کاربرد تبدیل گسسته موجک صدای برخورد و شبکه عصبی مصنوعی MLP در درجه‌بندی میوه عناب

سید جواد سجادی*

مربی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه گنبد کاووس، javad.sajadi@gonbad.ac.ir

چکیده

در حال حاضر درجه بندی میوه عناب بر اساس خصوصیات فیزیکی دانه ها توسط دستگاه‌های مکانیکی انجام می‌شود. این دستگاه‌ها دقت جداسازی پایینی داشته، سنگین و حجیم بوده، سرو صدای زیادی تولید کرده و انرژی زیادی را مصرف می کنند. علاوه بر آن استفاده از آنها باعث آسیب دیدن دانه ها می‌شود. استفاده از پردازش صدای برخورد روشی جدید در درجه بندی محصولات کشاورزی می باشد. در این پژوهش از تبدیل گسسته موجک سیگنال‌های صدای برخورد دانه‌های عناب با یک صفحه فولادی از ارتفاع ۲۵ سانتی‌متری جهت درجه بندی میوه عناب استفاده شده است. تبدیل گسسته موجک با استفاده از موجک db3 و سطح ۴ بر روی سیگنال‌های صدای دیجیتال شده جهت استخراج ویژگی‌های مناسب اعمال شد. میانگین و انحراف معیار ضرایب بدست آمده در حوزه موجک به عنوان ورودی یک شبکه عصبی مصنوعی MLPبا الگوریتم آموزش پس‌انتشار لونبرگ–مارکواردت[1] (LM) به کارگرفته شدند. شبکه عصبی MLP با استفاده از نرم افزار MATLAB R2011a ایجاد شد. نتایج بدست آمده نشان داد که شبکه عصبی MLP با ساختار ۴–۳–۱۰ قادر به درجه بندی دانه‌های عناب ریز، متوسط، درشت و خیلی درشت به ترتیب با دقت ۹۰، ۹۴، ۷۰ و ۹۲ درصد می‌باشد.

واژه‌های کلیدی:اکوستیک، تبدیل گسسته موجک (DWT)، درجه بندی، ، شبکه عصبی مصنوعی MLP، عناب

مقدمه

عناب (Zizyphus jujube Miller) از خانواده Rhamnaceae گیاهی است درختی و چند ساله که کاشت آن به طور عمده در استان خراسان جنوبی متداول می باشد. بافت میوه عناب از لحاظ ویتامین ها به خصوص ویتامین C بسیار غنی است و از آن در تهیه انواع نوشابه ها استفاده می کنند. واریته‌های عناب معمولا ۲۰–۳۰٪ مواد قندی، ۲/۱۹ – ۰/۸ ٪ پروتئین، ۰/۷۳ – ۰/۴ ٪ خاکستر و ۰/۳ – ۰/۱ ٪ چربی دارد. میوه تازه عناب دارای ۷۶/۹ ٪ رطوبت، ۱/۶ درصد پروتئین و ۲۰/۴ درصد قند بوده و معمولا

[1] Levenberg-Marquardt

به صورت خشک شده مصرف می‌شود. رطوبت، قند، پروتئین خام و خاکستر در عناب خشک شده به ترتیب ۲۵/۷، ۶۰، ۴/۹ و ۴/۷ درصد است. (Azarpazhooh et al., 2007)

روش رایج درجه بندی میوه عناب استفاده از دستگاه‌های مکانیکی براساس عبور دانه‌ها از الک‌هایی با قطرهای مختلف است. این دستگاه‌ها دقت جداسازی پایینی داشته، سنگین و حجیم بوده، سرو صدای زیادی تولید کرده و انرژی زیادی را مصرف می‌کنند. علاوه بر آن استفاده از آنها باعث آسیب دیدن دانه‌ها می‌شود. در سال‌های گذشته تلاش‌های متعددی در زمینه استفاده از پردازش صدای برخورد محصولات کشاورزی جهت درجه بندی آنها انجام شده است. جداسازی پسته‌های خندان از ناخندان بر اساس آنالیز سیگنال صدای انعکاس پسته در حوزه زمان با دقت ۹۷٪ انجام شد.(Pearson, 2001) تکنیک بازشناسی صدا[2] جهت جداسازی پسته‌های خندان از ناخندان با دقت بیش از ۹۹٪ مورد استفاده قرار گرفت. (Cetin et al., 2004) دانه‌های آسیب دیده گندم از دانه‌های سالم با استفاده از آنالیز صدای برخورد جدا شده اند. (Pearson et al., 2005) کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی چهار رقم پسته ایران بر اساس آنالیز صدای انعکاس پسته در حوزه زمان و فرکانس نشان داده شده است. (Mahmoudi et al., 2006) امکان استفاده از تبدیل موجک پیوسته صدای برخورد و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای جداسازی پسته‌های پوک از مغزدار با دقت ۹۸ درصد به اثبات رسیده است. (Sajadi et al., 2010)

