

ارائه سیستم صوتی هوشمند برای جداسازی سریع کلوخ از سیب زمینی

عادل حسین پور داش آتان^{1*}، محمد حسن کماریزاده²، اصغر محمودی³ و ماهرخ شایسته⁴

تاریخ دریافت: 88/8/27 تاریخ پذیرش: 88/12/20

1 و 2- به ترتیب دانشجوی دکتری و دانشیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

3- استادیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

4- استادیار گروه برق و الکترونیک، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه ارومیه

* مسئول مکاتبه E-mail: a.hosainpour@urmia.ac.ir

چکیده

جداسازی کلوخ از سیب‌زمینی، جزو اصلی‌ترین وظایف ماشین‌های برداشت سیب‌زمینی محسوب می‌شود. در این راستا یک سیستم آزمایشگاهی طراحی و امکان استفاده از آزمون پاسخ آکوستیک برای جداسازی سریع کلوخ از سیب‌زمینی مورد مطالعه قرار گرفت. نمونه‌هایی از سیب‌زمینی و کلوخ روی نوارنقاله قرار داده شده و با راه‌اندازی آن، نمونه‌ها بطور گسسته با یک صفحه فولادی برخورد کردند. صدای حاصل از ضربات ضبط شده و با پردازش آن در دو حوزه زمان و فرکانس، صفات مربوط به نمونه‌ها استخراج گردید. برای افزایش سرعت شناسایی و انعطاف سیستم از شبکه عصبی چند لایه به عنوان واحد تصمیم گیرنده استفاده شد. در مجموع 17 صفت مطلوب انتخاب و به عنوان بردار ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. مدل‌های مختلفی از شبکه عصبی با معیار میانگین مربعات خطا، میزان شناسایی صحیح و ضریب همبستگی مورد ارزیابی قرار گرفت تا مدل بهینه انتخاب گردید. برای مطالعه اثر سرعت اصابت در دقت شناسایی و تعیین ظرفیت جداسازی سیستم، آزمایش در چهار سرعت مختلف از نوار نقاله تکرار گردید. هنگامیکه نوار نقاله با سرعت یک متر بر ثانیه حرکت کرد، دقت شناسایی سیستم برای سیب‌زمینی و کلوخ به ترتیب 97/3 و 97/6 درصد بدست آمد. با افزایش سرعت نوار نقاله دقت شناسایی سیستم کاهش یافت.

واژه‌های کلیدی: سیب‌زمینی، شبکه عصبی مصنوعی، صوت

High Speed Separation of Potato and Clod Using an Acoustic Based Intelligent System

A Hosainpour Dashatan^{1*}, MH Komarizadeh², A Mahmoudi³ and M Ghani Shayesteh⁴

^{1,2} Ph D, Student, and Assoc. Department of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia, Iran

³Department of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, Tabriz University, Tabriz, Iran

⁴Department of Electrical engineering, Faculty of Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

* Corresponding Author : E-mail : a.hosainpour@urmia.ac.ir

Abstract

Separating clods from potato tubers is one of the most challenging jobs in a potato harvester. In this study, an acoustic-based intelligent system was developed for high speed discriminating between potato tubers and clods. About 500kg mixture of potato tubers and clods were put on the belt conveyer and impacted on a steel plate in four different velocities. The resulting acoustic signals were recorded, processed and potential features were extracted from the analysis of sound signals in both time and frequency domains. A multilayer perceptron (MLP) neural network with a back propagation algorithm was used for pattern recognition. Altogether, 17 potential discriminating features were selected and fed as input vector to artificial neural network (ANN) models. Optimal network was selected based on mean square error, correct detection rate and correlation coefficient. At the velocity of 1 ms^{-1} of the belt, detection accuracy of the presented system was about 97.3% and 97.6% for potato and clod, respectively. Detection accuracy decreased by increasing belt velocity. A potato harvester by using this system can perform at capacity of 20 ton hr^{-1} by accuracy of about 97%.

Keywords: Acoustic, Neural networks, Potato, Separation

مقدمه

اتوماتیک برای برداشت محصول سیب زمینی می‌باشند. اولین قدم برای ساخت چنین دستگاهی، ایجاد تمایز بین غده‌های سیب‌زمینی و کلوخ می‌باشد. ساخت یک سیستم اتوماتیکی که بتواند کلوخ را از سیب‌زمینی جدا کند کار پر زحمت و پیچیده‌ای است، چون سیب‌زمینی از لحاظ شکل، اندازه و گاهی رنگ، کاملاً متغیر بوده و در شرایط برداشت بی شباهت به کلوخ مزرعه نیست. غده‌هایی از سیب‌زمینی

سیب‌زمینی با عملکرد بالائی که دارد به یک محصول استراتژیک و جهانی تبدیل شده است. سالانه بیش از 325 میلیون تن سیب‌زمینی در جهان تولید می‌شود. تولید این حجم از محصول، ماشین‌های برداشت سریع و دقیقی را می‌طلبد. مدت‌هاست که محققین کشاورزی و صنعت به دنبال ساخت یک ماشین تمام

استفاده قرار گرفته است (ایوانی و همکاران 1385، جیوانونگ 1998، سوگی یاما و همکاران 1998، دکتلاره و همکاران 2000، گارسیا و همکاران 2003، دیزما ایگیسباس و همکاران 2004، پیرسون و همکاران 2007 و امید و همکاران 2009).

