جهت درجه بندی بلادرنک^۲ هلو های موجود در بازار، طراحی کرد [۶].

تروپ^۳ و همکاران (۱۹۹۳)، الگوریتم قوی تری را جهت تمایز لهیدگی های قدیمی، از لهیدگی های تازه (که حدود ۲۴ ساعت قبل از آزمایش ایجاد شده بودند) ارائه نمودند. شکل ناحیه گل زده ارزیابی شده و بر اساس فاکتور شکل آن، به عنوان ناحیه ی گل زده یا گل زده معرفی گردید [۷].

الیزوندو^۴ و همکاران (۱۹۹۴)، به کمک پردازش تصویر یک مدل شبکه عصبی را به منظور تخمین گل دهی و رسیدگی فیزیولوژیکی لوبیای روغنی ارائه کرد [۸].

استفاده از فیلترهای لبه یاب در آسیب شناسی تخم مرغ توسط چو^۵ و همکاران (۱۹۹۶)، مطرح شد [۹].

بفرول (۱۹۹۷)، یک جداساز پرتغال بر اساس (DWT) Discrete wavelet transform ارائه نمود [۱۰].

غضنفری و همکاران (۱۹۹۷) برای درجه بندی پسته به چهار درجه مختلف از روشهای تشخیص شکل استفاده کردند. بدین منظور از توصیف گره های فوریه بعنوان ویژگی متفاوت بین گروه های مختلف پسته استفاده شد. معیار فیشر در جداسازی و انتخاب تصاویر، توأم با روش طبقه بندی گوسی بکار رفت تا یک زیر مجموعه از توصیفگرهای فوریه را از مجموعه اولیه جدا کند. بدین ترتیب ۷ توصیفگر انتخاب شد و با استفاده از یک شبکه عصبی پیشخور^۶ به نرخ جداسازی ۹۴/۸ درصد دست یافتند [۱۱].

بلاسکو و همکاران (۱۹۹۸)، روشهای غیر نظارتی ای را در یک سیستم ماشین بینایی، جهت ارزیابی کیفیت پرتغال ارائه نمودند. نتایج حاصل از آزمایش الگوریتم بر روی ۱۰۸ تصویر (که از ۲۷ پرتغال گرفته شده بود) نشان داد که الگوریتم قابلیت جداسازی اتوماتیک پس زمینه با دقتی در حدود ۹۹٪ را داراست. دقت اندازه گیری شعاع میوه در حدود ۱ میلیمتر بود. همچنین دقت تشخیص صحیح مناطق مورد جست و جو در

1. Das & Evans
2. Real-time
3. Throop
4. Elizondo
5. Cho
6. Feed forward

الگوریتم مورد نظر با استفاده از جعبه ابزارهای Image Processing و GUI بسته ی نرم افزاری MATLAB (Matrix Laboratory) نسخه ی ۷,۶ طراحی و برنامه نویسی شد.

۲-۱- الگوریتم روش پردازش رنگی

فراخوانی تصویر: اولین گام در پردازش و تحلیل تصاویر اخذ شده توسط دوربین، فراخوانی تصویر در محیط اصلی جعبه ابزار پردازش تصویر نرم افزار می باشد.

شناسایی لهیدگی: با استفاده از ترکیب رنگ مناسب و بهبود آن کد شناسایی ناحیه ی لهیدگی در تصویر سیب به عنوان یک زیرمجموعه ی الگوریتم ارائه گردید.

شناسایی دمگل و نواحی اطراف آن: زیرمجموعه ی دیگری جهت تشخیص و شناسایی دمگل و پیرامون آن با استفاده از ویژگی های رنگی تعریف گردید.

تشخیص لهیدگی از دمگل و نواحی اطراف آن: با ادغام دو الگوریتم زیرمجموعه ای که در قسمت های فوق ذکر گردید و استفاده از آستانه گذاری و یافتن ترکیب (جمع یا تفریق) مناسبی از مولفه های اصلی رنگ تصویر یعنی قرمز "R" و سبز "G" و آبی "B" برحسب نوع پوشش و هیستوگرام مولفه های رنگی هر تصویر (تشخیص ضرایب سه مولفه رنگی بصورت آنی) به عنوان ویژگی و خصیصه ی بارز در شناسایی اهداف ذکر شده و مصالحه ای بین آن دو، الگوریتم ترکیبی جامع رنگی به نحوی طراحی و ارائه گردید که بتواند با بهترین عملکرد لهیدگی و دمگل را تشخیص دهد.

تعیین مساحت لهیده شده: پس از تشخیص لهیدگی از دمگل و نواحی اطراف آن مقدار سطح لهیده شده با تفریق سطح دمگل و نواحی آن از سطح کل که در مرحله ی سوم شرح داده شد معین می گردد.

در شکل (۱) نمایی کلی از مراحل اجرای الگوریتم قابل مشاهده می باشد.

حمل محصول و همچنین جهت دهی به حالت قرارگیری سیب زیر دوربین عکسبرداری برای اخذ تصاویر یکسان و همانند از میوه ها بود. نقاله طوری سیب ها را جهت دهی می نمود که دمگل و نواحی نزدیک به آن در مسیر دید دوربین قرار نگیرد [۱۸].

جی زینگ و همکاران (۲۰۰۷)، تلاش کردند با استفاده از پردازش تصویر طیف سنجی دمگل و نواحی آن را تشخیص دهند. از دو گونه سیب گلدن دلشز و جوناگلد به عنوان آزمونگر استفاده و نتایج بسیار خوبی را برای هر دو گونه سیب گزارش نمودند [۱۹].

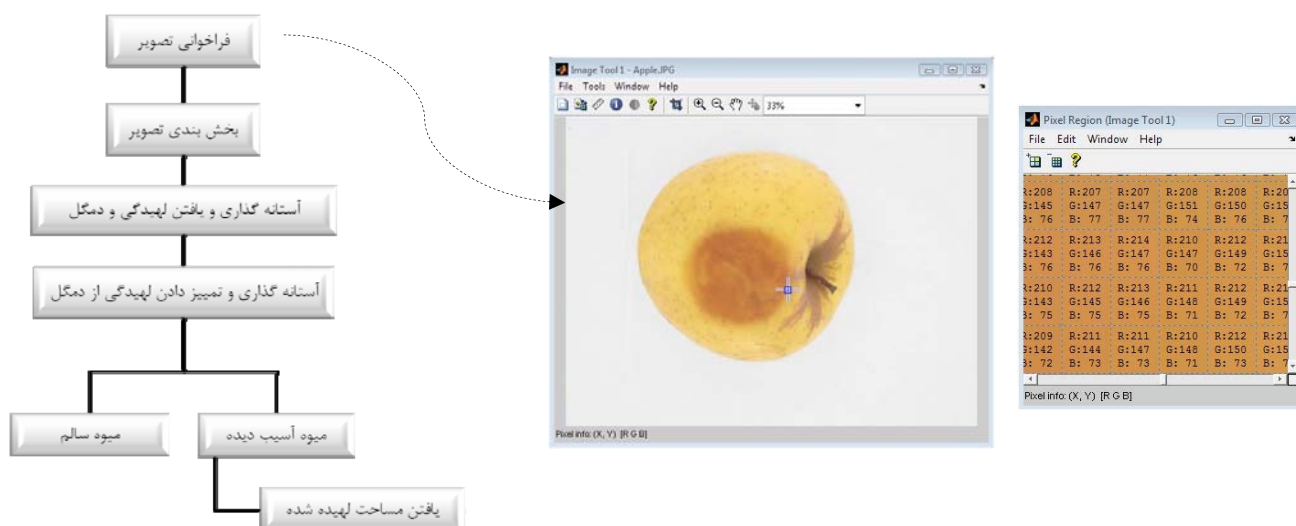
زو ژیاپو و همکاران (۲۰۰۷)، از الگوریتم ژنتیک و ترکیب پارامترهای رنگی سطح سیب به منظور ارائه روشی برای درجه بندی سیب از لحاظ رنگ و اندازه استفاده کرده و نتایج را با روش شبکه های عصبی و نیز ماشین بردار پشتیبان مقایسه و دقت های بالاتری را برای ماشین بردار پشتیبان گزارش نمودند [۲۰].