هدف از این پژوهش بررسی امکان استفاده از پردازش صدای برخورد دانه‌های عناب توسط تبدیل گسسته موجک و شبکه عصبی مصنوعی در درجه بندی میوه عناب می باشد.

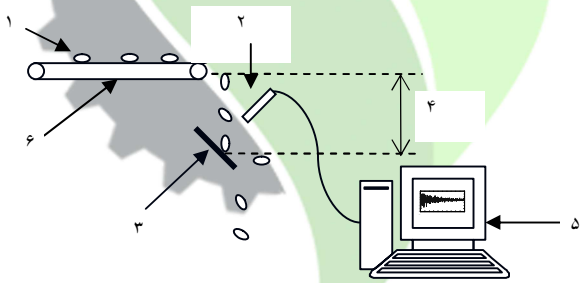
مواد و روش‌ها

میوه‌های عناب از باغات شهرستان بیرجند واقع در استان خراسان جنوبی در سال ۱۳۹۱ برداشت شده و در هوای آزاد خشک گردیدند. سپس بر اساس استاندارد ملی ایران به شماره ۳۷۵۰ (عناب، ویژگی‌ها و روش‌های آزمون) درجه بندی شده و به عنوان گروه مرجع درنظر گرفته شدند. بر اساس این استاندارد میوه‌های عناب به سه گروه ریز، متوسط و درشت تقسیم بندی می‌شوند. گروه درشت به گروهی اطلاق می‌شود که تعداد دانه‌های عناب در ۱۰۰ گرم از آن کمتر از ۶۰ دانه باشد. گروه متوسط گروهی است که تعداد دانه‌های عناب در ۱۰۰ گرم از آن بیشتر از ۶۰ و کمتر از ۸۵ دانه باشد. تعداد دانه‌های عناب در ۱۰۰ گرم از گروه ریز نیز بیشتر از ۸۵ دانه می‌باشد. به دلیل وجود نمونه‌های بسیار درشت در عناب‌های برداشت شده گروه چهارمی به عنوان گروه بسیار درشت که تعداد دانه‌های عناب در ۱۰۰ گرم از آن کمتر از ۳۰ دانه می‌باشد در نظر گرفته شد. از هر کدام از گروه‌های عناب ذکر شده تعداد ۱۰۰ دانه به صورت اتفاقی برای انجام آزمایشات بعدی انتخاب شدند.

