

Provide a Method Based on Image Processing and Artificial Neural Network for Using on Automatic Adjustment of Onion Topper

MOSLEM AFRUZ¹, BABAK BEHESHTI¹, MOHSEN HEIDARISOLTANABADI^{2*}, MOHAMMADREZA EBRAHIMZADEH³

1. Department of Mechanic of Agricultural Machinery, Tehran Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
2. Agricultural Engineering Research Department, Isfahan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Isfahan, Iran.
3. Department of Engineering, Agricultural Group, Yadegar -e- Imam Khomeini (RAH) Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

(Received: July. 29, 2019- Revised: Feb. 23, 2020- Accepted: March. 20, 2020)

ABSTRACT

Tractor mounted onion topper is one of the technologies used to remove onion leaves. The position of the blades in this machine plays an important role in the quality of the onion topping. In the case of communication between the physical characteristics of the bulbs and the length of the leaves remaining after the topping, it is possible to provide methods for automatic adjustment of the blades. In this research, a method was proposed to calculate the diameters of the bulbs before topping using image processing. Then the remaining leaf length on onions was estimated in topping process using the Multi-Layer perceptron (MLP) and the bulbs were classified in four groups according to the size of the leaves remaining by using the Learning Vector Quantization (LVQ). The statically parameters such as root mean square error, mean absolute error, specificity, precision, sensitivity and accuracy were used to evaluate the networks. The results showed that the designed neural network predicted leaf cutting height with RMSE and MAE values of 0.025 and 0.01 respectively. Also, the classification of onions was carried out with a total accuracy of 91%. The results of this research can be used to set up automated mechanisms of cutting blades in onion topper.

Key word: Onion topper, Image processing, Artificial Neural network, Learning vector quantization, Automatic adjustment

ارائه روشی مبتنی بر پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی برای استفاده در تنظیم خودکار سرزن پیاز

مسلم افروز^۱، بابک بهشتی^۱، محسن حیدری سلطان آبادی^{۲*}، محمدرضا ابراهیم زاده^۳

۱. گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، تهران، ایران

۲. بخش تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، سازمان

تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اصفهان، ایران

۳. گروه کشاورزی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد یادگار امام، تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۵/۷ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۸/۱۲/۴ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۱/۱۰)

چکیده

سرزن پشت تراکتوری از جمله فناوری‌هایی است که برای حذف برگ پیاز از آن استفاده می‌شود. در این ماشین موقعیت قرارگیری‌های تیغه‌ها نقش به‌سزایی در کیفیت سرزنی پیازها دارد. در صورت برقراری ارتباط بین خصوصیات فیزیکی پیازها و طول برگ باقی‌مانده پس از سرزنی می‌توان به ارائه روش‌هایی برای تنظیم خودکار تیغه‌ها پرداخت. در این تحقیق روشی ارائه گردید که طبق آن قطر پیازها قبل از سرزنی به کمک پردازش تصویر محاسبه گردید. سپس طول برگ باقی‌مانده روی پیاز در جریان سرزنی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) تخمین زده شد و در ادامه با به‌کارگیری شبکه عصبی چندلایه بردار یادگیر (LVQ) پیازها بر حسب اندازه طول برگ باقی‌مانده در چهارگروه طبقه‌بندی شدند. برای ارزیابی شبکه‌های مورد استفاده از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق و دقت، صحت، حساسیت و اختصاصی بودن طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی طراحی شده ارتفاع برش برگ را با مقادیر RMSE و MAE به ترتیب ۰/۰۲۵ و ۰/۰۱ پیش‌بینی نمود. همچنین طبقه‌بندی پیازها با دقت کلی ۹۱ درصد انجام شد. نتایج این پژوهش را می‌توان در راه اندازی مکانیزم‌های خودکار برای تنظیم تیغه‌های برش سرزن پیاز به کار گرفت.

واژه‌های کلیدی: سرزن پیاز، پردازش تصویر، شبکه عصبی مصنوعی، چندی ساز بردار یادگیر، تنظیم خودکار

مقدمه

پیاز گیاهی دو ساله از خانواده سوسنی‌ها است که در سبزی‌کاری به‌صورت یک ساله کشت می‌گردد (Shibani, 1981). برداشت پیاز شامل عملیات سرزنی و جدا کردن غده از خاک است که در سرزنی، قسمت‌های هوایی گیاه، به صورت دستی یا مکانیزه قطع می‌شود. مکانیزه کردن مراحل مختلف تولید پیاز خوراکی به خصوص مرحله برداشت با هدف سهولت بخشیدن به کار تولید، کاهش هزینه‌ها و افزایش کیفیت محصول تولیدی اهمیت ویژه‌ای دارد. تحقیقات متعددی جهت جایگزینی روش دستی با روش‌های مکانیزه در حذف برگ پیاز اجرا گردیده که در آن‌ها از ماشین‌ها و مکانیزم‌های مختلفی استفاده شده است. به عنوان مثال سه مکانیزم شلاقی عمودی، ضربه‌ای افقی و قطع کننده در سه سرعت ۱۵۰۰، ۱۷۰۰ و ۲۰۰۰ دور در دقیقه برای عملیات برگ‌زنی در دو مرحله زمانی رسیدگی پیاز به کار گرفته شد (Mozaffari & Kazeminkhah, 2000). ماشین سرزن پیاز مدل SAMON نیز از دیگر ادوات سرزنی است که در منطقه جیرفت و کهنوج ارزیابی گردید (Mokhtari Sadehi, 2009). این سرزن از شاسی اصلی،

چرخ‌های تنظیم عمق، حسگرهای تنظیم ارتفاع برش، تیغه افقی، سیستم اتصال سه نقطه و سیستم انتقال قدرت از PTO تشکیل شده بود. سرزن غلتکی پشت تراکتوری از جمله فناوری‌هایی است که در آن بعد از چینش پیازها بر روی غلتک‌های مرتب کننده، برگ پیاز توسط چرخش دو تیغه قطع می‌شود (Heidarisoltanabadi et al., 2013).