همانطور که از تحقیق های پیشین مبین است عامل اصلی در ایجاد خطا های احتمالی دستگاه های درجه بندی وجود آسیب دیدگی های سطحی و پارامتر های بیولوژیکی میوه از قبیل دمگل آن در فرآیند عکس برداری می باشد. بنابراین با توجه به ویژگی ها و مزایای ذکر شده برای روش ماشین بینایی و نبود توسعه و گسترش پژوهش های مرتبط با رفع نقصان این روش (کاهش دقت در همپوشانی دمگل و لهیدگی همانطور که در منابع ذکر گردیده است) انجام پژوهش حاضر با استفاده از این تکنیک مورد نظر قرار گرفت.

۲- مواد و روش ها

به طور کلی مراحل انجام تحقیق حاضر به دو بخش تقسیم می گردد:

- ۱- نوشتن الگوریتم با استفاده از روش آنالیز رنگ و شکل به منظور تشخیص و شناسایی لهیدگی و دمگل
- ۲- ارزیابی الگوریتم های ارائه شده و بکارگیری آنها در روش های درجه بندی جهت افزایش کارایی



شکل ۱. فلوچارت مراحل تشخیص لهدگی و دمگل سیب با استفاده از پردازش رنگی

۲-۲- طراحی واسط گرافیکی (GUI)

های مورد نظر را روی آن اعمال نموده و کمیت های هدف را به صورت جداگانه ارائه می نماید. در تصویر (۲) پنجره ی اصلی این واسط گرافیکی نشان داده شده است.

به منظور استفاده ی آسانتر از الگوریتم ارائه شده یک واسط گرافیکی طراحی و نوشته شد که تصاویر را گرفته و پردازش



شکل ۲. واسط گرافیکی طراحی شده

۲-۳- الگوریتم روش پردازش شکل

لبه یابی (Edge Detection): پس از باینری شدن تصویر با بهره گیری از فیلترهای لبه یاب از جمله Roberts, Canny و LOG Sobel نقاط پیرامون ناحیه هایی که ارزش پیکسل های آنها صفر می باشد مشخص خواهیم می گردد. تصویر حاصل در این مرحله تماماً سیاه خواهد بود مگر نقاط روی لبه که سفید می باشند. در الگوریتم ارائه شده در تحقیق مذکور برای لبه یابی از فیلتر لبه یاب Sobel استفاده گردید. تعیین مرکز ثقل تصویر هدف: پس از یافتن لبه ی تصویر هدف مرکز ثقل سطح آن محاسبه می شود. برای یافتن

باینری کردن تصویر: همانگونه که در روش رنگی شرح داده شد پس از جداسازی پس زمینه از تصویر اصلی سیب و همچنین قسمت لهدگی یا دمگل و نواحی اطراف آن تصویر باینری می شود. در تصویر باینری شده ارزش هر پیکسل مقدار صفر و یا یک را به خود می گیرد به طوری که به قسمت های لهدیده شده یا دمگل و نواحی آن ارزش صفر اختصاص یافته و رنگ سیاه به خود می گیرند و پیکسل های نواحی سالم سیب ارزش یک و رنگ سفید خواهند داشت.

مختصات مرکز ثقل تصویر از روابط (۱) و (۲) استفاده می شود:

$$\bar{y} = \frac{\sum y \cdot f}{\sum f}$$

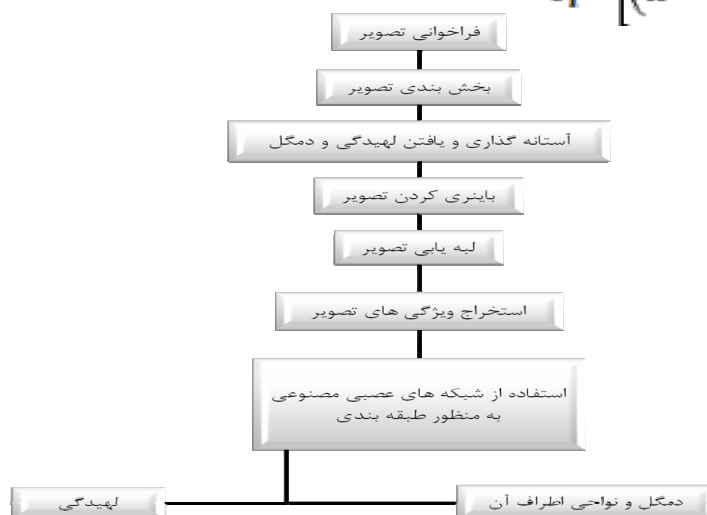
$$\bar{x} = \frac{\sum x \cdot f}{\sum f}$$

که در این روابط $\bar{x}$: مختصات افقی مرکز ثقل تصویر، $\bar{y}$: مختصات عمودی مرکز ثقل تصویر، f : ارزش هر پیکسل، X : مختصات افقی هر پیکسل نسبت به مبدا مختصات، Y : مختصات عمودی هر پیکسل نسبت به مبدا مختصات می باشد. تعیین مختصات نقاط پیرامون تصویر هدف و فاصله اقلیدسی آن ها از مرکز ثقل:

در گام بعد پس از مشخص شدن مختصات نقاط لبه و پیرامون تصویر هدف و مرکز ثقل آن، فاصله ی اقلیدسی نقاط لبه از مرکز ثقل را که مقادیر شعاعی به همراه زوایای بین این شعاع ها و خط افق هستند به دست می آید. روابط (۳) و (۴) که این مقادیر را می توان از آن ها به دست آورد در زیر آمده است:

$$\theta_i = \tan^{-1} \left(\frac{y - \bar{y}}{x - \bar{x}} \right)$$

$$r_i = \left[(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$



شکل ۳ فلوچارت مراحل تشخیص لهیدگی و دمگل سیب با استفاده از پردازش شکل

که در روابط فوق r_i : شعاع رسم شده بین مرکز ثقل و پیکسل های روی لبه و θ_i : زاویه بین خطوط شعاعی و محور افق را نشان می دهد.

سپس مقادیر این فواصل و زوایای متناظرشان روی محورهای مختصات در مقابل هم رسم می شود. این نمودار یک نمودار سینوسی-کسینوسی بوده که بیانگر خصوصیات همواری و ناهمواری لبه های تصویر متناظرش می باشد.