در بررسی آماری داده‌ها گاهاً به حالت‌هایی می‌رسیم که ارتباط بین متغیرهای مسئله بسیار پیچیده می‌باشد. این امر باعث می‌شود که تحلیل و پردازش داده‌ها به‌سختی صورت گرفته، بنحویکه گاهاً نمی‌توان رابطه‌ی معینی بین متغیرها بدست آورد. در این مواقع بجای تحقیقات صرفاً تئوری به تحقیقات کاربردی می‌پردازند. شبکه‌های عصبی مصنوعی¹ (ANN)، جزو آن دسته از راه حل‌هایی است که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را کشف، و به ساختار شبکه منتقل می‌کند. امروزه شبکه عصبی یک ابزار بسیار قوی در تمامی علوم از جمله کشاورزی می‌باشد. یانگ و همکاران (2000) طی تحقیقی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای گروه‌بندی محصول و علف‌های هرز استفاده کرده و گزارش دادند، شبکه‌های عصبی مصنوعی پتانسیل خوبی در تشخیص سریع و گروه‌بندی محصولات کشاورزی دارند. محمودی و همکاران (1385) چهار رقم پسته ایرانی را به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی شناسایی و طبقه‌بندی نمودند. کاودیر و گویر (2008) برای بررسی و سنجش کیفی سیب از پردازش تصویر و شبکه عصبی چندلایه استفاده کردند.

در این تحقیق، امکان استفاده از سیگنال‌های صوتی حاصل از ضربه (آزمون پاسخ آکوستیک)، برای جداسازی سریع کلوخ از سیب‌زمینی مورد مطالعه قرار گرفت، همچنین از شبکه عصبی چند لایه به عنوان واحد استنتاج و تصمیم گیرنده استفاده گردید.

که سطوح آنها بصورت جزئی و یا کلی با گل و لای پوشیده است، مانع دیگری را در مسیر تکامل چنین سیستمی ایجاد می‌کنند. مطالعات زیادی در زمینه‌ی جدا سازی سنگ و کلوخ از سیب‌زمینی انجام گرفته‌اند که اکثر آنها برمکانیزم‌های ضربه و غربال مبتنی هستند (برنتلی و همکاران 1975، فلر و همکاران 1985، قان‌مور و همکاران 1986 و شیم و همکاران 1990). هرچند که برخی از این سیستم‌ها ظرفیت بالائی دارند، ولی وزن ماشین را افزایش داده و صدمات مکانیکی نسبتاً زیادی به محصول وارد می‌کنند (مک‌جهان و همکاران 1980). استوری و همکاران (1973) از خاصیت بازتابش نور مادون‌قرمز و برخی دیگر از محققین، از روش پردازش تصویر برای این منظور استفاده کردند. (مارچنت و همکاران 1988، مارو و همکاران 1990، الملاحی و همکاران 2008). این روش‌ها ظرفیت پایینی داشته و در شرایط نامساعد کاری مزرعه، جداسازی را با دقت مطلوبی انجام نمی‌دهد. استفاده از خاصیت صوتی با حسگرهای بسیار ارزان قیمت روش مناسبی در این زمینه بنظر می‌رسد.

مواد مختلف در هنگام برخورد با یکدیگر امواجی تولید می‌کنند که فرکانس، دامنه و شدت صوتی آن به عوامل مهمی از جمله سرعت برخورد، جنس، حجم و جرم مواد بستگی دارد. بنابراین با اندازه‌گیری خصوصیات امواج صوتی و فراصوتی می‌توان به برخی از خصوصیات مواد و یا حداقل به تفاوت‌های آنها پی برد. سادگی نسبی و ارزانی ارتعاش‌سنجی در آزمون‌های آکوستیک باعث گردیده این روش به عنوان یک روش قابل اعتماد در اکثر علوم مهندسی مورد استفاده قرار گیرد. آزمون‌های غیر مخرب آکوستیک برای تشخیص کیفیت میوه‌ها اولین بار توسط یاماموتو و همکاران (1980) معرفی شد. این روش روی گوجه‌فرنگی، هلو و آناناس توسط چن و د برد ماکر (1990) گسترش یافت. در سال‌های اخیر این روش بطور گسترده‌ای در زمینه‌های گوناگون علوم کشاورزی مورد

¹ Artificial Neural Networks

مواد و روش‌ها

در این تحقیق، حدود 500 کیلوگرم مخلوط سیب‌زمینی، سنگ و کلوخ از ورودی مخزن ماشین برداشت جمع‌آوری و به عنوان نمونه مورد استفاده قرار گرفت. غده‌های سیب‌زمینی از چهار رقم رایج در استان آذربایجان شرقی به نام‌های مارفونا، اگریا، کوزیما، گرانولا از کشت فصل 1387 انتخاب شدند. تمامی نمونه‌ها وزن شده و مقادیر کوچکتر از 40 گرم حذف شدند. جدول 1 تعداد و برخی خصوصیات فیزیکی نمونه‌های مورد استفاده در تحقیق را نشان می‌دهد.