ماشین بینایی شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که در آن بینایی انسان شبیه‌سازی می‌شود. پایه و اساس این سیستم‌ها علم پردازش تصویر است. این سیستم‌ها روز به روز در حال گسترش هستند و هر روز کاربرد جدیدی برای آن‌ها به خصوص در کشاورزی و صنایع غذایی یافت می‌شود (Gonzalez & Woods, 2002). یکی از کاربردهای اساسی پردازش تصویر، استخراج خصوصیات مانند رنگ، ابعاد و بافت مواد است. در پژوهشی مولفه‌های دو بعدی رنگ R و G برای نمایش اطلاعات رنگ سطح دانه لوبیا مورد استفاده قرار گرفت. بر اساس مولفه‌های رنگ، الگوریتمی تهیه شد که قادر به جداسازی دانه‌های لوبیای بیمار، نارس و لوبیاهای صدمه دیده با دقت ۹۸ درصد بود (Casady et

متغیر ورودی رطوبت، تغییرات دمای گرم و نسبت جریان هوای گرم استفاده شد. مقایسه عملکرد شبکه با تعیین آماره‌های RMSE و R^2 نشان داد که مدل شبکه نتایج قابل قبولی دارد (Cakmak & Yildiz, 2011). در تحقیق دیگری از شبکه عصبی مصنوعی و پردازش تصویر در پیش‌بینی تغییرات محتوای رطوبتی میگو در حین خشک شدن استفاده شد (Mohebbi *et al.*, 2007). کلاس‌بندی یا طبقه‌بندی داده‌ها کاربردهای بسیار مهمی دارد. از جمله کاربردهای کلاس‌بندی می‌توان در ارزیابی میزان اعتبار مشتریان (Shen *et al.*, 2007)، کاربردهای پزشکی (Shinoda *et al.*, 2014; Dai & Qing, 2013) و کاربردهای پردازش تصویر (Chahal, 2015; Abry, *et al.*, 2015) اشاره کرد. از جمله الگوریتم‌های شبکه عصبی که برای کلاس‌بندی به کار می‌رود، الگوریتم LVQ می‌باشد (Melin *et al.*, 2015)؛ (al., 2014). نحوه کار شبکه عصبی چندی‌ساز بردار یادگیر (LVQ) بر اساس تقسیم فضای ورودی R_n به تعدادی منطقه‌های متمایز از هم با نام ناحیه‌های تصمیم‌گیری و اختصاص یک بردار کد به هر یک از آنها است. کلاس‌بندی بر حسب نزدیکی بردار ورودی x به بردارهای کد انجام می‌شود. بردار ورودی متعلق به کلاس نزدیکترین بردار کد خواهد شد. الگوریتم تا وقتی که ناحیه‌های تصمیم‌گیری و مرکزهای آنها ثابت نشود ادامه خواهد یافت. از شبکه عصبی LVQ در تحقیقات کشاورزی نیز استفاده شده است. به عنوان مثال مدل شبکه عصبی چندی‌ساز بردار یادگیر (LVQ) برای مطالعه توزیع مکانی حشرات در اراضی مرتعی استفاده شد و کارایی مطلوبی نشان داد (Zhang *et al.*, 2008). همچنین با استفاده از این شبکه، میزان آلودگی پانیکول برنج به بیماری بلایت در چند سطح سالم، با آلودگی کم، متوسط و شدید طبقه‌بندی شد (Zhang *et al.*, 2010). در پژوهشی به منظور پیش‌بینی و ترسیم نقشه توزیع جمعیت علف هرز تلخه از شبکه‌های عصبی چندی‌ساز بردار یادگیر (LVQ) و پرسپترون چندلایه (MLP) در سطح مزرعه استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی آموزش دیده LVQ دارای قابلیت بالایی در پیش‌بینی مکانی علف هرز در نقاط نمونه برداری نشده با خطای تشخیص کمتر از ۰/۶۴ درصد بود در حالی که شبکه عصبی مصنوعی MLP دارای خطای حدود ۱۴/۶ درصد بود. (Rohani & Makarian, 2011). در تحقیقی به آشکارسازی عیوب مربوط به بلبرینگ‌ها در موتورهای جریان متناوب با استفاده از شبکه عصبی LVQ پرداخته شد و در پایان سالم یا معیوب بودن بلبرینگ و در صورت خرابی، نوع خطای بلبرینگ به صورت هوشمند شناسایی گردید (Mirabadi & Emami, 2017). در پژوهشی به منظور پیش‌بینی محدوده آلاینده NOx بر اساس ویژگی‌های استخراج

(al., 1992). تحقیقات دیگری نشان داد که استفاده از پردازش تصویر در اندازه‌گیری متوسط طول و درصد شکستگی دانه‌های برنج می‌تواند به عنوان روشی موثر و شاخصی قابل اعتماد به منظور تعیین تغییرات ابعاد در فرآیندهای نیمه استاتیکی جذب رطوبت به کار رود (Shimizu *et al.*, 2008). مطالعات فراوان دیگری در استفاده از پردازش تصویر به منظور ارزیابی خصوصیات مانند بافت، ابعاد، رنگ و شکل محصولاتی نظیر سیب درختی، خرما، توت فرنگی، لیمو، انبه و پرتقال انجام پذیرفته است (Zhang, *et al.*, 2014; Nozari & Mazlomzadeh, 2013; Rong *et al.*, 2017; Razak *et al.*, 2012; Khojastehnazhand *et al.*, 2010; Liming & Yanchao., 2010). شبکه‌های عصبی نوعی مدل سازی ساده از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارند. در شبکه عصبی مصنوعی، مجموعه‌ای از ورودی‌ها و خروجی‌های درست، به شبکه داده می‌شود و شبکه عصبی با استفاده از این ورودی‌ها (مثال‌ها) مدل ریاضی پیچیده‌ای می‌سازد که در صورت دادن ورودی‌های جدید، پاسخ درستی را تولید می‌کند (Krose & Smagt, 1996). در هر شبکه عصبی از سه سری داده استفاده می‌شود که شامل سری داده‌های آموزشی، صحت سنجی و آزمون هستند. حوزه کاربرد شبکه‌های عصبی در کشاورزی رو به گسترش بوده و هر روز در شاخه جدیدی کاربرد پیدا می‌کند. به عنوان مثال در تحقیق صورت گرفته بر سینتیک خشک شدن هویج، نتایج حاصل از شبکه عصبی، مناسب‌تر از الگوریتم ژنتیک به دست آمد (Erenturk & Erenturk, 2007). در تحقیق دیگری از شبکه عصبی مصنوعی و پردازش تصویر در پیش‌بینی تغییرات محتوای رطوبتی میگو در حین خشک شدن استفاده شد. به این منظور مقادیر میانگین و واریانس پارامترهای رنگی در بازه‌های ۱۵ دقیقه در حین خشک شدن برای دماهای ۱۰۰ تا ۱۳۰ درجه سانتی‌گراد به عنوان ورودی‌های یک شبکه عصبی پیشخور با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا با یک لایه پنهان و با تعداد ۵ نرون در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که استفاده از این روش در پیشگویی سینتیک تغییرات رطوبتی محصول امکان پذیر است (Mohebbi *et al.*, 2007). در تحقیق مشابهی از ترکیب تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی برای درجه‌بندی زیتون استفاده گردید (Diaz *et al.*, 2004). در پژوهشی نسبت خشک شدن انگور دانه‌دار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیشخور، پیش‌بینی و میزان دقت آن با مدل‌های رگرسیون خطی و غیر خطی مقایسه گردید. در شبکه طراحی شده با یک لایه پنهان که تابع انتقال آن از نوع تانژانت هیپربولیک سیگموئیدی با الگوریتم یادگیری لونیگ-مارکوارت بود، از سه