بدست آوردن ویژگی های تصویر هدف:

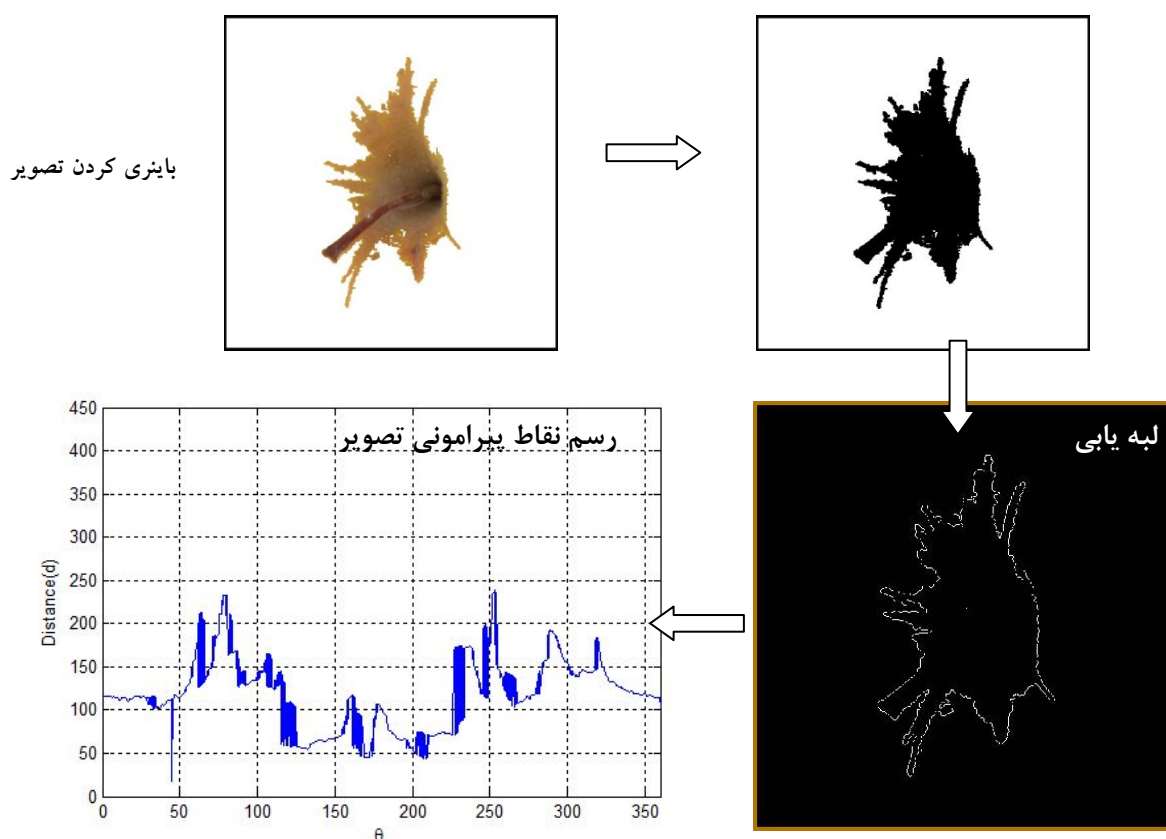
با آزمایش تعداد مناسبی از تصاویر به عنوان جامعه ی آماری ویژگی های خاصی از تصاویر که بر اساس آن ها بتوان لهیدگی از دمگل تمایز داد استخراج می گردد. ویژگی های اصلی که برای تشخیص لهیدگی سیب از دمگل و نواحی آن در این پژوهش استفاده شد عبارت بودند از:

ضریب تغییرات (CV) فواصل نقاط روی لبه از مرکز ثقل تصویر

نسبت مساحت به مربع محیط تصویر

میزان گرد بودن ناحیه مورد نظر

در شکل (۳) نمایی کلی از مراحل اجرای الگوریتم پردازش شکل قابل مشاهده می باشد.



شکل ۴ مراحل تشخیص و دمگل سیب با استفاده از پردازش شکل

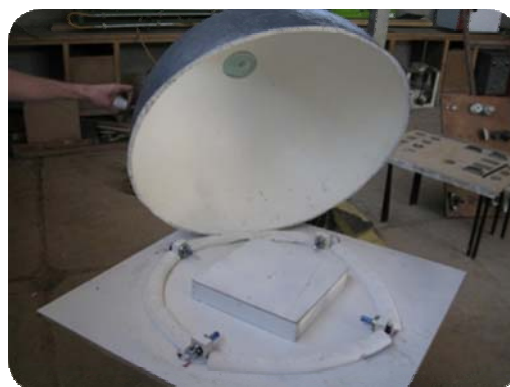
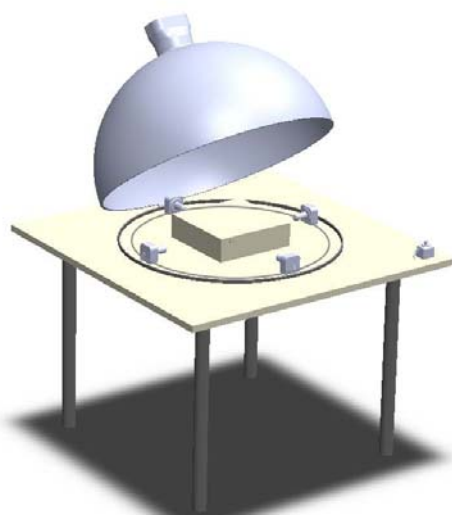
۲-۴- سامانه اخذ تصاویر

در سیستم ماشین بینایی به مجموعه عملیات اخذ تصاویر از شیء مورد نظر توسط دوربین و آماده و ارسال کردن آنها به کامپیوتر جهت پردازش، سامانه جمع آوری داده^۱ اطلاق می شود که از طراحی و ساخت سکوی تصویر برداری مناسب، نورپردازی مناسب و کالیبراسیون^۲ دوربین (انتخاب محل مناسب قرارگیری دوربین) می توان به عنوان اساسی ترین نکاتی که بایستی در آماده سازی این سامانه لحاظ گردند اشاره نمود.

برای کنترل کامل نور محیط پیرامون اغلب تصویربرداری داخل یک محیط بسته انجام می پذیرد تا نور اضافی محیط اطراف به جسم نتابد و در تصویر اغتشاش^۳ ایجاد ننماید. اولین مرحله برای نیل به هدف فوق طراحی و ساخت محفظه اصلی (فوقانی) تصویربرداری می باشد. محفظه سکوی تصویربرداری برای تحقیق حاضر به شکل گنبدی (یک نیم کره ی توخالی) از جنس فایبرگلاس طراحی و ساخته شد. در شکل (۵) نمایی از سکوی تصویر برداری نشان داده شده است.

1. Data Acquisition System
2. Calibration

3. noise



شکل ۵ سکوی تصویر برداری هوشمند طراحی شده

۲-۵- پیکربندی شبکه عصبی مصنوعی

جهت طبقه بندی لهیدگی و دمگل از روش شبکه های عصبی مصنوعی^۳ (ANN) استفاده شده است. تعداد ۴۰۰ تصویر مختلف شامل ۲۰۰ تصویر لهیدگی و ۲۰۰ تصویر دمگل و نواحی اطراف آن که توسط سیستم تصویربرداری اخذ گردیده بود به الگوریتم داده شد و ویژگیهای مورد نظر پس از پردازش نهایی استخراج و در یک ماتریس ذخیره گردید.

شبکه های عصبی بر چند قسم می باشد که در این تحقیق به منظور جداسازی و طبقه بندی لهیدگی و دمگل از یک شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)^۴ استفاده گردید. ابتدا داده ها به دو گروه آموزشی^۵ و آزمایشی^۶ تقسیم شده و داده های ورودی^۷ (آموزشی) در قالب یک ماتریس با ۳ سطر که تعداد ویژگیهای مورد نظر می باشد به شبکه داده شد. تعداد داده های ورودی به شبکه ۳۲۰ بردار می باشد که این تعداد به صورت ترکیبی کاملاً تصادفی از لهیدگی و دمگل بود. به ازای هر بردار ورودی (با ۳ داده) یک خروجی^۸ برای شبکه تعریف گردید که عبارت بود از یک (لهیدگی) یا صفر (دمگل و نواحی اطراف آن). به منظور دستیابی به شبکه ای با بهترین معماری شبکه های مختلفی با تعداد لایه ها و نوروں های متفاوتی طراحی و آموزش داده شد.