جدول 1- تعداد و برخی خصوصیات فیزیکی نمونه‌های

مورد استفاده

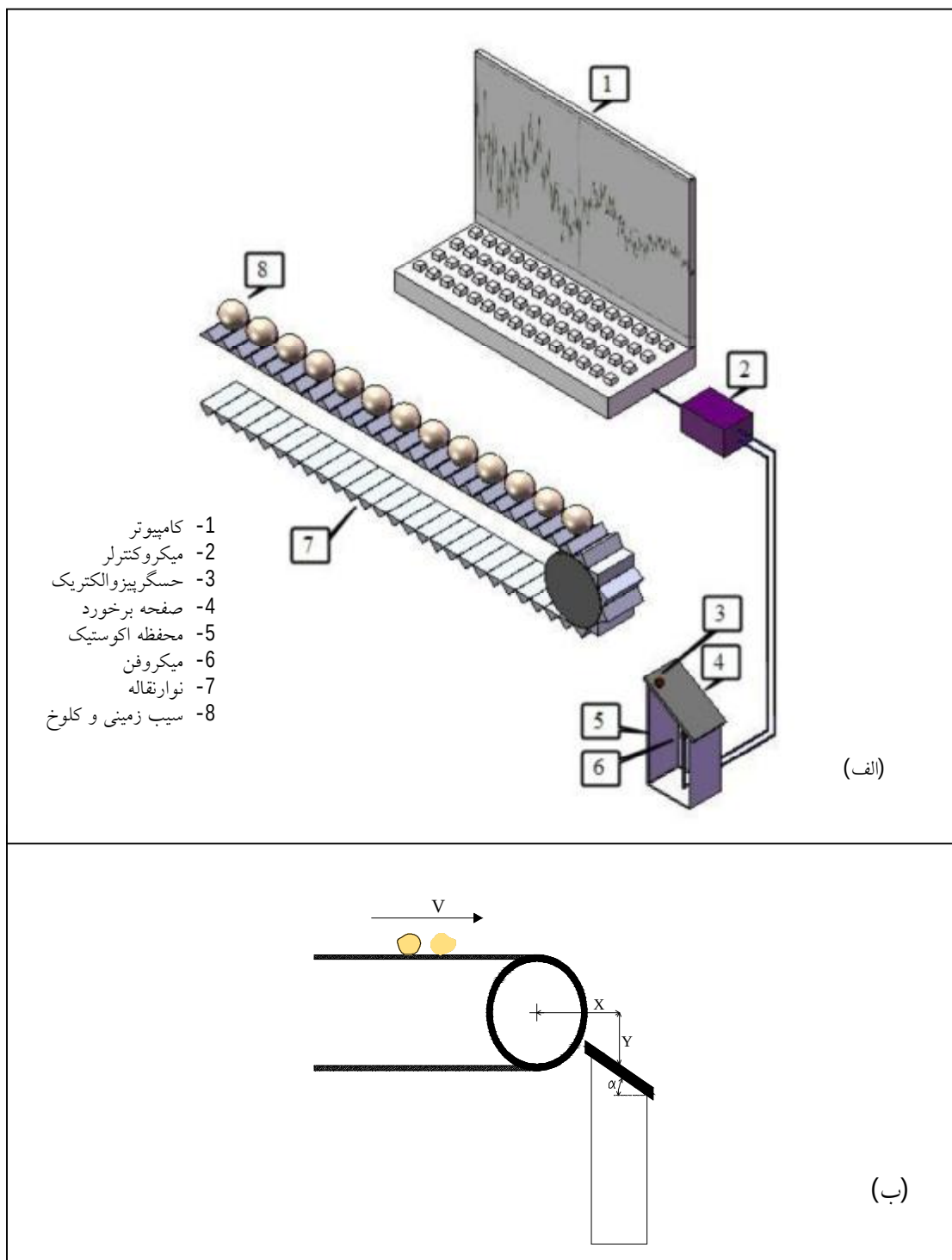
انحراف از معیار (گرم)	وزن متوسط (گرم)	تعداد	رقم	نمونه
82	186	378	مارفونا	سیب
73	158	443	اگریا	زمینی
88	150	446	کوزیما	
50	115	625	گرانولا	
72	123	1483		کلوخ
40	108	38		سنگ

در حین توزین، نمونه‌ها به دو گروه جداگانه سیب‌زمینی و غیرسیب‌زمینی تقسیم شدند. به منظور مهیا ساختن شرایط واقعی مزرعه، هیچ گونه شستشو و تمیزکاری روی غده‌های سیب‌زمینی انجام نگرفت، بنحویکه سطح اکثر غده‌ها بطور کلی یا جزئی با گل و لای پوشیده بودند. قابل ذکر است که فقط سنگ‌ها و کلوخ‌های نسبتاً سفت در گروه غیر سیب‌زمینی قرار داشتند و کلوخ‌های نرم‌تر در مراحل قبل از رسیدن به مخزن، خرد و از غده‌های سیب‌زمینی جدا شده بودند. از آنجائیکه تعداد سنگ‌ها بمراتب کمتر از تعداد کلوخ‌ها بود (جدول 1)، تمامی

مواد غیر سیب‌زمینی در مابقی متن به عنوان "کلوخ" در نظر گرفته می‌شود.