به منظور بررسی امکان استفاده از سامانه پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی در تنظیم خودکار سرزن پشت تراکتوری یاد شده، سامانه‌ای طراحی گردید که توسط آن ابتدا تصاویری از پیازهای در حال سرزنی تهیه گردید. اخذ تصاویر در شرایط کارگاهی و در حالت ثابت بودن دستگاه سرزن انجام شد. سپس با پردازش تصاویر اخذ شده در رایانه، اندازه بیشترین قطر غده‌های پیازها در دو جهت عمود بر هم به صورت شمارش پیکسل استخراج گردید. بعد از این عملیات پیازها سرزنی و طول برگ باقی‌مانده (ارتفاع برش برگ) بر روی پیازها به صورت دستی اندازه‌گیری شد. به این ترتیب اطلاعات پیازهای سرزنی شده شامل قطر غده‌های پیازها در دو جهت عمود بر هم و طول برگ باقی‌مانده بر روی غده ثبت گردید. در مرحله بعدی از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه MLP برای پیش‌بینی طول برگ باقی‌مانده و از شبکه چندی ساز بردار یادگیر LVQ برای طبقه‌بندی پیازها بر اساس طول برگ باقی‌مانده استفاده شد.

روش تصویر برداری

در این مرحله تعداد ۲۰۰ تصویر از پیازهایی که برای سرزنی آماده شده بودند، با استفاده از یک دوربین عکاسی Canon مدل EOS 760D تهیه گردید. با توجه به اینکه تصویر برداری صحیح و دقیق از پیازها نقش بسزایی در موفقیت پردازش تصویر دارد، برای رسیدن به این هدف مطابق شکل ۳ پایه‌ای طراحی شد که در آن فاصله دوربین تا محل تصویر برداری قابل تنظیم بود. جهت تأمین نور کافی از یک لامپ فلورسنت حلقوی استفاده شد. بعد از تصویر برداری به پیاز اجازه داده می‌شد تا به مسیر خود روی غلتک‌های سرزن ادامه داده و عملیات قطع برگ انجام پذیرد.



شکل ۲- سرزن پشت تراکتوری

شده از تصویر شعله از شبکه عصبی LVQ استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی LVQ جهت پیش‌بینی میزان آلاینده NOx با دقت ۹۷ درصد، توانایی بالایی نسبت به شبکه عصبی چند لایه با دقت ۹۵ درصد و خود سازمانده با دقت ۸۹ درصد دارد (Torabi *et al.*, 2016). در اکثر کشورهای پیشرفته و صنعتی دنیا تحقیقات زیادی در زمینه بکارگیری ماشین بینایی، منطبق و کنترل فازی و شبکه‌های عصبی در کنترل و هدایت خودکار انواع مختلف ادوات یا ربات‌های کشاورزی انجام شده است. به عنوان مثال فناوری کنترل فازی و ماشین بینایی برای هدایت سمپاش باغی (Cho & Ki, 1999) و تراکتور (Rovira-Más *et al.*, 2005) به کار رفته است.

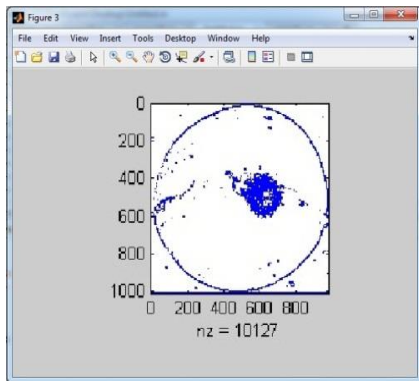
در تحقیق حاضر به ارائه روشی مبتنی بر پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی طول برگ باقی‌مانده پیاز پرداخته شد.

مواد و روش‌ها

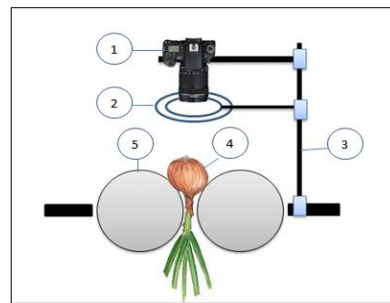
در این تحقیق از یک دستگاه سرزن غلتکی پشت تراکتوری پیاز استفاده شد. این دستگاه از دو قسمت اصلی غلتک‌های مرتب‌کننده برگ و غده و تیغه‌های برش برگ تشکیل شده است. یکی از غلتک‌ها به ماریچ انتقال مجهز شده و یک مکانیزم برش در انتهای دو غلتک قرار گرفته است. روش برگ‌زنی این دستگاه به این صورت است که با چرخش خلاف جهت غلتک‌ها به سمت داخل و با سرعت برابر، به محض قرار گرفتن غده برگ‌دار در فاصله بین دو غلتک، برگ پیاز با زاینده‌های نوار لاستیکی مستقر بر روی دو غلتک تماس پیدا کرده و در اثر چرخش آن‌ها از بین فاصله دو غلتک به سمت پایین کشیده می‌شود (شکل ۱). در انتهای مسیر، برگ پیاز با عبور از فضای بین دو تیغه، برگ‌زنی می‌شود (شکل ۲).