مشخصات دوربین استفاده شده برای عکسبرداری به قرار زیر بوده است:

- برند تجاری Canon مدل IXUS960 IS با قابلیت تصویربرداری ۱۲ مگاپیکسل

- رزولوشن دوربین ۲ مگاپیکسل، لنز CCD

برای ارزیابی الگوریتم حدود ۱۰۰ میوه سیب زرد، رقم گلدن دلشز کاملاً سالم و بدون هیچ گونه لهیدگی و خرابی از بازار تهیه و همچنین سعی گردید سیب ها از لحاظ اندازه و جرم، حتی الامقدور مشابه باشند که به صورت کنترل شده توسط دستگاه TPA^۱ لهیدگی بر روی آنها ایجاد گردید. (شکل ۶)

تمامی سیب ها، اعم از گروه شاهد و سیب هایی که به وسیله ی دستگاه TPA لهیده شده بودند در شرایط آزمایشگاهی کاملاً مشابه و یکسان، در داخل دستگاه اینکوباتور^۲ در دمای ثابت ۲۵ درجه سلسیوس (تقریباً مشابه دمای محیط) نگهداری می شدند و تنها هنگام گرفتن عکس به مدت کاملاً محدودی از اینکوباتور خارج گردیده و پس از اخذ تصاویر روزانه مجدداً به داخل اینکوباتور برگردانده می شدند (شکل ۷). به مدت ۹ شبانه روز و به فاصله ی هر ۲۴ ساعت از سیب ها تصویر گرفته شد. هنگام جابجایی و اخذ تصاویر نهایت دقت به عمل آمد تا سیب ها دچار آسیب دیدگی ناشی از خطای انسانی نگردند.

3. Artificial Neural Network

4. Multi Layer Perceptron

5. Training Data

6. Test Data

7. Input Data

8. Output

1. Texture Profile Analyser

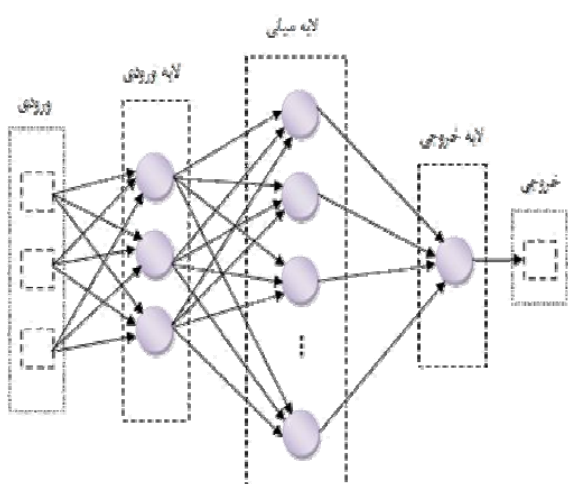
2. Incubator



شکل ۶ دستگاه TPA



شکل ۷ شرایط نگهداری سیب ها داخل انکوباتور



شکل ۸ طرح شمایک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

۳- نتایج و بحث

۳-۱- ارزیابی الگوریتم تشخیص لهیدگی و

دمگل بر اساس رنگ

در حیطه ی پردازش رنگی ۲ الگوریتم تشخیص لهیدگی، تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن ارائه گردید. در این الگوریتم ها از ترکیب مؤلفه های رنگ های اصلی به منظور یافتن رابطه ای جهت تشخیص لهیدگی و دمگل استفاده و با آستانه گذاری بهترین ترکیب رنگ برای جداسازی توسط الگوریتم ها برگزیده شد. سپس با ادغام این دو الگوریتم در یک مجموعه ی کامل تر الگوریتم ترکیبی جامع به دست آمد.

سپس داده های آزمایشی به این شبکه ها داده شده و جواب های بدست آمده از شبکه را با جواب های صحیح مقایسه و میزان درصد صحت تشخیص هر یک از شبکه های مذکور را محاسبه شد. تعداد داده های آزمایشی نیز ۸۰ بردار شامل ترکیبی کاملاً تصادفی از بردارهای متناظر با تصویر لهیدگی و دمگل و نواحی اطراف آن بود. شبکه ی بهینه با ۳ لایه (یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه میانی یا پنهان) بدست آمد. در لایه ی ورودی از ۳ نورون (گره)، در لایه ی میانی از ۸ نورون و در لایه ی خروجی نیز از ۱ نورون استفاده شد. تمامی داده ها در محدوده ی ۰ تا ۱ قرار داشت. در شکل زیر طرح شمایک شبکه آورده شده است. شبکه عصبی بهینه قادر بود ۱۰۰٪ از تصاویر را به صورت صحیح طبقه بندی نماید. Transfer Function استفاده شده برای لایه های ورودی و میانی Tansig و برای لایه ی خروجی Purelin در نظر گرفته شد. جهت آموزش شبکه نیز الگوریتم آموزشی Levenberg-Marquardt مورد استفاده قرار گرفت.

برای بدست آوردن بهترین شبکه، ۱۶۰ معماری مختلف آموزش داده شد. نتایج شبکه هایی که بهترین عملکرد را داشتند در قسمت نتایج آورده شده است.

نتیجه	تشخیص الگوریتم	کنترل با چشم	شماره نمونه	نتیجه	تشخیص الگوریتم	کنترل با چشم	شماره نمونه
True	T	B	۳۶	True	T***	B*	۱
True	T	B	۳۷	True	TT	B&SC	۲
True	T	B	۳۸	True	TT	B&SC	۳
True	TT	B&SC	۳۹	True	TT	B&SC	۴
True	T	B	۴۰	True	TT	B&SC	۵
True	T	B	۴۱	True	TT	B&SC	۶
True	TT	B&SC	۴۲	True	T	SC**	۷
True	TT	B&SC	۴۳	True	T	B	۸
True	TT	B&SC	۴۴	False	FT	B&SC	۹
True	TT	B&SC	۴۵	True	TT	B&SC	۱۰
True	T	SC	۴۶	True	TT	B&SC	۱۱
True	T	B	۴۷	True	TT	B&SC	۱۲
False	FT	B&SC	۴۸	True	T	B	۱۳
True	TT	B&SC	۴۹	True	T	B	۱۴
True	TT	B&SC	۵۰	True	T	SC	۱۵
True	T	SC	۵۱	True	T	SC	۱۶
True	T	SC	۵۲	True	TT	B&SC	۱۷
True	T	B	۵۳	True	TT	B&SC	۱۸
True	T	B	۵۴	True	TT	B&SC	۱۹
True	TT	B&SC	۵۵	True	TT	B&SC	۲۰
True	TT	B&SC	۵۶	True	T	B	۲۱
True	TT	B&SC	۵۷	True	TT	B&SC	۲۲
True	TT	B&SC	۵۸	True	TT	B&SC	۲۳
True	TT	B&SC	۵۹	True	TT	B&SC	۲۴
True	T	SC	۶۰	True	TT	B&SC	۲۵
True	T	B	۶۱	True	T	SC	۲۶
True	T	SC	۶۲	False	F	B	۲۷
True	TT	B&SC	۶۳	True	TT	B&SC	۲۸
True	TT	B&SC	۶۴	True	TT	B&SC	۲۹
True	TT	B&SC	۶۵	True	TT	B&SC	۳۰
False	FT	B&SC	۶۶	True	TT	B&SC	۳۱
True	TT	B&SC	۶۷	True	TT	SC	۳۲
True	T	B	۶۸	True	TT	SC	۳۳
True	TT	B&SC	۶۹	True	TT	B&SC	۳۴
True	T	SC	۷۰	True	TT	B&SC	۳۵
خطای تشخیص			۵/۷۱٪				

تشخیص لهدگی توسط الگوریتم لهدگی:

در بررسی دقت و کارایی الگوریتم تشخیص لهدگی، ۷۰ تصویر اخذ شده از سیب های لهده شده به صورت کاملاً تصادفی انتخاب و توسط الگوریتم مذکور پردازش گردیدند. این الگوریتم توانست با دقت مطلوب ۹۷/۱۴٪ لهدگی را

تشخیص دهد. کنترل صحت تشخیص الگوریتم توسط چشم کاربر انجام گرفت. در جداول داده ها، در صورت وجود لهدگی در تصویر، به کنترل با چشم عدد یک و در صورت تشخیص صحیح الگوریتم نیز عدد یک در نظر گرفته شد. نهایتاً در صورت تطابق یا عدم تطابق این دو تشخیص عبارت صحیح (True) یا غلط (False) روبروی آن تصویر درج گردید.