[2]Voice Recognition

ضبط صدای برخورد

مراحل استفاده از اکوستیک جهت درجه بندی میوه عناب شامل گرفتن صدای برخورد توسط میکروفن، تبدیل سیگنال صدای آنالوگ به سیگنال صدای دیجیتال، انتقال سیگنال صدای دیجیتال شده به رایانه و ذخیره آن و انجام پردازش های لازم بر روی سیگنال‌ها می باشد. جهت ضبط صدای برخورد از دستگاهی مطابق شکل ۱ استفاده شد. این دستگاه از میکروفن، صفحه برخورد، نوار نقاله و رایانه تشکیل شده است. تمامی دانه ها پس از قرارگیری بر روی نوار نقاله از ارتفاع ۲۵ سانتی‌متری (ارتفاع برخورد) بدون سرعت اولیه رها شده و با صفحه فلزی به ضخامت ۱۰ میلی متر برخورد کردند. ضخامت زیاد صفحه برخورد باعث از بین رفتن نویز ناشی از لرزش آن در سیگنال صدای ضبط شده می‌شود. زاویه صفحه برخورد نسبت به افق ۳۰ درجه می باشد. صدای برخورد میوه عناب توسط یک میکروفن (Empire Em-L73) گرفته شده و به یک رایانه قابل حمل (DELL Inspiron 5010) منتقل گردید. هر سیگنال آنالوگ دریافت شده با استفاده از کارت صدای (ATI Technologies Inc.) نصب شده بر روی رایانه قابل حمل به سیگنال صدای دیجیتال شده تبدیل شد. فرکانس نمونه برداری کارت صدای مورد استفاده در این پژوهش ۴۴۱۰۰ هرتز بود. ضبط خودکار صدای برخورد با استفاده از نرم‌افزار MATLAB R2011a و جعبه‌ابزار استحصال داده[3] انجام شد. در این نرم‌افزار از حد آستانه[4] ولتاژ برابر با ۰/۰۰۴ ولت جهت شروع ضبط صدای برخورد استفاده و سپس پنجره‌ای به طول ۲۵۰۰ نقطه بر روی سیگنال صدای دیجیتال شده اعمال شد. سیگنال صدای دیجیتال شده به صورت مقادیری از ولتاژ تولید شده در لحظه‌های نمونه‌برداری در حافظه رایانه ذخیره گردید.



شکل ۱. شماتیک ضبط صدای برخورد دانه‌های عناب (۱ – دانه‌های عناب، ۲– میکروفن، ۳– صفحه برخورد، ۴– ارتفاع برخورد، ۵– رایانه، ۶– نوار نقاله)

[3] Data Acquisition ToolBox

[4] Trigger Tresholding

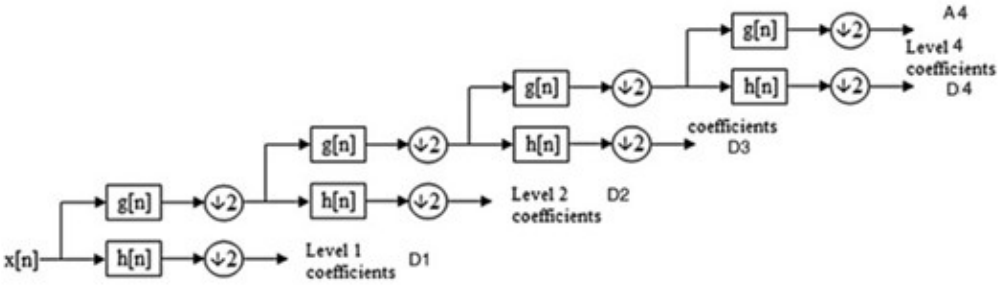
تبدیل موجک صدای برخورد

تبدیل موجک روشی جهت پردازش سیگنال در حوزه زمان–فرکانس می باشد. مزیت استفاده از این روش تجزیه سیگنال در این است که تبدیل همزمانفرکانس–زمان انجام میشود و محدودیت‌های موجود در تبدیل فرکانسی فوریه وجود نخواهدداشت. در این تبدیل سیگنال اصلی به سیگنال‌هایی که از تغییر مقیاس۵ و تغییر مکان۶ تابع موجک مادر بدست می آیند تبدیل می‌شود. تابع موجک مادر ($\Psi(x)$) از رابطه زیر بدست می آید (Proakis, 1996) :

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi(\frac{x-b}{a}) \quad ,a>0 \qquad (۱)$$

a و b مقادیر حقیقی بوده و به ترتیب پارامتر مقیاس و انتقال می باشند.