شکل ۱- محل قرارگیری نوار ماریچی فلزی و لاستیکی روی غلتک‌ها



شکل ۴- تعیین لبه و اندازه قطرها در تصویر پیاز



شکل ۳- نحوه قرارگیری دوربین تصویربرداری (۱- دوربین، ۲- منبع نور (لامپ فلوراسنت حلقوی)، ۳- شاسی نگهدارنده، ۴- پیاز، ۵- غلتک سرزن)

انتقال، پردازش و طبقه‌بندی تصاویر

برای انتخاب بهترین حالت اجرای شبکه عصبی در پیش‌بینی طول برگ باقی‌مانده پیاز از پارامتر آماری ریشه میانگین مربعات خطا^۶ و میانگین خطای مطلق^۷ استفاده گردید. کوچکترین مقادیر این پارامترها نشان دهنده بیشترین دقت خواهد بود. این دو پارامتر آماری به صورت زیر محاسبه گردید:

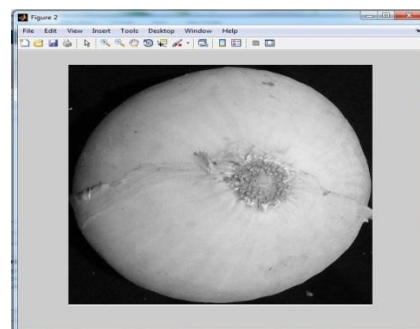
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (obs-sim)^2}{n}} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$MAE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n |obs-sim| \quad (\text{رابطه ۲})$$

در این دو معادله obs طول برگ باقی‌مانده واقعی در هر پیاز به روش اندازه‌گیری، Sim طول برگ باقی‌مانده محاسبه شده به کمک شبکه عصبی و n تعداد نمونه‌ها است. با تغییرات مختلف در معماری شبکه عصبی و با توجه به لزوم رسیدن به پایین‌ترین میزان میانگین مربعات^۶ خطا، سهم آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه از کل ۲۰۰ زوج داده ورودی (طول و عرض پیاز)، به ترتیب ۹۰، ۵ و ۵ درصد تعیین گردید. همچنین در زمان اجرای الگوریتم شبکه، مواردی مانند عملکرد شبکه^۷، هیستوگرام خطای شبکه^۸، رگرسیون^۹ داده‌های ورودی و خروجی و وضعیت آموزش شبکه^{۱۰} استخراج و مقایسه گردید.

پس از پیش‌بینی طول برگ پیاز توسط شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، لازم بود تا پیازهای سرزنی شده در چند کلاس یا دسته بر اساس طول برگ طبقه‌بندی شوند. این طبقه‌بندی می‌تواند مبنای کار سیستم‌های کنترل خودکار ارتفاع تیغه برش واقع شود. به این منظور از شبکه عصبی چندلایه بردار یادگیر در نرم افزار متلب استفاده شد. این شبکه نوعی شبکه عصبی رقابتی است که برای خوشه‌بندی و کلاس‌بندی داده‌ها به کار می‌رود. خروجی این شبکه به صورت باینری یعنی صفر و

یک منظور پردازش تصاویر از نرم‌افزار متلب 2014a استفاده شد. در این نرم‌افزار ابتدا تصاویر از فایلی در رایانه به نرم افزار متلب فراخوانی و برای برنامه قابل شناسایی شدند. در مرحله بعدی تصاویر رنگی پیازها به خاکستری تبدیل گردید. تصاویر خاکستری نیاز به فضای ذخیره سازی کمتری دارند و موجب ایجاد شرایط بهتر برای انجام دستور بعدی می‌گردند (شکل ۳). تصویر خاکستری پیاز لبه یابی شده و محدوده آن در پس زمینه مشخص و جداسازی گردید. سپس با استفاده از دستورات موجود، تعداد بیشترین پیکسل‌ها در جهت طولی و عرضی تصاویر پیاز تعیین و در یک فایل اکسل ذخیره سازی شد (شکل ۴). در گام بعدی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در محیط متلب طول برگ پیاز محاسبه و پیش‌بینی گردید. شبکه مذکور یک شبکه سه لایه شامل لایه ورودی^۱، لایه پنهان^۲ و لایه خروجی^۳ بود که از ساختار شبکه‌های استاندارد پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا برای یادگیری شبکه استفاده می‌کرد. شبکه طراحی شده دارای دو متغیر ورودی (دو اندازه قطر پیاز)، یک متغیر خروجی (طول برگ باقی‌مانده)، یک لایه ورودی، یک لایه پنهان، یک لایه خروجی، ۱۰ نرون در لایه پنهان، دو نرون در لایه ورودی، تابع سیگموئیدی در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی بود.



شکل ۳- تصویر خاکستری پیاز

6. Mean Square Error (MSE)
7. Network Performance
8. Network Error Histogram
9. Regression
10. Training State

1. Input Layer
2. Hidden Layer
3. Output Layer
4. Root Mean Square Error (RMSE)
5. Mean Absolute Error (MAE)

و n_{FN} = تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه منفی تشخیص داده شده‌اند (خطای نوع ۲). به این ترتیب سامانه طراحی شده قادر خواهد بود که پس از تعیین ابعاد پیازهای در حال سرزنی، در قسمت پردازش تصویر، ارتفاع برش پیاز را به کمک شبکه عصبی MLP پیش‌بینی کرده و پیازها را در یکی از چهار طبقه ارائه شده در شبکه عصبی LVQ دسته‌بندی نماید. این دسته‌بندی در سیستم‌های کنترل خودکار برای تنظیم ارتفاع تیغه‌های برش سرزن قابل استفاده است.