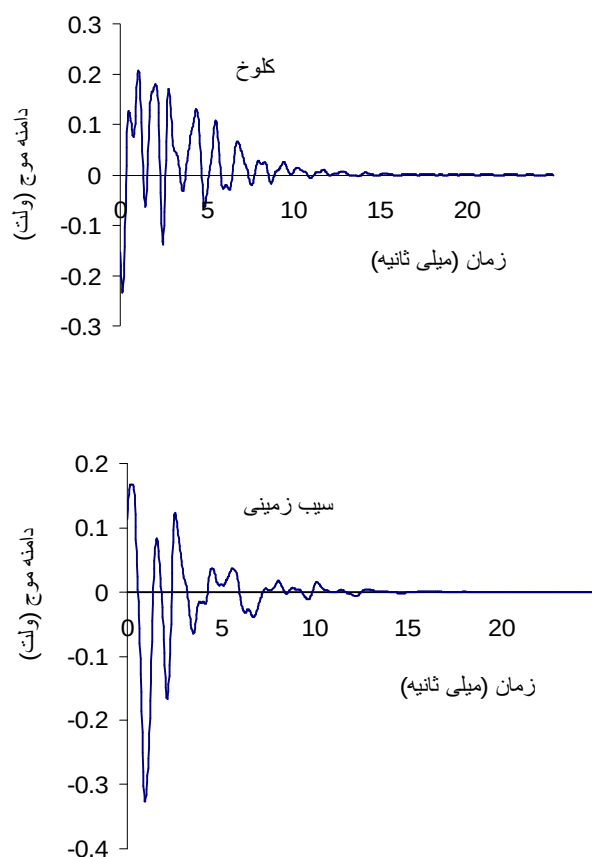
سیستم آزمایشگاهی

برای آزمون طرح، سیستم آزمایشگاهی مخصوصی طراحی و ساخته شد که نمونه‌ها را در یک فاصله طولی جابجا می‌کرد، آنها را روی یک صفحه فولادی می‌انداخت، صدای حاصل از برخورد را ضبط می‌کرد و با پردازش داده‌ها، سیب‌زمینی را از کلوخ تشخیص می‌داد. سیستم مذکور بطور کلی شامل سکوی تغذیه، سیستم صوتی و بخش تشخیص دهنده می‌باشد که در شکل 1 بطور شماتیک نشان داده شده است. سکوی تغذیه شامل یک نوار نقاله بطول 5 متر و عرض 25 سانتی‌متر بود که پیاله‌های شیاردار کوچکی در فواصل طولی 10 سانتی‌متری روی آن نصب شده بودند. نوار نقاله توسط یک الکتروموتور توأم با اینورتور (برای ایجاد سرعت دورانی متغیر) راه‌اندازی می‌شد تا تغذیه نمونه‌ها بطور دقیق و کنترل شده‌ای انجام گیرد. سیستم صوتی از یک میکروفن، محفظه آکوستیک، حسگر پیزوالکتریک، میکروکنترلر و صفحه‌برخورد تشکیل شده بود. برای دریافت صدای برخورد نمونه‌ها، یک عدد میکروفن الکترت پاناسونیک (حساس به اصوات تا فرکانس 100 kHz) در داخل محفظه آکوستیک و در زیر صفحه فولادی قرار داده شد. صفحه‌برخورد از یک صفحه فولادی و صیقلی به ابعاد $30 \times 22/5$ و ضخامت 1/5 سانتی‌متر انتخاب و در روی محفظه آکوستیک نصب گردید. با توجه به اینکه آزمایشات در چهار سرعت 1، 1/5، 2 و 2/5 متر بر ثانیه از نوار نقاله انجام می‌گرفت، مکان و زاویه بهینه صفحه، برای هریک از سرعت‌های مذکور برپوش سعی و خطا تعیین گردید (جدول 2).



شکل 1- سیستم مورد استفاده برای شناسایی سیب زمینی و کلوخ. (الف) شماتیک سیستم (ب) مکان بهینه صفحه برخورد برای سرعت‌های مختلف نوار نقاله.

هر چهار سرعت نوار نقاله تکرار و اطلاعات مربوطه جمع‌آوری گردید. شکل 2 سیگنال‌های صوتی حاصل از ضربه را برای نمونه‌هایی از سیب‌زمینی و کلوخ نشان می‌دهد. سیگنال‌های صوتی دریافت شده مورد پردازش قرار گرفت تا صفات مناسب برای تشخیص سیب‌زمینی و کلوخ استخراج گردد. هر چند که دامنه سیگنال‌های صوتی کلوخ‌ها اندکی بزرگتر از دامنه سیگنال‌های سیب‌زمینی بنظر می‌رسید، ولی تلاش‌های اولیه در استفاده محض از این صفات چندان موفقیت آمیز نبود.



شکل 2- سیگنال‌های صوتی حاصل از ضربه برای نمونه‌هایی از سیب‌زمینی و کلوخ

آزمون در دو مرحله off-line و on-line اجرا شد که در مرحله off-line ویژگی‌ها و صفات موثر

جدول 2- مکان بهینه صفحه برخورد در سرعت‌های مختلف

نوار نقاله			
زاویه α (درجه)	فاصله عمودی Y (سانتی‌متر)	فاصله افقی X (سانتی‌متر)	سرعت نوار نقاله V (متر بر ثانیه)
30°	9	25	1
30°	8	27	1/5
35°	7	30	2
35°	5	34	2/5

محفظه آکوستیک با پشم شیشه پر گردید تا با جذب اصوات از انعکاس صوت داخل محفظه جلوگیری بعمل آید. برای حذف هرچه بیشتر نویزهای محیطی، یک حسگر پیزوالکتریک به عنوان راه‌انداز ضبط صدا به سیستم صوتی اضافه گردید. با نصب این حسگر در روی صفحه برخورد و افزودن مدار الکتریکی و میکروکنترلر، فقط سیگنال‌های صوتی حاصل از برخورد نمونه‌ها با صفحه دریافت می‌شد و نویزهای محیطی با اصوات اصلی تداخلی پیدا نمی‌کردند. خروجی میکروفن به یک کامپیوتر شخصی منتقل شده، توسط کارت صوتی با فرکانس 44/1 کیلوهرتز نمونه‌برداری و با وضوح 16 بیت به اطلاعات رقمی تبدیل می‌شد. در هر مرحله از داده‌برداری حدود 45 نمونه از سیب‌زمینی یا کلوخ بطور دستی در پیاله‌های نوار نقاله قرار داده شده و با راه‌اندازی آن، نمونه‌ها بطور گسسته به صفحه برخورد اصابت می‌کردند. صدای حاصل از هر برخورد توسط میکروفن دریافت شده، توسط کارت صوتی کامپیوتر رقمی و توسط جعبه ابزار Data acquisition نرم افزار MATLAB (متلب 2007) جمع‌آوری و ذخیره می‌گردید. از آنجائیکه حداکثر فرکانس کارت صوتی 44/1 کیلوهرتز بود، داده‌برداری در مدت 11/6 میلی‌ثانیه انجام گرفت تا سیستم صوتی به محض دریافت فرمان ضبط از حسگر پیزوالکتریک، 512 عدد داده را برای هر نمونه دریافت و ضبط کند. مراحل فوق برای