کاربر انجام گرفت. نمونه ای از این روش ارزیابی الگوریتم ها در جدول زیر (جدول ۳) نشان داده شده است.

۲-۳- جداسازی لهدگی از دمگل و نواحی اطراف آن توسط آنالیز شکل

الگوریتم ارائه شده در تحقیق حاضر به بررسی و استخراج چند ویژگی^۱ از تصویر سیب می پردازد که بر اساس آن ها می توان ناحیه لهدگی را از دمگل و اطراف آن تمییز داد. پس از انجام عملیات پیش پردازش و پردازش نهایی معیارهایی از میزان گرد بودن ناحیه ی هدف، نسبت مساحت به مربع محیط آن ناحیه و نیز ضریب تغییرات (CV) فواصل نقاط روی لبه از مرکز ثقل تصویر هدف بدست آمده و از آن ها به عنوان ویژگی های تشخیص لهدگی از دمگل و نواحی اطراف آن استفاده گردید. برای هر تصویر معیارهای فوق الذکر توسط کدهایی که در نرم افزار متلب نوشته شد بدست آمد. در شکل دمگل که پیرامون آن نوسان نامنظمی دارد مقادیر ضریب تغییرات فواصل نقاط روی لبه از مرکز ثقل تصویر هدف بسیار بزرگتر از شکل ناحیه ی لهدگی بوده و می تواند معیاری مناسب برای تشخیص لهدگی از دمگل و نواحی اطراف آن در نظر گرفته شود. همچنین میزان گرد بودن ناحیه ی هدف نسبت به یک دایره ی کامل (گردی ۱۰۰٪) توسط برنامه محاسبه گردید که ناحیه ی لهدگی مقادیر بیشتری را نشان می دهد. برای شناسایی اشکال هندسی نامنظم که پیچیده تر هستند می توان از نسبت مساحت به محیط نیز بهره گرفت که در این پژوهش از نسبت مساحت به مربع محیط استفاده گردید تا عدد استخراج شده یک کمیت بدون بعد باشد. همان گونه که در جداول استخراج شده ی زیر از معیارهای مذکور مشاهده می گردد اختلاف مطلوب و قابل قبولی بین هریک از این ضرایب برای لهدگی و دمگل وجود دارد که جداسازی را تسهیل می نماید.

تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن توسط الگوریتم لهدگی:
همچنین ۷۰ تصویر که دمگل و نواحی اطراف آن در آن ها وجود داشت به صورت تصادفی گزینش شده و به الگوریتم تشخیص لهدگی داده شد و پس از انجام پردازش نهایی، نتایج در جداول داده، خلاصه گردید. دقت الگوریتم در جداسازی تصاویر دمگل و نواحی اطراف آن ۹۲/۸۶٪ حاصل گردید. لازم به ذکر است همانند دیگر بررسی ها، کنترل صحت تشخیص الگوریتم توسط چشم کاربر انجام گرفت.

تشخیص لهدگی توسط الگوریتم دمگل و نواحی اطراف آن:
در ارزیابی صحت تشخیص الگوریتم تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن از ۷۰ تصویر که تصادفی انتخاب شدند استفاده گردید. در این تصاویر ناحیه لهدیه شده مشاهده می شد و همانند قبل از دید انسانی جهت کنترل صحت تشخیص الگوریتم کمک گرفتیم. پس از آزمایش، نتایج نهایی استخراج گردید و دقت الگوریتم مورد نظر در یافتن دمگل و نواحی اطراف آن ۹۴/۲۹٪ به دست آمد که می تواند مقداری کاملاً مقبول تلقی گردد.

تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن توسط الگوریتم دمگل و نواحی اطراف آن: تعداد ۷۰ تصویر نیز که در آن ها ناحیه دمگل و اطراف آن قابل مشاهده بود برای ارزیابی الگوریتم تشخیص دمگل به کار گرفته شد. پس از پردازش تصاویر توسط این الگوریتم و کنترل توسط بینایی انسان، نتیجه آن در جدول (۴-۶) قابل مشاهده است. در این مرحله دقت بدون نقص ۱۰۰٪ مشاهده گردید.

بررسی و ارزیابی صحت تشخیص الگوریتم ترکیبی جامع:
تعداد ۷۰ تصویر نیز به صورت تصادفی انتخاب گردید به طوریکه شامل لهدگی، دمگل و نواحی اطراف آن و یا هر دو بودند. این تصاویر با استفاده از الگوریتم ترکیبی جامع پردازش گردید.

دقت تشخیص الگوریتم ترکیبی جامع ۹۴/۲۹٪ بدست آمد. در این مرحله نیز کنترل صحت تشخیص الگوریتم توسط چشم

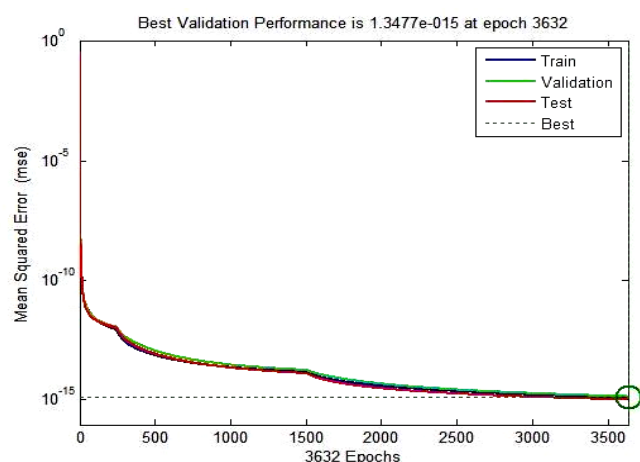
جدول ۱ معیارهای استخراج شده به منظور آنالیز شکل دمگل و لهدگی