نتایج و بحث

ارزیابی دقت شبکه عصبی MLP

نتایج برآورد میانگین مربعات خطا در قسمت‌های مختلف شبکه عصبی MLP شامل آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه عصبی به ترتیب $1/5248 \times 10^{-2}$ ، $7/11234 \times 10^{-2}$ و $2/20581 \times 10^{-2}$ به دست آمد که نشان دهنده دقت شبکه در تخمین و برآورد طول برگ باقی‌مانده پیاز بود. همچنین ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب $0/25$ و $0/01$ بدست آمد که مقادیر پایین آنها حاکی از دقت بالای تخمین ارتفاع سرزنی پیازها در شبکه عصبی MLP بود. در شکل ۵ مشاهده می‌گردد که در تکرار ۱۰۰۰ الگوریتم، بهترین عملکرد اعتبارسنجی با مقدار میانگین مربع خطای $7/11234 \times 10^{-2}$ حاصل شد. این مقدار خطای پائین نشان دهنده میزان بالا بودن دقت شبکه عصبی بود. طبق نتایج تحلیل شبکه عصبی، مقدار ضریب تبیین (R^2) رگرسیون در هر سه مورد آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه عصبی MLP برابر $0/99999$ و نزدیک به عدد یک شد که نشان دهنده میزان همبستگی بالای بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده بود. این نتیجه حاکی از وضعیت بسیار مناسب داده‌های تخمین زده شده بوده و تقریباً تمام داده‌ها بر روی خط رگرسیون قرار گرفت (شکل ۶). میزان خطا در تخمین و محاسبه نتایج حاصل از آزمون شبکه عصبی MLP با استفاده از رسم نمودار هیستوگرام خطا امکان پذیر است. با توجه به شکل ۷ مشاهده گردید که پراکندگی میزان خطای تخمین داده‌ها در مقایسه با مقادیر واقعی در اطراف صفر بود. از طرفی نمودار به شکل زنگوله‌ای و نرمال بوده و می‌توان نتیجه‌گیری نمود که نتایج حاصل از آزمون شبکه عصبی MLP دارای خطایی نرمال و نزدیک به صفر است و محاسبه ارتفاع برش پیاز با دقت بالایی توسط شبکه عصبی MLP انجام گرفته است.

یک است. بردار وزن هر کدام از کلاس‌ها توسط یکی مجموعه‌های آموزشی مقدار دهی اولیه شده و سپس توسط الگوریتم‌های یادگیری (با ناظر) بهینه می‌شوند. بعد از یادگیری، شبکه LVQ ورودی را به کلاسی که نزدیک‌ترین فاصله به یک بردار داشته باشد، نسبت می‌دهد و طبقه هر ورودی را مشخص می‌نماید. در این تحقیق با توجه به بازه قرارگیری طول برگ باقی‌مانده پیازهای مورد آزمایش که بین ۱ تا $8/4$ میلی‌متر بود، چهار بازه یا طبقه شامل (طول ۱ تا $2/85$ میلی‌متر)، طبقه دو (طول $2/86$ تا $4/70$ میلی‌متر)، طبقه سه (طول $4/71$ تا $6/55$ میلی‌متر) و طبقه چهار (طول $6/56$ تا $8/40$ میلی‌متر) معرفی گردید. با تغییر تعداد نرون‌های لایه پنهان و آموزش شبکه عصبی مشخص گردید که اگر تعداد نرون‌ها در لایه پنهان ۱۰ عدد انتخاب شود، بهترین عملکرد شبکه از طریق بررسی ماتریس اغتشاش^۱ پدیدار می‌شود. برای آموزش شبکه عصبی LVQ تعداد ۱۶۰ نمونه ورودی که ۸۰ درصد داده‌ها را تشکیل می‌دهند، استفاده شد.

ارزیابی شبکه عصبی LVQ:

به کمک ماتریس اغتشاش، شاخص‌های آماری زیر استخراج و میزان دقت طبقه‌بندی مشخص گردید. این شاخص‌ها به شرح زیر بودند (Daneshmand Vaziri et al., 2018):

۱ - دقت طبقه‌بندی: نشان دهنده نزدیکی مقدار اندازه‌گیری شده به مقدار واقعی است.

$$\text{Accuracy} = \frac{n_{TP} + n_{TN}}{n_{TP} + n_{TN} + n_{FN} + n_{FP}} \quad (\text{رابطه ۳})$$

۲ - صحت طبقه‌بندی: نشان دهنده نزدیکی اندازه‌گیری‌های متوالی از یک پارامتر ثابت است.

$$\text{Precision} = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \quad (\text{رابطه ۴})$$

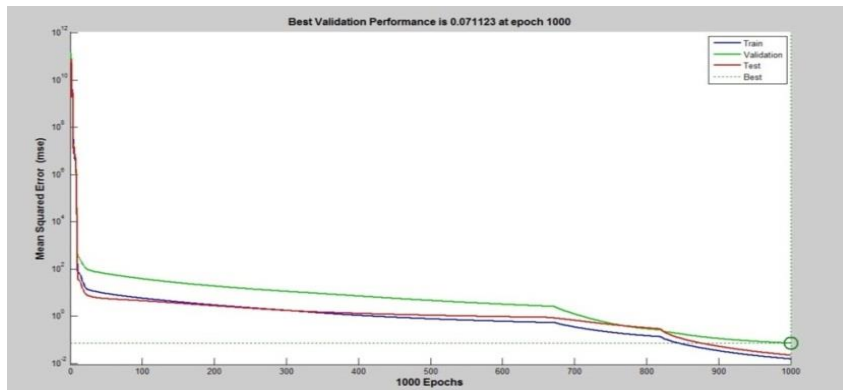
۳ - حساسیت طبقه‌بندی: کسری از جواب‌های مثبت است که به درستی تشخیص داده شده‌اند.

$$\text{Sensitivity} = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \quad (\text{رابطه ۵})$$