تبدیل موجک به دو روش پیوسته و گسسته بر روی سیگنال ورودی اعمال می‌شود. در تبدیل پیوسته موجک از مقادیر پیوسته ای از پارامترهای مقیاس و موقعیت استفاده می شود. تبدیل گسسته موجک براساس مقادیر گسسته‌ای از پارامترهای مقیاس و انتقال انجام شده و با عبور دادن سیگنالاز مجموعهای از فیلترها، حاصل میشود. (Wickerhauser, 1994) در سطح اول، سیگنال بطور همزمان ازیک فیلتر بالاگذر و یک فیلتر پایینگذر عبور داده میشود. سیگنال عبور کرده از فیلتر بالاگذر در اصطلاح، جزییات۷ و سیگنال عبور کرده از فیلتر پایینگذر تقریب۸خوانده میشود. سپس سیگنال تقریب بدست آمده مجددا از فیلترهای بالا و پایینگذر عبور داده شده و به دو سیگنال جزئیات و تقریب جدیدتجزیه می‌گردد. این تجزیه، بطور متناوب انجام شده و در هر مرحله سیگنال تقریب بدست آمده در مرحله قبل از فیلترهای بالا و پایینگذر عبور داده شده و به دو سیگنال جزئیات و تقریب جدیدتجزیه میگردد.



شکل ۲. مراحل انجام تبدیل گسسته موجک در سطح۴ ($x[n]$: سیگنال صدای دیجیتال شده، $h[n]$: سیگنال تقریب بدست آمده، $g[n]$: سیگنال جزییات بدست آمده)

[5] Scale
[6] Position
[7] Detail
[8] Approximation

تشخیص با استفاده از شبکه عصبی

جهت درجه بندی میوه عناب بر اساس مشخصات بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه‌های عصبی کاربرد گسترده ای در مسائل مربوط به طبقه‌بندی یافته اند. (Ghazanfari et al., 1996 , Kavdir et al., 2002) در این گونه مسائل شبکه عصبی با دریافت مشخصههای ورودی و تولید خروجی متناسب با آنها، تعیین می‌کند که هر ورودی به چه طبقه‌ای تعلق دارد. متداولترین شبکه عصبی، شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) می‌باشد. در این شبکه از روش آموزش با نظارت[9] و الگوریتم آموزش پس انتشار[10] استفاده می‌شود. پس از بررسی الگوریتم‌های مختلف آموزش شامل الگوریتم آموزش پس انتشار گرادیان شیب با ممنتم[11]، الگوریتم آموزش پس انتشار ارتجاعی[12]، الگوریتم آموزش پس انتشار گرادیان شیب با نرخ یادگیری تطابقی[13]، الگوریتم آموزش پس انتشار گرادیان شیب با ممنتم و با نرخ یادگیری تطابقی[14] و الگوریتم آموزش پس‌انتشار لونبرگ–مارکواردت (LM)[15] مشخص شد که الگوریتم آموزش پس انتشار LM نتایج بهتری را بدست می دهد. در MLP با کاربرد طبقه‌بندی از تابع انتقال غیر خطی Sigmoid در لایه‌های پنهان و لایه خروجی استفاده می‌شود. معادله این تابع مطابق رابطه ۲ می باشد. ورودی این تابع هر عدد حقیقی می تواند باشد و خروجی آن بین ۱- و ۱ است (Haykin, 1999):