میزان گرد بودن			نسبت مساحت به مربع محیط			ضریب تغییرات (CV) فواصل نقاط روی لبه از مرکز ثقل		
شماره نمونه	لهدگی	دمگل و نواحی اطراف آن	شماره نمونه	لهدگی	دمگل و نواحی اطراف آن	شماره نمونه	لهدگی	دمگل و نواحی اطراف آن
۱	۰/۸۹	۰/۰۹	۱	۰/۰۸۷۵۱۳	۰/۰۱۲۸۹۸	۱	۰/۰۴۶۴۲۶۲	۰/۴۳۲۸۴۲۲
۲	۰/۸۹	۰/۰۸	۲	۰/۰۸۸۹۷۱	۰/۰۰۶۶۹۷	۲	۰/۰۴۱۳۰۴۵	۰/۳۹۵۳۳۲۲
۳	۰/۸۸	۰/۱۹	۳	۰/۰۹۰۲۰۵	۰/۰۰۸۶۰۵	۳	۰/۰۳۲۵۳۵۹	۰/۴۵۳۴۶۹۳
۴	۰/۹	۰/۱۴	۴	۰/۰۸۸۶۷۴	۰/۰۰۷۴۹۱	۴	۰/۰۳۸۲۴۹۸	۰/۴۴۵۰۰۱۳
۵	۰/۹	۰/۳۳	۵	۰/۰۸۳۰۱۸	۰/۰۱۴۸۵۸	۵	۰/۰۴۲۰۱۴۱	۰/۴۶۵۷۸۱۴
۶	۰/۸۷	۰/۱۱	۶	۰/۰۹۰۱۹۵	۰/۰۱۳۶۸۸	۶	۰/۰۲۸۹۰۱۲	۰/۴۵۲۲۸۶۰
۷	۰/۸۹	۰/۱۲	۷	۰/۰۸۸۸۶۴	۰/۰۰۷۰۱۹	۷	۰/۰۳۱۴۳۵۸	۰/۴۸۳۲۱۱۶
۸	۰/۸۹	۰/۰۹	۸	۰/۰۸۹۴۴۵	۰/۰۰۹۹۸۵	۸	۰/۰۷۵۸۸۶۳	۰/۳۸۰۳۲۵۳
۹	۰/۸۸	۰/۱۲	۹	۰/۰۸۱۹۹۲	۰/۰۱۲۸۶۸	۹	۰/۰۳۸۶۳۸۸	۰/۴۳۵۶۷۰۰
۱۰	۰/۹۱	۰/۰۵	۱۰	۰/۰۸۲۸۲۴	۰/۰۰۹۸۱۳	۱۰	۰/۰۶۴۱۱۹	۰/۳۳۱۷۷۸۸
۱۱	۰/۹۲	۰/۱۴	۱۱	۰/۰۹۰۰۹۱۵۴	۰/۰۱۳۳۹۸	۱۱	۰/۰۳۶۵۴۳۵	۰/۴۲۱۳۵۶۳
۱۲	۰/۶۶	۰/۱۴	۱۲	۰/۰۸۶۳۴۸	۰/۰۰۴۸۸۷	۱۲	۰/۰۸۷۸۱۲۲	۰/۴۹۶۵۶۹۸
۱۳	۰/۹۱	۰/۱۷	۱۳	۰/۰۹۱۲۸۴	۰/۰۱۴۳۸۲	۱۳	۰/۰۸۴۴۱۷۳	۰/۰۶۹۴۴۴
۱۴	۰/۸۸	۰/۱۶	۱۴	۰/۰۸۳۲۱۸	۰/۰۱۳۶۰۰	۱۴	۰/۰۲۴۳۹۳۳	۰/۴۲۳۴۳۴۳
۲۰۰			۲۰۰			۲۰۰		

*- بیانگر وجود لهدگی در تصویر

**- بیانگر وجود دمگل و نواحی اطراف آن در تصویر

***- T و F به ترتیب بیانگر تشخیص صحیح و ناصحیح الگوریتم می باشد



شکل ۹ آموزش شبکه

در مرحله ی آموزش شبکه ۱۶۵ تصویر مربوط به لهدگی و ۱۵۵ تصویر مربوط به دمگل و نواحی اطراف آن به صورت کاملاً تصادفی به کار گرفته شد. پس از آموزش شبکه در مرحله ی بعد داده های آزمایشی به شبکه داده شده و نتایج طبقه بندی توسط شبکه آزمایش می گردد.

همان گونه که مشاهده می شود شبکه ی شماره ۷ بهترین شبکه می باشد. با اینکه شبکه های شماره ۶ و ۸ نیز دقت ۱۰۰٪ را دارا بوده اند اما از اعتبار کمتری نسبت به شبکه ی مذکور برخوردار می باشند. به منظور اعتبارسنجی^۱ یک شبکه عصبی مصنوعی تعدادی از داده های دسته ی آموزشی را برای آزمایش و سنجش میزان اعتبار و عمومیت آن شبکه بکار می گیرند و به عنوان یک معیار توقف برای آموزش شبکه از آن استفاده می کنند به طوریکه هر چقدر اختلاف بین نمودار عملکرد آموزش و اعتبارسنجی و آزمایش کمتر باشد شبکه ی مذکور از اعتبار و عمومیت بیشتری برخوردار می باشد.

از معیار میانگین مربعات خطا^۲ (MSE) برای آموزش و بهبود عملکرد شبکه های فوق استفاده گردید که نمودار عملکرد آموزش شبکه ی شماره ۷ (بهترین شبکه (جدول ۲) در شکل (۹) آمده است.

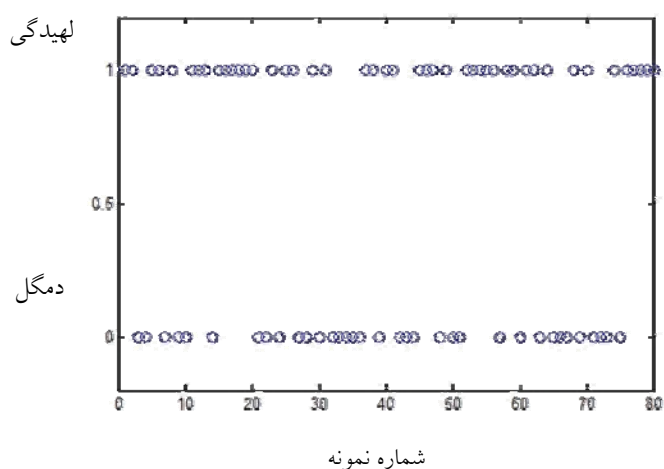
1. validation
2. Mean Square Error

صفر (دمگل و نواحی آن) طبقه بندی گردید. داده های خروجی شبکه در مرحله آزمایش در شکل های (۱۰)، (۱۱) و (۱۲) قابل مشاهده می باشد.

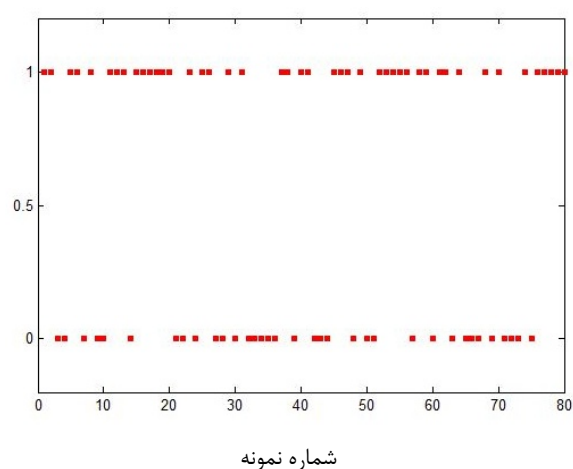
در این مرحله ۳۵ تصویر لهدگی و ۴۵ تصویر دمگل و نواحی اطراف آن به صورت کاملاً تصادفی به شبکه ی آموزش دیده اعمال گردید و خروجی شبکه به صورت یک (لهدگی) و

جدول ۲ نتایج آموزش و آزمون شبکه های عصبی با معماری های مختلف

شماره شبکه	تعداد نوروها		تعداد epoch	دقت (%)	اعتبارسنجی
	لایه ورودی	لایه میانی			
۱	۲	۴	۱۰۰۷	۹۳/۷۵	
۲	۲	۶	۲۰۴	۹۵	
۳	۳	۵	۱۷۰۴	۹۵	
۴	۳	۳	۱۴۴	۹۶/۲۵	
۵	۲	۷	۱۰۶۳	۹۷/۵	
۶	۳	۴	۳۹۳۵	۱۰۰	
۷	۳	۸	۳۶۳۲	۱۰۰	✓
۸	۲	۹	۸۴۳	۱۰۰	