الف - 512 نقطه از دامنه سیگنال در حوزه زمان (Amp)
 ب - فرکانس بیشینه (PF)
 ج - 50 نقطه از طیف نرمال با مرکزیت فرکانس بیشینه (NFFT⁴)
 د - 512 نقطه چگالی طیف توان (PSD)
 در مجموع 1075 صفت برای هر نمونه بدست آمد که این تعداد برای یک سیستم بلادرنگ بسیار بزرگ می باشد. برای کاهش ابعاد، داده ها توسط روش PCA⁵ به مولفه های اصلی تجزیه شدند. جدول 3 اثر متقابل بین میزان واریانس حذف شده و تعداد مولفه های اصلی را نشان می دهد. آنالیز PCA بطور جداگانه روی هر گروه از صفات منتخب اعمال گردید تا اثر هر گروه در دقت شناسائی الگو تعیین گردد. تجزیه به مولفه های اصلی توسط نرم افزار MATLAB و روی داده های نرمال صورت گرفت.

جدول 3- اثر متقابل میزان واریانس صفات حذف شده و تعداد

درصد واریانس متغیرهای حذف شده	تعداد مولفه های اصلی انتخاب شده		
	Amp	PSD	NFFT
2	9	1	1
0/5	28	4	3
0/1	98	34	11

Amp - دامنه سیگنالهای صوتی

PSD - چگالی طیف توان

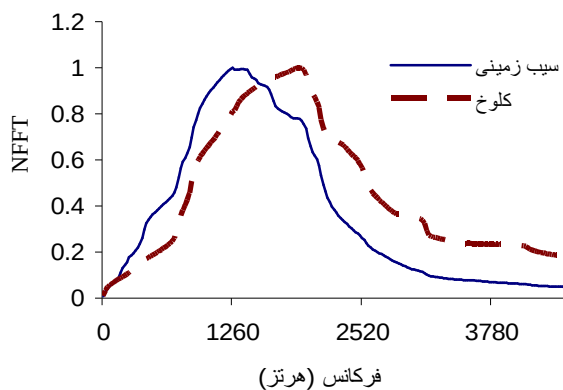
NFFT - اندازه FFT نرمال با مرکزیت فرکانس بیشینه

شبکه عصبی پس انتشار خطا⁶

شبکه های پرسپترون چند لایه⁷ (MLP) از مهمترین ابزارهای شبکه عصبی هستند که بطور گسترده، در

سیگنال های صوتی استخراج گردید و در مرحله on-line، صفات مستخرج در شناسایی بلادرنگ¹ سیب زمینی از کلوخ مورد استفاده قرار گرفت. آزمون در چهار سرعت مختلف نوارنقاله انجام گرفت تا علاوه بر تعیین ظرفیت سیستم، تاثیر سرعت برخورد نمونه ها بر دقت شناسایی مورد آزمون قرار گیرد.

برای استخراج صفات کاراتر، سیگنال های صوتی توسط تبدیل سریع فوریه² (FFT) 1024 نقطه ای به حوزه فرکانس منتقل شدند. اندازه و چگالی طیف توان³ (PSD) هر نمونه محاسبه و با استفاده از یک فیلتر پایین گذر ناهمگونی های شدید طیف تعدیل گردید. همچنین طیف نرمال (شکل 3) و فرکانس بیشینه (فرکانس مربوط به حداکثر مقدار FFT طیف) هر نمونه تعیین گردید.



شکل 3- طیف فرکانسی نرمال برای نمونه هایی از سیب زمینی و کلوخ

با پردازش سیگنال در دو حوزه زمان و فرکانس، صفات زیر قابلیت بیشتری را در شناسایی کلوخ و سیب زمینی از خود نشان دادند:

⁴ Normalized FFT⁵ Principle component analysis⁶ Back propagation neural network⁷ Multilayer perceptron¹ Real time² Fast Fourier transform³ Power spectral density

جدول 4- عملکرد سیستم در آزمایشات off-line برای زیر مجموعه ای از صفات موثر

صفات مورد استفاده	تعداد مشارکت صفات از هر گروه	نرخ شناسایی صحیح درصد		میانگین مربعات خطا MSE
		سیب زمینی	کلخ	
Amp	28	90/2	84/2	0/068
Amp	9	87/4	73/6	0/163
PSD	4	89/3	91/4	0/032
NFFT	3	91/8	80/1	0/070
PF	1	88/6	92/5	0/018
Amp + PSD	9+4	92/2	92/2	0/019
Amp + NFFT	9+3	92/7	86/8	0/067
PSD + NFFT	4+3	94/3	92/2	0/019
Amp + PSD + NFFT	9+4+3	95/4	93/3	0/016
Amp + PSD + PF	9+4+1	93/4	94/5	0/013
Amp + NFFT + PF	9+3+1	95/2	95/4	0/013
Amp + P SD + NFFT + PF	9+4+3+1	97/3	97/6	0/011