$$a = \frac{2}{(1+\exp(-2n))-1} \qquad (۲)$$

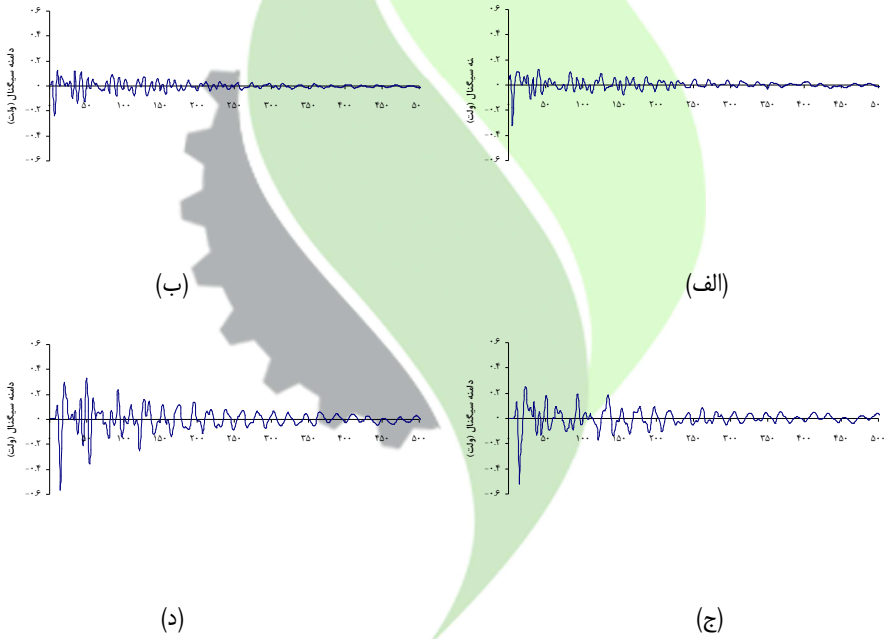
با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) با روش آموزش با نظارت[16] و الگوریتم آموزش پس انتشار[17]LM[18] و تابع انتقال غیر خطی Sigmoid در لایه‌های پنهان و لایه خروجی گروه‌های ریز،متوسط، درشت و خیلی درشت عناب از همدیگر جدا شدند. کلیه مراحل ایجاد و آموزش شبکه MLP در جعبه ابزار شبکه عصبی[19] نرم افزار MATLAB R2011a انجام شد. ساختار شبکه MLP انتخاب شده در این تحقیق شامل شبکه دو لایه ای می باشد. تعداد واحد پردازشگر مناسب در لایه میانی برای هر شبکه با روش سعی و خطا تعیین شد. لایه خروجی شامل چهار واحد پردازشگر می باشد که دارای تابع انتقال غیر خطی Sigmoid می باشند. خروجی تعریف شده برای شبکه شامل ماتریسی با چهار مقدار [۱ و ۰

[9] Supervised Learning
[10] Back Propagation
[11] Gradient descent with momentum backpropagation
[12] Resilientbackpropagation
[13] Gradient descent with adaptive learning rate backpropagation
[14] Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation
[15] Levenberg-Marquardt
[16] Supervised Learning
[17] Back Propagation
[18] Levenberg-Marquardt
[19] Neural Network Toolbox

و۰ و ۰] برای گروه ریز و[۰ و ۱ و ۰ و ۰] برای گروه متوسط و[۰ و ۰ و ۱ و ۰]برای گروه درشت و [۰ و ۰ و ۰ و ۱] برای گروه بسیار درشت می باشد.