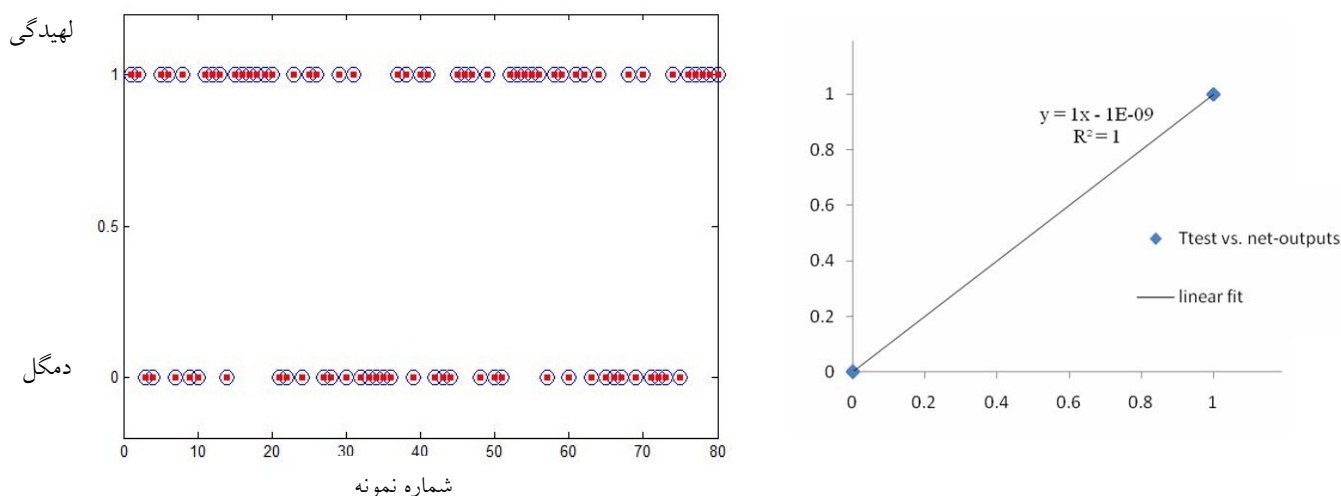
شکل ۱۰ نتایج خروجی شبکه



شکل ۱۱ نتایج مورد انتظار و اصلی برای شبکه

پارامترهای خروجی آنالیز شکل به عنوان یک روش مناسب در تشخیص لهدگی از دمگل در شبکه عصبی استفاده نمود.

همان گونه که پیداست شبکه ی شماره ۷ تمامی داده های آزمایش را به درستی طبقه بندی نموده است. شکل (۱۲) نیز درستی این تشخیص را تأیید می نماید. بنابراین می توان از



شکل ۱۲ انطباق نتایج اصلی و پیش بینی شبکه

دقت این الگوریتم اثر نامحسوسی داشته است و تنها در ۲ روز دقت ۹۵٪ و در دیگر روزها ۱۰۰٪ حاصل گردیده است که دلیل اصلی آن را می توان عدم تغییر در رنگ دمگل و نواحی اطراف آن ذکر نمود.

در نتایج حاصله از ارزیابی الگوریتم تشخیص لهیدگی روند دیگری حکم فرماست. دقت الگوریتم در روزهای اولیه نسبتاً کم بوده (۸۰٪-۸۵٪) و با افزایش مدت زمان نگهداری این مقدار افزایش یافته به طوری که در روزهای پایانی دوره ی نگهداری به میزان مطلوب ۹۵٪-۱۰۰٪ رسیده است. مهمترین دلیل این مسئله را می توان فعالیت آنزیمی و قهوای شدن محل لهیدگی با گذشت زمان عنوان نمود که تقریباً پس از ۲ یا ۳ روز اثرات آن نمایان می گردد.

همچنین نتایج به دست آمده از آزمودن الگوریتم ترکیبی جامع نیز تحت تأثیر سپری شدن زمان بهبود یافته ودقت آن از ۸۰٪ در روزهای آغازین به ۹۵٪ در روزهای پایانی می رسد. این الگوریتم در روزهای آغازین تا حدودی تحت تأثیر روند تغییر رنگ لهیدگی واقع شده ولی پس از آن به ثبات مناسبی می رسد. نتایج کلی به اختصار در جدول (۴) گنجانده شده است.

۳-۳- ارزیابی الگوریتم در تشخیص لهیدگی از دمگل و نواحی اطراف آن به صورت توأمان بر اساس رنگ با سپری شدن زمان

در مرحله ی قبل همانطور که در شکل های (۱) و (۲) نشان داده شده است تصاویر به گونه ای گزینش شده بود که لهیدگی یا ناحیه دمگل و اطراف آن در تصویر قابل مشاهده بود. در این بخش هر ۳ الگوریتم طراحی شده با تصاویری که لهیدگی و ناحیه دمگل و اطراف آن را به صورت توأمان در خود جای داده است ارزیابی می گردد. بدین منظور و همچنین بررسی تأثیرات گذشت زمان بر تشخیص الگوریتم تعداد ۲۰ تصویر اخذ شده از ۲۰ سیب مختلف که تحت اثر نیروی ۲۰ کیلوگرم نیرو (۲۰۰ نیوتن) لهیده شده بودند در نظر گرفته شد. تصاویر مذکور در یک بازه ی زمانی ۹ روزه که تمامی سیب ها در شرایط یکسان نگهداری شده بودند مورد استفاده قرار گرفتند.

همان گونه که در نتایج مشاهده می شود دقت الگوریتم تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن بسیار عالی بوده و در محدوده ی ۹۵٪-۱۰۰٪ بدست آمده است. گذشت زمان در

جدول ۴ دقت (درصد) تشخیص لهیدگی از دمگل و نواحی اطراف با بکارگیری ۳ الگوریتم لهیدگی، دمگل و ترکیبی جامع

روز اول	روز دوم	روز سوم	روز چهارم	روز پنجم	روز ششم	روز هفتم	روز هشتم	روز نهم	
۱۰۰٪	۹۵٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۹۵٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪	الگوریتم تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن
۸۰٪	۸۵٪	۹۰٪	۹۰٪	۹۰٪	۹۵٪	۹۵٪	۱۰۰٪	۹۵٪	الگوریتم تشخیص لهیدگی
۸۰٪	۸۵٪	۹۰٪	۹۵٪	۹۵٪	۹۵٪	۹۵٪	۹۵٪	۹۵٪	الگوریتم ترکیبی جامع

۴- نتیجه گیری

با استخراج ۳ ویژگی (میزان گرد بودن، نسبت مساحت به مربع محیط و نیز ضریب تغییرات (CV) فواصل نقاط روی لبه از مرکز ثقل تصویر) از تصاویر لهیدگی و دمگل توسط آنالیز شکل و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به منظور طبقه بندی لهیدگی و دمگل، بهترین نتیجه با یک شبکه ی عصبی پرسپترون ۳ لایه با ۳ نورون در لایه ی اول، ۸ نورون در لایه ی میانی و ۱ نورون در لایه ی خروجی بدست آمد. در این شبکه تمامی تصاویر به صورت صحیح و با دقت ۱۰۰٪ طبقه بندی گردید.

در ارزیابی الگوریتم تشخیص لهیدگی، تصاویر لهیدگی با دقت ۹۷/۱۴٪ صحیح شناسایی شدند. همچنین این الگوریتم تصاویر دمگل را با خطای ۷/۱۴٪ به عنوان لهیدگی تشخیص داد. دقت الگوریتم تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن در تشخیص دمگل ۱۰۰٪ بدست آمد. الگوریتم مذکور تصاویر لهیدگی را با خطای ۵/۷۱٪ اشتباهاً به عنوان دمگل شناسایی نمود.

با ادغام دو الگوریتم شناسایی لهیدگی و دمگل الگوریتم ترکیبی جامع بدست آمد که در ارزیابی آن دقت ۹۴/۲۹٪ در تشخیص تصاویر به صورت تصادفی حاصل گردید.

اثر زمان بر روند بهبودی ۳ الگوریتم فوق الذکر در یک دوره ی ۹ روزه بررسی شد که دقت الگوریتم تشخیص لهیدگی در روزهای اولیه نسبتاً کم بوده (۸۰٪-۸۵٪) و با افزایش مدت زمان نگهداری این مقدار افزایش یافته به طوری که در روزهای پایانی دوره ی نگهداری به میزان مطلوب ۹۵٪-۱۰۰٪ رسیده است. مهمترین دلیل این مسئله را می توان فعالیت آنزیمی و قهوای شدن محل لهیدگی با گذشت زمان عنوان نمود که تقریباً پس از ۲ یا ۳ روز اثرات آن نمایان می گردد.