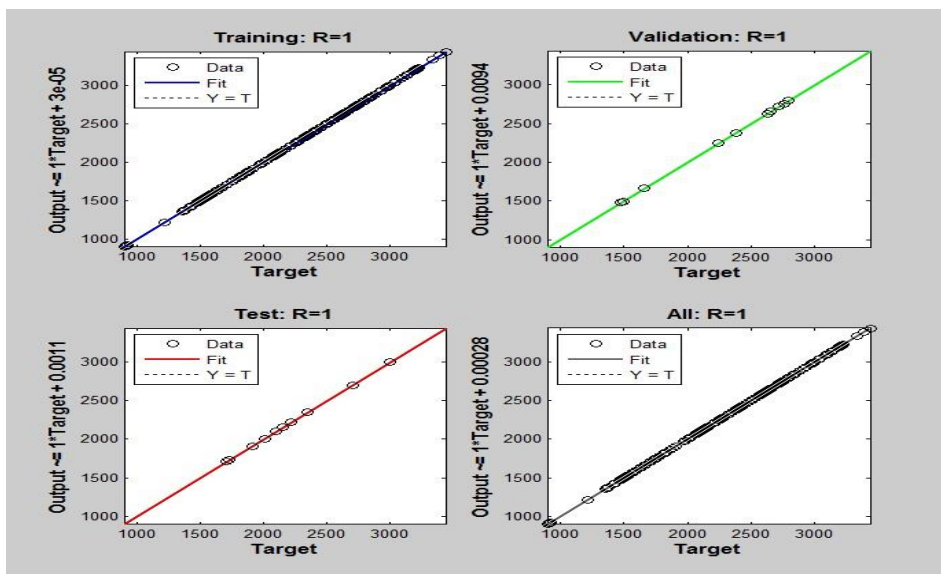
۴ - اختصاصی بودن: کسری از جواب‌های منفی است که به درستی تشخیص داده شده‌اند.

$$\text{Specificity} = \frac{n_{TN}}{n_{TN} + n_{FP}} \quad (\text{رابطه ۶})$$

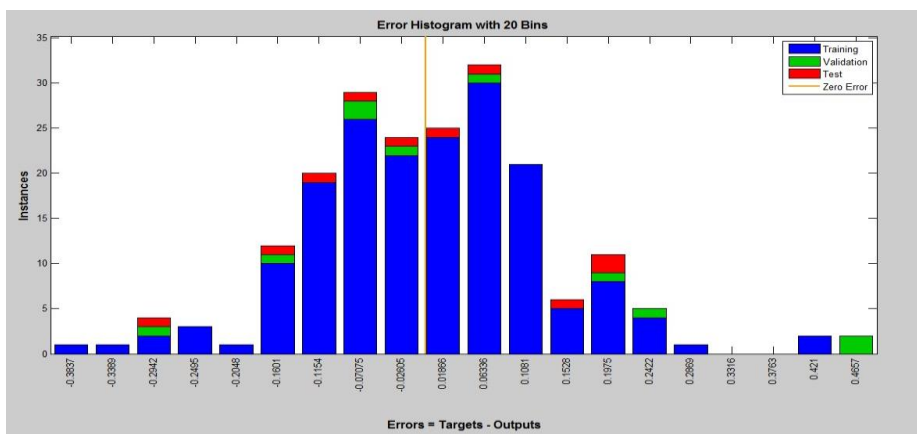
در این معادلات به ترتیب n_{TP} = تعداد نمونه‌هایی که به درستی مثبت تشخیص داده شده‌اند، n_{FP} = تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه مثبت تشخیص داده شده‌اند (خطای نوع ۱)، n_{TN} = تعداد نمونه‌هایی که به درستی منفی تشخیص داده شده‌اند



شکل ۵- میانگین مربعات خطا در آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه عصبی MLP



شکل ۶- میزان ضریب تبیین (R^2) رگرسیون در آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه عصبی MLP



شکل ۷- میزان خطا در تخمین داده‌ها در شبکه عصبی MLP

است. بر این اساس در طبقه سوم شبکه، از مجموع ۷۶ عدد پیاز که در طبقه یا دسته سوم (طول ۴/۷۱ تا ۶/۵۵ میلی‌متر) واقعی قرار داشته‌اند ۶۹ عدد را به درستی در طبقه سه و ۷ پیاز را به اشتباه در طبقه چهار قرار داده است. سایر طبقات نیز به روش مشابه قابل تفسیر است. جدول ۱ نتایج محاسبه چهار شاخص

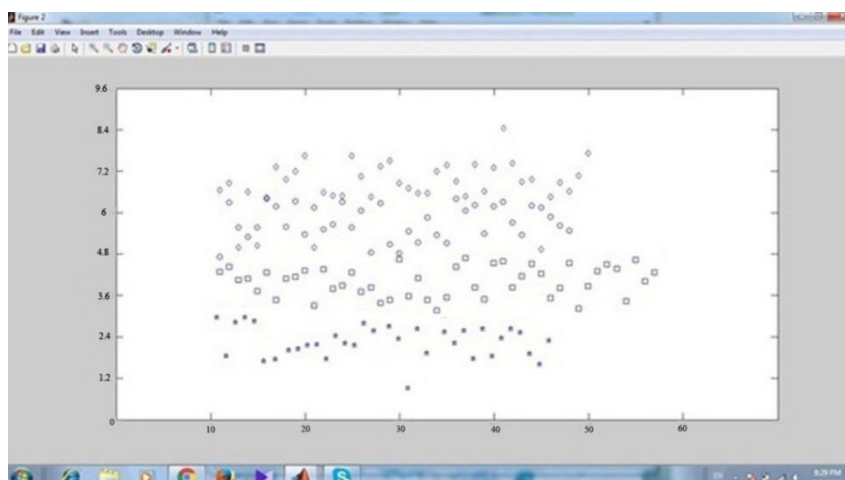
ارزیابی دقت آموزش شبکه عصبی LVQ

شکل ۸ نتایج طبقه‌بندی طول برگ باقی‌مانده پیازها در چهار کلاس اندازه را نشان می‌دهد. در ماتریس اغتشاش حاصل شبکه عصبی LVQ (شکل ۹)، شماره هر ردیف نمایانگر طبقه‌بندی شبکه و شماره هر ستون نشان دهنده طبقه یا گروه واقعی پیازها

همچنین میوه پرتقال بر حسب رنگ و بافت با کمک شبکه عصبی RBF با دقت ۹۷/۲۵ درصد کلاس بندی شد (Capizzi et al., 2015). در پژوهش دیگری طبقه بندی سه رقم میوه هلو با دقت ۹۸/۵ درصد با استفاده از شبکه عصبی انجام شد (Alipasandi et al., 2013).