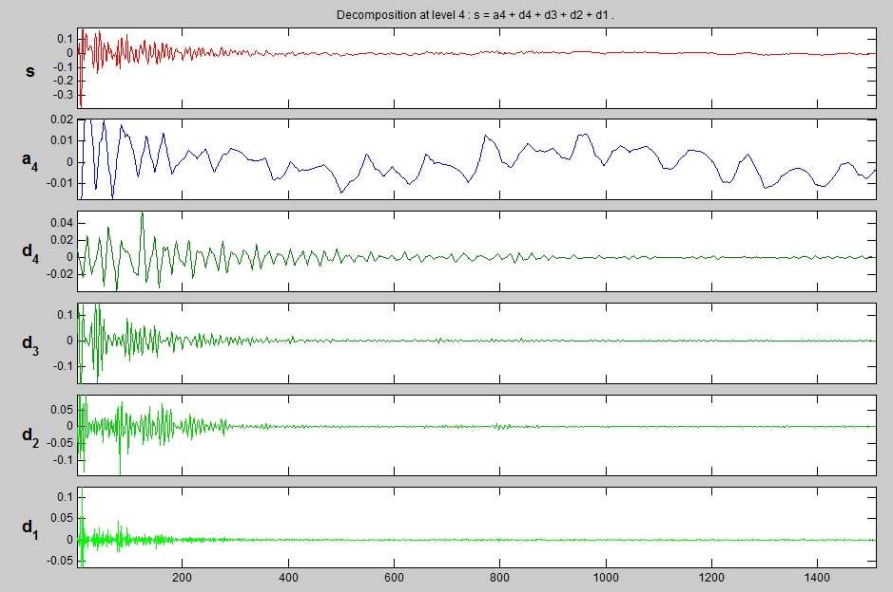
نتایج و بحث

نمونه ای از سیگنالهای صدای برخورد بدست آمده در حوزه زمانپردازش برای گروه‌های ریز،متوسط، درشت و بسیار درشت میوه عناب پس از پیش پردازش در شکل (۳) نشان داده شده است. با بررسی سیگنال‌ها در حوزه زمان مشخص شد میزان انرژی سیگنالهای مربوط به صدای برخورد میوه عناب گروه‌های ریز و متوسط دارای مشابهت زیادی با یکدیگر می باشند. همچنین شباهت زیادی بین سیگنال‌های صدای برخورد میوه عناب گروه‌های درشت و خیلی درشت مشاهده شد. اختلاف سیگنالهای صدای برخورد بدست آمده ناشی از تفاوت در وزن و چگالی دانه‌ها می باشد.از آنجا که وزن و چگالی دانه‌های عناب گروه ریز و متوسط اختلاف کمی با هم دارند سیگنال‌های گرفته شده آنها دارای مشابهت بسیاری به همدیگر می باشند. همچنین به دلیل تشابه وزن و چگالی دانه‌های گروه درشت و بسیار درشت سیگنالهای صدای برخورد آنها نیز بسیار مشابه یکدیگر هستند.



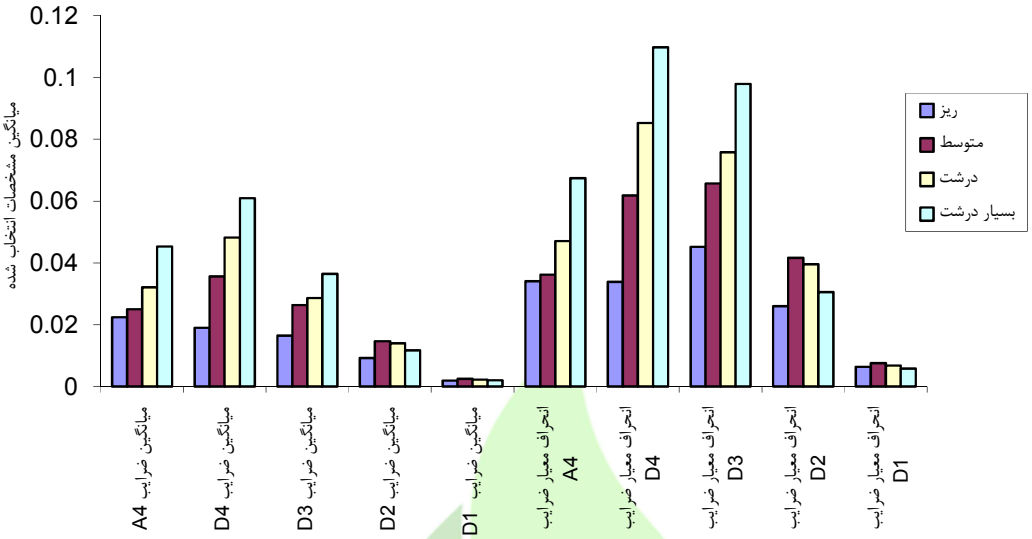
شکل ۳. سیگنالهای گرفته شده در حوزه زمان صدای برخورد میوه عناب : الف) گروه ریز و ب) گروه متوسط و ج) گروه درشت و د) گروه بسیار درشت

نمونه ای از سیگنال ضرایب حاصله از تبدیل موجک گسسته با استفاده از موجک db3 مرتبه ۴ بر روی هر کدام سیگنالهای صدای برخورد ضبط شده در حوزه زمان در شکل ۴ نشان داده شده است.در نتیجه این تبدیل هر سیگنال در حوزه زمان به پنج سیگنال مجزای D1، D2، D3،D4وA4در حوزه زمان–فرکانس تبدیل شد. (شکل‌های ۲و۴)



شکل ۴. نمونه ای از سیگنال‌های ضرایب بدست آمده توسط تبدیل گسسته موجک سیگنال صدای برخورد ضبط شده (s: سیگنال صدای برخورد در حوزه زمان، a_4: سیگنال ضرایب تقریب سطح ۴، d_4 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۴، d_3 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۳، d_2 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۲، d_1 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۱)