همچنین دقت الگوریتم تشخیص دمگل و نواحی اطراف آن بسیار عالی بوده و در محدوده ی ۹۵٪-۱۰۰٪ بدست آمد. گذشت زمان در دقت این الگوریتم اثر نامحسوسی داشته است که دلیل اصلی آن را می توان عدم تغییر در رنگ دمگل و نواحی اطراف آن ذکر نمود.

نتایج به دست آمده از آزمودن الگوریتم ترکیبی جامع نیز تحت تأثیر سپری شدن زمان بهبود یافته ودقت آن از ۸۰٪ در روزهای آغازین به ۹۵٪ در روزهای پایانی می رسد. این الگوریتم در روزهای آغازین تا حدودی تحت تأثیر روند تغییر رنگ لهیدگی واقع شده ولی پس از آن به ثبات مناسبی می رسد.

بنابراین مشاهده می کنیم که با استفاده از روش پیشنهادی و ترکیب روش های ماشین بینایی و شبکه های عصبی در صورت پیکربندی مناسب تکنیک های ذکر شده، می توان دقت کار الگوریتم های شناسایی و درجه بندی دستگاه های درجه بند میوه سیب را افزایش داد.

۵- منابع

- [1] Khademi, M. and Jafari, D. (1382). "Numeral image processing". Translation. Ferdosi university Publication. 832 pages.
- [2] Brown, G. K., Segerland, L. J. and Summit, R. (1972). "Apple bruise detection using near infrared light." *ASAE Paper.*, No. 22650.
- [3] Rehkgugler, G. E. and Throop, J. A. (1989). "Image-processing algorithm for Apple defect detection." *Trans. ASAE.*, Vol. 32, No.1, pp. 267-272.

- [13] Shahin, M. A., Tollner, E. W. and Prussia, S. E. (1999a). "Filter design for optical future extraction from x-ray images." *Trans. ASAE.*, Vol. 42, No. 6, pp. 1879-1887.
- [14] Zhiqing, Wen., Yang, Tao., (1999). "Building a rule-based machine-vision system for defect inspection on apple sorting and packing lines." *Expert Systems with Applications.*, Vol. 16, pp. 307-313.
- [15] Paulus, Ingrid., Schrevers, Eddie. (1999). "Shape Characterization of New Apple Cultivars by Fourier Expansion of Digitized Images." *J. Agric. Engng Res.*, Vol. 72, pp. 113-118.
- [16] Kondo, Naoshi., Ahmad, Usman., Mitsuji, Monta. And Haruhiko, Murase. (2000). "Machine vision based quality evaluation of Iyokan orange fruit using neural networks." *Computers and Electronics in Agriculture.*, Vol. 29, pp. 135-147.
- [17] Blasco, J., Aleixos, N., Molt, E. (2003). "Machine Vision System for Automatic Quality Grading of Fruit." *Biosystems Engineering.*, Vol. 85, No. 4, pp. 415-423.
- [18] Throop, J.A., Aneshansley, D.J., Anger, W.C. and Peterson, D.L. (2005). "Quality evaluation of apples based on surface defects: development of an automated inspection system." *Postharvest Biology and Technology.*, Vol. 36, pp. 281-290.
- [19] Xing, J., Jancsok, P., Baerdemaeker, J. De. (2007). "Stem-end/Calyx Identification on Apples using Contour Analysis in Multispectral Images." *Biosystems Engineering.*, Vol. 96, No. 2, pp. 231-237.
- [20] Xiaobo, Zou., Jiewen, Zhao., Yanxiao, Li. (2007). "Apple color grading based on organization feature parameters." *Pattern Recognition Letters.*, Vol. 28, pp. 2046-2053.
- [4] Miller, B. K. and Delwiche, M. J., (1991). "Spectral analysis of peach surface defects." *Trans. ASAE.*, Vol. 34, No. 6, pp. 2509-2525.
- [5] Das, K. C. and Evans, N. D. (1992). "Detecting fertility of hatching eggs using machine vision: II. Neural network classifiers." *Trans. ASAE.*, Vol. 35, No. 6, pp. 2035-2041.
- [6] Singh, N., Delwiche, M. J., Johnson, R. S. (1993). "Image analysis methods for real-time color grading of stonefruit." *Computers and Electronics in Agriculture.*, Vol. 9, pp. 71-84.
- [7] Throop, J. A., Aneshansley, D. J. and Upchurch, B. L. (1993). "Improvements in an image-processing algorithm to find new and old bruises." *ASAE Paper.*, No. 93-6534.
- [8] Elizondo, D. A., McClendon, R. W. and Hoogenboom, G. (1994). "Neural Network models for predicting flowering and physiological maturity of soybean." *Trans. ASAE.*, Vol. 37, No. 3, pp. 981-988.
- [9] Cho, H. K. and Kwon, Y. (1996). "Crack detection in eggs by machine vision." in Proc. 6th International Conference on Computers in Agriculture, 777784. Cancun, Mexico.
- [10] Beferull-Lozano, B., Bonet, E., Sos, V. and Toledo, F. (April 1997). "An approach to an Orange Classifier based on the Discrete Gabor Wavelet Transform." in Proc. of VII National Symposium on Pattern Recognition and Image Analysis, Barcelona, Spain.
- [11] Ghazanfari, A., Irudayarajand, J., Kusalik, A. and Romaniuk, M. (1997). "Machine vision grading of pistachio nuts using Fourier descriptors." *Journal of Agricultural Engineering Research.*, Vol. 68, pp. 247-252.
- [12] Blasco, J., Molto, E., Steinmetz, V., Carrion, J. and Escuderos, V. (1998). "Unsupervised methods in a computer-based vision system for orange quality assessment." *ASAE Paper.*, No. 98-F-020.

Optimization of apple fruit sorter performance by detecting bruise and pedicle using machine vision technique

Karimi, S.¹, Nikian, A.^{2*}, Velayati, A.²

1. MS student of mechanics of agricultural machinery, Tarbiat modares, university, Tehran, Iran.

2. MS student of mechanics of agricultural machinery, Shiraz university, Shiraz, Iran.

(Received: 90/9/23 Accepted: 91/2/8)

Apple fruit is one of the most worthy garden Product with high nutritional Value and its production in Iran makes more job and Exchange technology. From different apple Non-destructive quality control methods, machine vision technology achieves the more speed, quality, greater productivity and higher valuation for the product. Usually, apple bruise overlaps with Peduncle and in these causes, serious problems of recognition for quality sorting occurs. In this research work it was tried to work out this problem and to increase the sorting systems performance precision. In order to accomplish this, two separate algorithms based on color to identify bruise and pedicle was designed in Matlab. It was achieved 97.14% accuracy for the bruise algorithm and 100% accuracy for the pedicle algorithm. Then with integration of these two algorithms, an algorithm was achieved with 94.29% accuracy. Further experiments to investigate the possibility of increasing the accuracy in detecting bruise with time maintenance was performed by the bruise algorithm. The results indicate that the bruise detection quality by this algorithm gradually increased and after two to three days it reaches the desired consistency. Another algorithm with special properties of bruise and pedicle pictures shape such as roundness value, ratio of area to Perimeter square and also coefficient of variation (cv) of distances of spaced points on the edge from center of gravity of picture was designed. Then bruise and pedicle were distinguished from each other with an accuracy of 100% with this algorithm along with the ANN which it proving the importance of using these techniques, combined with machine vision techniques to increase the accuracy of sorting machines performance.

Keywords: Apple bruise, Machine vision, ANN, Algorithm.

* Corresponding Author E-Mail Address: ashkancomp@gmail.com