Amp - دامنه سیگنالهای صوتی

PSD - چگالی طیف توان

NFFT - اندازه FFT نرمال با مرکزیت فرکانس بیشینه

PF - فرکانس بیشینه

ورودی و توابع تانژانت هیپربولیک در هر دو لایه مخفی و خروجی به عنوان توابع فعال سازی مورد استفاده قرار گرفتند. نرخ یادگیری شبکه نیز 0/7 در نظر گرفته شد. برای جلوگیری در مقابل آموزش بیش از حد، داده‌ها بصورت تصادفی به سه گروه مجزا تقسیم شدند، 70 درصد داده‌ها در آموزش، 15 درصد در آزمون و 15 درصد باقی مانده نیز جهت اعتبار سنجی (CV) داده‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. تمامی شبکه‌های مورد مطالعه، در محیط نرم افزار MATLAB و NeuroSolutions (نرو سلوشن 2005) طراحی و اجرا شدند.

نتایج و بحث

پس از تعیین تعداد نرون‌ها در لایه میانی، برای یافتن بهترین ترکیب صفات موثر و تشکیل شبکه بهینه، 31 ترکیب مختلف از مولفه‌های اصلی انتخاب و توسط شبکه

شناسائی الگوها مورد استفاده قرار می‌گیرند. این شبکه با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا آموزش دیده و بر استفاده از یادگیری با گشتاور¹ (GDM) سریع‌تر و پایدارتر می‌شود (هایکین 1999). به منظور کاهش مدت زمان آموزش، فقط از یک لایه مخفی در شبکه انتخابی استفاده شد. تعداد نرون‌های لایه مخفی نیز با روش سعی و خطا بین 1-40 نرون تعیین گردید. در آزمایشات مقدماتی، شبکه عصبی با 29 نرون در لایه مخفی، از کمترین انحراف معیار استاندارد²، حداقل میانگین مربعات خطا³ و بیشترین پایداری برخوردار بود. تابع خطی در لایه

¹ Gradient descent with momentum

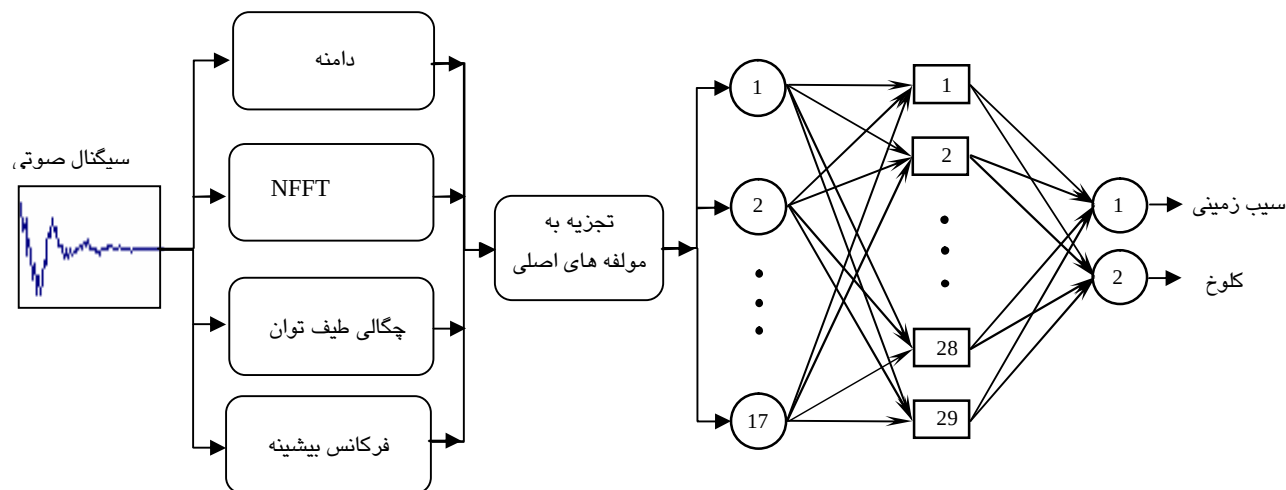
² Standard deviation error

³ Mean square error

صفات در شبکه بهینه را نشان می‌دهد. تعداد نسبتاً کم لایه ورودی از آموزش بیش از حد شبکه جلوگیری می‌کند. شکل 4 روند استخراج خصوصیات موثر و توپولوژی شبکه عصبی بهینه را بصورت شماتیک نشان می‌دهد.

جدول 4 و 6 نشان می‌دهند که صفت فرکانس بیشینه از قابلیت بسیار بالایی در شناسایی سیب‌زمینی و کلوخ برخوردار است. به هر حال تداخل موجود در جدول 6 عمده‌تأ بیعت وجود گل و لای چسبیده به غده‌های سیب‌زمینی می‌باشد. همچنین بافت و رطوبت غیر یکنواخت، انحراف از معیار کلوخ‌ها را در گستره وسیعتری قرار می‌دهد (جدول 6).