میانگین و انحراف معیار سیگنال‌های D1،D2،D3،D4وA4استخراج شده از هر کدام از سیگنالهای حوزه زمان جهت تشخیص اندازه میوه عناب انتخاب شدند. (شکل ۵) از میان مشخصات انتخاب شده میانگین سیگنال ضرایب تقریب سطح ۴، میانگین سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۴، میانگین سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۳ و نیز انحراف معیار سیگنال ضرایب تقریب سطح ۴، انحراف معیار سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۴، انحراف معیار سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۳ دارای تمایز زیادی با یکدیگر بوده و میانگین سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۲، میانگین سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۱، انحراف معیار سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۲ و انحراف معیار سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۱ دارای تمایز کمتری می باشند.



شکل ۵. میانگین مشخصات انتخاب شده توسط تبدیل گسسته موجک (A_4: سیگنال ضرایب تقریب سطح ۴، D_4 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۴، D_3 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۳، D_2 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۲، D_1 : سیگنال ضرایب جزئیات سطح ۱)

با بررسی و آزمون ۵۱ ساختار مختلف شبکه عصبیمشخص شد شبکه عصبی با ساختار ۴-۳-۱۰ بیشترین دقت جداسازی میوه عناب بر اساس اندازه دانه را دارا می باشد. (جدول ۱) شبکه عصبی بدست آمده قادر به جداسازی عناب‌های ریز با دقت ۹۰ درصد استو ۱۰ درصد از عناب‌های ریز به صورت اشتباه طبقه بندی شده اند که از این میان و ۲ درصد در گروه درشت قرار گرفته‌اند. به دلیل مشابهت مقادیر میانگین و انحراف معیار ضرایب تبدیل موجک گروه‌های ریز و متوسط ۸ درصد از عناب‌های ریز در گروه متوسط طبقه بندی شده اند. از آنجا که عناب‌های ریز دارای مصارف دارویی می باشند این میزان خطای طبقه بندی باعث کاهش ارزش اقتصادی آن نمی شود. گروه متوسط دارای بالاترین دقت طبقه بندی صحیح و کمترین درصد طبقه بندی نادرست می باشد. شبکه عصبی عناب‌های متوسط را با دقت ۹۴ درصد جدا کرده و ۶ درصد از آنها را در گروه ریز قرار داده است. از آنجا که عناب‌های متوسط بیشترین سهم را در بازار آجیل به خود اختصاص می دهند شبکه بدست آمده می تواند باعث افزایش ارزش اقتصادی عناب‌های متوسط شود. عناب‌های درشت بیشترین درصد طبقه بندی اشتباه را دارا هستند. ۱۲ درصد از عناب‌های درشت در گروه متوسط و ۱۶ درصد از آنها در گروه بسیار درشت قرار دارند. این خطا ممکن است به دلیل مشابهت مقادیر میانگین و انحراف معیار مشخصات مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی به وجود آمده باشد. عناب‌های خیلی درشت با دقت ۹۲ درصد طبقه شده و ۸ درصد از آنها در گروه درشت قرا گرفته‌اند.

جدول ۱. دقت جداسازی میوه عناب بر اساس اندازه دانه توسط شبکه عصبی با ساختار ۴-۳-۱۰ برحسب درصد

	گروه ریز	گروه متوسط	گروه درشت	گروه بسیار درشت
گروه ریز	۹۰	۸	۲	۰
گروه متوسط	۶	۹۴	۰	۰
گروه درشت	۲	۱۲	۷۰	۱۶
گروه بسیار درشت	۰	۰	۸	۹۲

نتیجه‌گیری

در این پژوهش با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی طبقه بندی میوه عناب براساس پردازش سیگنال صدای برخورد دانه‌ها با یک صفحه فولادی با استفاده از تبدیل موجک گسسته صدای برخورد انجام شد. بدست آمده نشان داد که بیشترین دقت جداسازی توسط شبکه عصبی مربوط به گروه متوسط با دقت طبقه‌بندی ۹۴ درصد و کمترین دقت جداسازی مربوط به گروه درشت با دقت طبقه‌بندی ۷۰ درصد می باشد. بیشترین درصد طبقه‌بندی اشتباه مربوط به گروه درشت بود. در بررسی منابع موجود گزارشی در زمینه استفاده از روش ارائه شده در این پژوهش برای درجه‌بندی میوه عناب بدست نیامد. نتایج بدست آمده در ترکیب با روشهای متداول درجه‌بندی میوه عناب می تواند ضمن بالابردن دقت و سرعت جداسازی میوه ها باعث کاهش آسیب دیدگی آنها در دستگاه‌های مکانیکی شود.