با تعیین دسته مورد نظر پیاز می توان سیستمی تعریف کرد که در آن ارتفاع تیغه سرزن بر حسب طبقه پیاز (یا طول برگ باقی مانده قابل پیش بینی) تنظیم گردد. یکی از روش های پیشنهادی، انتقال خروجی شبکه عصبی LVQ به دستگاه PLC است. در این حالت پاسخ خروجی شبکه عصبی LVQ با برنامه نویسی های واسط به دستگاه PLC وارد شده و در آنجا می توان به عنوان مثال مدت زمان فعال سازی یک شیر کنترل جریان سلفونیدی برای بالا و پائین آوردن تیغه های برش را تنظیم نمود.

دقت طبقه بندی، صحت طبقه بندی، حساسیت طبقه بندی و درصد اختصاصی بودن حاصل از آموزش شبکه عصبی LVQ را نشان می دهد. با توجه به نتایج این جدول، بیشترین دقت در طبقه یک به میزان ۹۷/۸۵ درصد و کمترین دقت در طبقه سه به میزان ۹۲/۸۶ درصد مشاهده شد. از طرفی بیشترین شاخص صحت و اختصاصی بودن مربوط به طبقه یک با مقدار ۱۰۰ درصد و بیشترین شاخص حساسیت مربوط به طبقه دو به میزان ۹۸/۴۱ درصد بدست آمد. بر اساس نتایج ماتریس اغتشاش، طبقه بندی پیازها بر اساس طول برگ باقی مانده یا ارتفاع برش برگ با دقت کلی ۹۱ درصد در شبکه عصبی LVQ انجام شد که نمایانگر ۹ درصد خطا در تفکیک و طبقه بندی پیازها بود. سایر محققان انواع میوه را با دقت ۸۸/۲ درصد در ۱۴ طبقه با استفاده از الگوریتم طبقه بند SVM طبقه بندی کردند (Yudong & Lenan 2012).



شکل ۸- داده های طبقه بندی شده در آموزش شبکه عصبی LVQ

Training Confusion Matrix					
Output Class	Target Class				
	1	2	3	4	
1	25 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	4 2.0%	62 31.0%	0 0.0%	0 0.0%	93.9% 6.1%
3	0 0.0%	1 0.5%	69 34.5%	6 3.0%	90.8% 9.2%
4	0 0.0%	0 0.0%	7 3.5%	26 13.0%	78.8% 21.2%
	86.2% 13.8%	98.4% 1.6%	90.8% 9.2%	81.3% 18.8%	91.0% 9.0%

شکل ۹- ماتریس اغتشاش در طبقه بندی پیازها بر اساس طول برگ باقی مانده

جدول ۱- شاخص های آماری مستخرج از ماتریس اغتشاش در طبقه بندی پیازها بر اساس طول برگ باقی مانده

شاخصه های آماری (٪)				
کلاس	دقت طبقه بندی	صحت طبقه بندی	حساسیت طبقه بندی	اختصاصی بودن
یک	۹۷/۸۵	۱۰۰	۸۶/۲	۱۰۰
دو	۹۷/۳۳	۹۳/۹۴	۹۸/۴۱	۹۶/۷۷
سه	۹۲/۸۶	۹۰/۷۹	۹۰/۷۹	۹۴/۱۷
چهار	۹۳/۳۳	۷۸/۷۹	۸۱/۲۵	۹۵/۷۱

نتیجه‌گیری

کمک پردازش تصویر تعیین گردید. سپس ارتفاع برش برگ پیاز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تخمین و طبقه‌بندی پیازها بر حسب اندازه طول برگ باقی‌مانده در چهار گروه انجام شدند. ارزیابی‌ها نشان داد که شبکه عصبی طراحی شده، ارتفاع برش برگ را با مقادیر RMSE و MAE به ترتیب ۰/۲۵ و ۰/۰۱ قبل از سرزنی پیش‌بینی نمود. همچنین طبقه‌بندی پیازها بر اساس طول برگ باقی‌مانده با دقت ۹۱ درصد انجام شد. با توجه به دقت مورد محاسبه، می‌توان از خروجی شبکه عصبی LVQ در راه اندازی مکانیزم‌هایی برای تنظیم خودکار تیغه‌های برش استفاده کرد.

امروزه با پیشرفت علوم رایانه‌ای تحقیقات زیادی در زمینه کنترل خودکار انواع مختلف ادوات کشاورزی انجام پذیرفته است. در این تحقیقات به نحوی از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه‌های مختلف عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. سرزن غلتکی پشت تراکتوری از جمله تکنولوژی‌هایی است که در آن عملیات سرزنی پیاز به صورت مکانیزه انجام می‌شود. تنظیم ارتفاع برش برگ در این نوع سرزن از اهمیتی خاصی برخوردار است. در این تحقیق روشی ارائه گردید که طبق آن ابعاد پیازهای در حال سرزنی به