عصبی مورد آزمون قرار گرفتند. صفات مذکور وارد شبکه عصبی شده و عملکرد آنها با محاسبه حداقل میانگین مربعات خطا (MSE) برای اعتبار سنجی، نرخ تشخیص صحیح (CDR) و ضریب همبستگی (r) تعیین گردید. جدول 4 خلاصه آزمون off-line را در سرعت 1 متر بر ثانیه از نوار نقاله نشان می‌دهد. بهترین ترکیب توسط 9 صفت دامنه، 4 صفت PSD سه صفت NFFT و یک صفت فرکانس بیشینه حاصل شد. در مجموع مطلوب‌ترین ساختار شبکه عصبی توسط 17 نرون در لایه ورودی (تعداد صفات ورودی)، 29 نرون در لایه میانی (روش سعی و خطا) و 2 نرون در لایه خروجی (کلوخ و سیب‌زمینی) تشکیل شد. جدول 5 عملکرد بهترین ترکیب



شکل 4- روند استخراج خصوصیات موثر و توپولوژی شبکه عصبی بهینه

جدول 6- نحوه توزیع فرکانس بیشینه

نمونه ها	هرتز (فرکانس بیشینه)			
	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف از معیار
سیب زمینی	1455	1180	1260	75
کلوخ	3055	1429	1911	205

جدول 5- عملکرد شبکه عصبی بهینه

عملکرد	سیب زمینی	کلوخ
MSE	0/0113	0/0105
CDR (%)	97/3	97/6
r	0/989	0/992

با افزایش سرعت نوار نقاله (افزایش سرعت برخورد نمونه‌ها با صفحه‌برخورد)، دقت شناسایی سیستم کاهش و تعداد نمونه‌های به اشتباه شناسایی شده افزایش می‌یابد. هرچند که فواصل بین سکوی تغذیه و صفحه‌برخورد در مراحل قبلی تنظیم شده بودند، در سرعت‌های بالای نوار نقاله، سیگنال‌های صوتی اشباع و ضعیف به فراوانی ایجاد می‌شدند و استفاده از یک میکروفن، سیگنال‌های صوتی را بخوبی دریافت نمی‌کرد. شکل 5 روند آموزش و اعتبارسنجی شبکه را نمایش داده و نشان می‌دهد که میانگین مربعات خطا برای حالت آموزش و اعتبارسنجی همگرا بوده و بعد از 100 epoch به مقدار قابل قبولی کاهش می‌یابند.

بعد از استخراج صفات مفید و موثر در مرحله off-line، آزمایشات on-line انجام گرفت تا عملکرد سیستم در حالت واقعی و بلادرنگ مورد آزمون قرار گیرد. در این مرحله حدود 1000 نمونه از سیب‌زمینی و کلوخ بطور تصادفی انتخاب و آزمون‌های off-line برای آنها تکرار گردید. در این مرحله، عملیات دریافت صدا، پردازش سیگنال و شناسایی نمونه‌ها بصورت همزمان انجام می‌گرفت و بعد از حدود 25 میلی‌ثانیه از لحظه برخورد، هویت هر نمونه در صفحه‌ی کامپیوتر نمایان می‌گشت. جدول 7 خلاصه‌ی نتایج آزمون‌های on-line را در سرعت‌های مختلف نوار نقاله نشان می‌دهد.

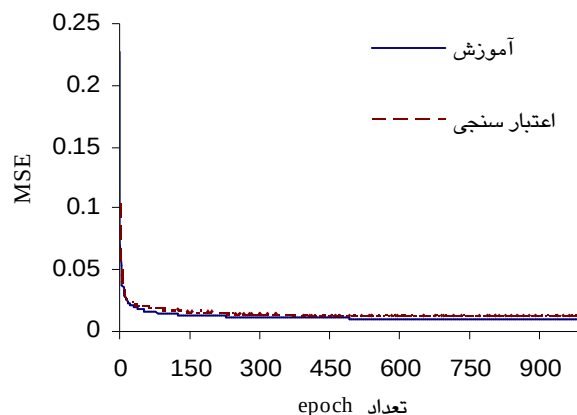
جدول 7- عملکرد سیستم on-line در سرعت‌های مختلف نوار نقاله

سرعت نوارنقاله (متربرثانیه)	شناسایی صحیح				میانگین
	سیب زمینی		کلوخ		مربعات خطا
	درصد	نرخ	درصد	نرخ	MSE
1	97/2	176/181	97/5	79/81	0/011
1/5	95/6	174/182	96/4	81/84	0/018
2	91	162/178	93/9	77/82	0/045
2/5	85/2	157/182	87/6	71/81	0/165

epoch برای 1000

مجموع مراحل دریافت صوت، پردازش سیگنال، و شناسایی یک نمونه حدود 25 میلی‌ثانیه (40 نمونه در ثانیه) طول می‌کشد، ولی بخاطر محدودیت‌های مکانیکی، شناسایی بیش از 15 نمونه در ثانیه امکان پذیر نبود. یک ماشین برداشت با استفاده از سیستم فوق می‌تواند با ظرفیت 7/2 تن در ساعت، کلوخ و سیب‌زمینی را از هم‌دیگر شناسایی کند.

در تحقیق مشابهی که الملاحی و همکاران (2008) با استفاده از روش پردازش تصویر انجام دادند، نرخ



شکل 5- منحنی یادگیری شبکه با الگوی GDM

مورد استفاده از مهمترین مزایای سیستم مورد ارائه می‌باشند. سرعت‌های بالاتر از 1/5 متر بر ثانیه‌ی نوار نقاله موجب کاهش شدید دقت شناسایی سیستم شده و توصیه نمی‌شوند. با تعبیه یک مسیر چهار خطی برای محصول، سیستم مذکور می‌تواند با ظرفیت 20 تن در ساعت و دقت 97 درصد، غده‌ی سیب‌زمینی را از کلوخ شناسایی و جدا نماید. یک مکانیزم جداساز سریع لازم است تا دقت جداسازی سیستم بصورت واقعی بررسی شود. برای این منظور طراحی و نصب سیستم جداساز مناسب در حال مطالعه و اجرا می‌باشد. لازم است یک ماشین برداشت سیب‌زمینی به سیستم فوق مجهز گردد تا کاستی‌ها و نواقص آن هر چه بیشتر مرتفع گردد.