قدردانی

این پژوهش با استفاده از اعتبارات پژوهشی دانشگاه گنبد کاووس انجام گردیده است. لذا از حمایت های مدیریت پژوهشی و فناوری دانشگاه گنبد کاووس و کلیه همکاران گروه تولیدات گیاهی آن دانشگاه سپاسگزاری به عمل می آید.

منابع

1- Azarpazhooh, E., A.Mokhtarian. 2007. Investigation the effect of harvesting time and drying methods and packaging in jojuba in Iran. Pajouhesh & Sazandegi, Vol 74: 193-199. (In Farsi)
2- Cetin, A. E., Pearson, T. C. and Tewfik, A. H. 2004. Classification of closed and open shell pistachio nuts using voice-recognition technology. Trans. ASAE. 47(2): 659-664
3- Ghazanfari, A., J. Irudayaraj and A. Kusalik, 1996, Grading pistachio nutsusing a neural networksapproach. Trans. ASAE, Vol. 39: 2319-2324
4- Haykin, S. 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall, New Jersey.
5- Kavdir, I. and D.E. Guyer, 2002, Apple sorting using artificial neural network and spectral imaging, Trans. ASAE, Vol. 45: 1995-2005

6- Mahmoudi, A., M. 0mid, A. Aghagolzadeh and A. M. Borghayee, 2006, Grading of iranian's exportpistachio nuts based on artificial neural networks, International Journal of Agriculture and Biology, Vol 8(3): 371-376
7- Pearson,T.C, 2001, Detection of pistachio nuts with closed shells using impactacoustics, Applied Engineering in Agriculture, Vol. 17 : 249-253
8- Pearson. T.C., A.E. Cetin and A.H. Tewfik, 2005 , Detection of insect damaged whet kernels by impact acoustics, ICASSP,0-7803-8874-7/05
9- Proakis, J. G. and D. G. Manolakis. 1996. Digital Signal Processing. Prentice Hall International.
10- Sajjadi, S.J., A. Ghazanfari and A. Rostami. 2010. Using wavelet transformation and neural network for detecting blank (hollow) pistachio nuts. Iranian Journal of Biosystems Engineering , 40(2):155-161 (In Farsi)
11- Wickerhauser, M.V. 1994 "Adapted Wavelet Analysis from Theory to Software", A.K. Peters, Massachussetts.

Application Of Discrete Wavelet Transformation Of Impact Sound Signal And Artificial Neural Network In Jujube Fruit Grading

Sayed Javad Sajadi[1*]

1- Department of Agricultural Science and Environmental Resoursed, Gonbad Kavous University, javad.sajadi@gonbad.ac.ir

Abstract

Currently Jujube fruits are graded with mechanical devices based on their physical properties. These devices have low sorting accuracy, are heavy, large, noisy and consume a lot of energy. Also use of them led to nut defections and may cause nut damage. Impact sound signal processing is a new method in agricultural products sorting and grading. In this research Discrete Wavelet Tranformation (DWT) of Jujube nuts sound signals impacted onto a stainless steel plate from 25 cm of elevation was employed for grading. DWT was applied with the use of db3 at 4 level. Extracted features were mean and standard deviation of DWT coefietnts as inputs for an Artificial Neural Network (ANN) with Levenberg-Marquardt (LM) learning algorithm. ANN was constructed with MATLAB R2011a software. Results showed that 10-3-4 ANN graded the Jujube nuts onto four groups (small, medium, large and extra large) with 90,94,70 and 92 percentage of accuracy respectively.

Keywords:acoustic, Discrete Wavelet Transformation (DWT), grading, jujube, MLP artificial neural network.