REFERENCES

- Abry, P., Roux, S. G., Wendt, Messier, H., Klein, P., Tremblay, A., Borgnat, P., Jaffard, S., Vedel, B., Coddington, J. & Daffner, L. A. (2015). Multiscale Anisotropic Texture Analysis and Classification of Photographic Prints: Art scholarship meets image processing algorithms. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 32.4: 18-27.
- Alipasandi, A., Ghaffari, H. & Zohrabi Alibeyglu, S. (2013). Classification of three Varieties of Peach Fruit Using Artificial Neural Network Assisted with Image Processing Techniques. *International Journal of Agronomy and Plant Production*. Vol., 4 (9), 2179-2186.
- Cakmak, G. & Yildiz, C. (2011). The prediction of seedy grape drying rate using a neural network method. *Journal of Computers & Electronics in Agriculture*, 75, 132-138.
- Capizzi, G., Sciuto, G. L., Napoli, C., Tramontana, E. & Woźniak, M. (2015). Automatic Classification of Fruit Defects based on Co-Occurrence Matrix and Neural Networks. *Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems* pp. 861-867.
- Casady, W. W., Paulsen, Reid, M. R. J. F. & Sinclair, J. B. (1992). A trainable algorithm for inspection of soybean quality. *Transactions of the ASAE*. 35(6): 2027- 2034.
- Chahal, N. (2015). A study on agricultural image processing along with classification model. *Advance Computing Conference (IACC)*, 2015 IEEE International.
- Cho, S. I. & Ki, N. H. (1999). Autonomous speed sprayer using machine vision and fuzzy logic. *Transactions of the ASAE* 42(40):1137-1143.
- Dai, J. & Qing, Xu. (2013). Attribute selection based on information gain ratio in fuzzy rough set theory with application to tumor classification. *Applied Soft Computing*. Volume 13, Issue 1, Pages 211-221.
- Daneshmand Vaziri, M., Rajabipour, A. & Omid, M. (2018). Investigating the Possibility of Using the Wireless Sensor Network (WSN) and Image Processing in an Early Detection and Diagnosis of the Pest of Greenhouse Whitefly. *Iranian Journal of Biosystem Engineering*. 49(3), 395-408. (In Farsi).
- Diaz, R., Gil, L., Serrano, C., Blasco, M., Molto, E. & Blasco, J. (2004). Comparison of three algorithms in the classification of table olives by means of computer vision. *Journal of Food Engineering*. Vol. 61, No.1, pp. 101-107.
- Erenturk, S., & Erenturk, K. (2007). Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot. *Journal of Food Engineering*, 78, 905-912.
- Gonzalez, R. & Woods, R. (2002). *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, 2nd edition.
- Heidarisoltanabadi, M., Taki, O. Abdolapur, S. & Moghadam-Vahed, M. (2013). Development and Evaluation of a Roller-Type Onion Topper. *Journal of Agricultural Engineering Research*, Vol.13, No.4, P:89-96. (In Farsi).
- Khojastehnazhand, M., Omid, M., Tabatabaefar, A., (2010). Development of lemon sorting system based on color and size. *Afr. J. Plant Sci.* 4 (4), 122-127.
- Krose, B. & Smagt, P. (1996). An introduction to neural networks. *Eighth edition, November, Amsterdam*.
- Liming, X., Yanchao, Z., 2010. Automated strawberry grading system based on image processing. *Comput. Electron. Agric.* 71, 32-39.
- Mirabadi, A. & Emami, H. (2017). Detection of defective bearings on asynchronous induction motors using discrete wavelet transform and LVQ. *Third Electrical and Computer Conference. Foolad Shahr. Isfahan*. (In Farsi).
- Mohebbi, M. Akbarzadeh Totonchi, M.R. Shahidi, F. & Pourshahabi, M. R. (2007). Investigate the possibility of machine vision and artificial neural networks in predicting moisture content of dried shrimp. In: *Proceeding of the 4th Conference on machine vision and image processing, 13-14 feb, ferdowsi university of mashhad, Iran*. (In Farsi)
- Mokhtari Sadehi, M. (2009). Evaluation of SAMON onion harvesting machine in Jiroft and Kahnuj area. Master's thesis, Faculty of Agriculture, Tabriz University. (In Farsi).
- Mozaffari, M., and Kazeminkhah, K. (2000). Design, manufacturing and evaluation of suitable bulbs

- harvesting machines for small areas (laboratory samples). Final Research Report, Agricultural Research and Education Organization, Agricultural Engineering Research Institute, Ministry of Agricultural Jihad. (In Farsi).
- Nozari, V. & Mazlomzadeh, M. (2013). Date grading based on some physical properties. *J. Agric. Technol.* 9 (7), 1703–1713.
- Razak, T. R. B., Othman, M. B., Bakar, M. N. B. A., Ahmad, K. A. B. & Mansor, A. B. (2012). Mango grading by using fuzzy image analysis in international conference on agricultural. *Environ. Biol. Sci.*, 18–22.
- Rohani, A. & Makarian, H. (2011). Making Weed Management Maps by Artificial Neural Networks for Using in Precision Agriculture. *Journal of Agricultural Machinery*. Vol. 1, No. 2. 74-83. (In Farsi).
- Rong, D., Rao, X. & Ying, Y. (2017). Computer vision detection of surface defect on oranges by means of a sliding comparison window local segmentation algorithm. *Comput. Electron. Agric.*, 59–68.
- Rovira-Más, F., Han, S., Wei, J. & Reid, J.F. (2005). Fuzzy Logic Model for Sensor Fusion of Machine Vision and GPS in Autonomous Navigation. *An ASAE Meeting Presentation*, Paper Number: 051156.
- Shen, A., Tong, R. & Deng, Y. (2007). Application of classification models on credit card fraud detection. *Service Systems and Service Management, 2007 International Conference on. IEEE*, 2007.
- Shibani, H., 1981. *Gardening, Vegetables. Volume III. Sepehr Publishing Center, Tehran.*
- Shimizu, N., Haque, M., Andersson, M. & Kimura, T. (2008). Measurement and fissuring of rice kernels during quasi-moisture sorption by image analysis. *Journal of Cereal Science.* 48, 98-103.
- Shinoda, H., Legare, M. E., Mason, G. L., Berkgigler, J.L., Afzali, M.F., Flint, A.F., Hanneman, W.H. (2014). "Significance of ER α , HER2, and CAV1 expression and molecular subtype classification to canine mammary gland tumor. *Journal of Veterinary Diagnostic Investigation* 26.3 : 390-403.
- Torabi, A., Riazi, R., Daneshi Kohani, M., Vakilipour, S., Veisi, H. & Zare, H. (2016). Prediction of NOx emission of an experimental swirl stabilized combustor using the flame image processing techniques and data mining methods. *Aerospace Pace Knowledge and Technology Journal*. Volume 5, Issue 2, Page 7-28. (In Farsi).
- Yudong, Z. & Lenan, W. u. (2012). Classification of Fruits Using Computer Vision and a Multiclass Support Vector Machine. *Sensors*, 12, 12489-12505; doi:10.3390/s120912489.
- Zhang, B.H., Huang, W.Q., Li, J.B., Zhao, C.J., Liu, C.L. & Huang, D.F. (2014). Detection of slight bruises on apples based on hyperspectral imaging and MNF transform. *Spectrosc. Spectral Anal.* 34 (5), 1367–1372.
- Zhang, W.J, Zhong, X.Q. & Liu, G. H. (2008). Recognizing spatial distribution patterns of grassland insects: neural network approaches. *Stochastic Environmental. Research and Risk Assessment*, 22:207–216.
- Zhang, Y.L., Wu, H.F. & Huang, J.F. (2010). Application of neural networks to discriminate fungal infection levels in rice panicles using hyperspectral reflectance and principal components analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 72: 99-106.