شناسایی صحیح سیب‌زمینی و کلوخ را بترتیب 91/2 و 94/4 در صد بدست آوردند و در حالتی که کلوخ‌ها رطوبت خود را از دست می‌دادند، دقت شناسایی به مقادیر 71/4 و 75/4 درصد کاهش می‌یافت. مقایسه نتایج تحقیق حاضر با روش‌های مشابه (پردازش تصویر) نشان می‌دهد که استفاده از سیگنال‌های صوتی دقت شناسایی بالاتری داشته و کمتر تحت تاثیر عوامل محیطی قرار می‌گیرد.

به طور کلی، در این تحقیق یک روش براساس تلفیق آشکارسازی صوت و شبکه عصبی، برای شناسایی سیب‌زمینی از کلوخ مورد مطالعه قرار گرفت. دقت و ظرفیت شناسایی بالا، نیاز به فضای کم و ارزانی ابزار

منابع مورد استفاده

ایوانی ا، مینایی س و حسینی د، 1385. طیف غالب پاسخ آکوستیک گردو به ضربه غیر مخرب. خلاصه مقالات سومین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، دانشگاه تبریز، تبریز.

محمودی ا، امید م، آقاگل‌زاده ع و برقی ع، 1385. کاربرد شبکه‌های مصنوعی عصبی در جداسازی صوتی چهار رقم پسته صادراتی ایران. خلاصه مقالات سومین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، دانشگاه تبریز، تبریز.

Al-Mallahi A, Kataoka T and Okamoto H, 2008. Discrimination between potato tubers and clods by detecting the significant wavebands. Biosystems Engineering 100: 329–337.

Brantley SA, Hamann DD and Whitfield JK, 1975. A multiple belt adjustable Vee size grader for sweet potatoes and cucumbers. Transaction of the ASAE 18: 350-362.

Chen H and De Baerdemaeker J, 1990. Resonance frequency and firmness of tomatoes during ripening. Proceeding of the International Conference on Agricultural Mechanization. March 27-30, Zaragoza, Spain, Vol 1: 61-68.

De Ketelaere B, Coucke P and De Baerdemaeker J, 2000. Eggshell crack detection based on acoustic resonance frequency analysis. Journal of Agriculture Engineering Reserch 76(2): 157-163.

- Diezma-Iglesias B, Ruiz-Altisent M and Barreiro P, 2004. Detection of internal quality in seedless watermelon by acoustic impulse response. *Biosystems Engineering* 88: 221–230.
- Feller R, Morgolin E, Zacharin A and Pasternak H, 1985. Development of a clod separator for potato packing houses. *Transaction of the ASAE* 28: 1019-1023.
- FAO, 2008. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
<http://www.fao.org/corp/statistics/en>.
- Gan-Mor S, Zacharin A, Galili N, Feller R and Margolin E, 1986. Absorbing stone impact to enable separation from potatoes. *Transactions of the ASAE* 29: 1526-1529.
- Garsia-Ramos FJ, Ortiz-Canavate J, Ruiz-Altisent M, Diez J and Chavez M, 2003. Development and implementation of an on-line impact sensor for firmness sensing of fruits. *Journal of Food Engineering* 58: 53-57.
- Haykin S, 1999. *Neural Networks*. Prentice Hall, New Jersey.
- Jivanuwong S, 1998. Nondestructive detection of hollow heart in potatoes using ultrasonic. Master of sciences thesis. Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia.
- Kavdir I and Guyer DE, 2008. Evaluation of different pattern recognition techniques for apple sorting. *Biosystems Engineering* 99: 211-219.
- Marchant JA, Onyango CM and Street MJ, 1988. High speed sorting of potatoes using computer vision. *ASAE Paper No. 88-3540*.
- MathWorks. 2007. *MATLAB User's Guide*. The MathWork Inc.
- McGechan MB, 1980. An investigation into the damage sustained by different varieties of potatoes during riddling to remove soil. *Journal of Agricultural Engineering Research* 25: 345–353.
- Morrow CT, Sommer JH, Heinemann PH and Tao Y, 1990. Automated machine vision inspection of potatoes. *ASAE Paper No. 90-3531*.
- NeuroDimension, 2005. *NeuroSolutions for Excel*. NeuroDimension Inc.
- Omid M, Mahmoudi A and Omid MH, 2009. An intelligent system for sorting pistachio nut varieties. *Expert Systems with Applications* 36: 11528–11535.
- Pearson TC, Cetin AE, Tewfik AH and Haff RP, 2007. Feasibility of impact-acoustic emissions for detection of damaged wheat kernels. *Digital Signal Processing* 17: 617–633.
- Shyam M, Singh V and Singh R, 1990. Design and development of potato grader. *AMA* 21: 40-49.
- Story AG and Raghavan GSV, 1973. Sorting potatoes from stones and soil clods by infrared reflectance. *Transaction of the ASAE* 16: 304-309.

- Sugiyama J, Katsurai T, Hong J, Koyama H and Mikuriya K, 1998. Melon ripeness monitoring by a portable firmness tester. Transaction of the ASAE 41: 121-127.
- Yamamoto H, Iwamoto M and Haginuma S, 1980. Acoustic impulse response method for measuring natural frequency of intact fruits preliminary application to internal quality evaluations of apples and watermelons. Journal of Texture Studies 11: 117-136.
- Yang CC, Prashier SO, Landry IA, Ramaswamy HS and Ditommaso A, 2000. Application of neural network in image recognition and classification of crop and weeds. Canadian Agricultural Engineering 42(3): 147-152.