

## شناسایی برگ ارقام سیب با تکنیک پردازش تصویر و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی

الهام عمرانی<sup>۱</sup>، سیدسعید محتسبی<sup>۲\*</sup>، شاهین رفیعی<sup>۳</sup>، سلیمان حسین پور<sup>۴</sup>

۱. کارشناس ارشد مکانیک بیوسیستم، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تهران

۲. استاد، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تهران

۳. استاد، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تهران

۴. استادیار، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۰/۱۰ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۳/۱۱/۴)

### چکیده

در کشاورزی مدرن امروز، از پردازش تصویر برای مکانیزه و جایگزین کردن ماشین‌های هوشمند به جای انسان استفاده شده است. یکی از آن موارد شناسایی ارقام گوناگون گیاهان است. شناسایی ارقام گوناگون، در برنامه به‌نژادی گیاهان اهمیت بالایی دارد. روش معمول برای انجام این عمل، بررسی چشمی برگ‌ها و میوه‌های گیاهان است که این عمل به دلیل وقت‌گیر بودن مقرون به صرفه نیست. شناسایی نمونه‌ها و طبقه‌بندی آن‌ها با روش ماشین‌بینایی می‌تواند سریع‌تر انجام گردد. در این تحقیق چهار رقم گرانی اسمیت، گلاب کهنزه، گالا، و دلبار استیوال مطالعه شدند. در ابتدا نمونه‌های برگ جمع‌آوری و از نمونه‌ها تصویربرداری شد و پس از پردازش تصاویر با الگوریتم نوشته‌شده در نرم‌افزار متلب، ویژگی‌های مورفولوژیک، رنگ، و بافت برای هر یک از تصاویر محاسبه شد و سپس از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (Adaptive neuro-fuzzy inference system) برای طبقه‌بندی نمونه‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که بهترین سیستم استنتاجی با توابع عضویت ورودی و خروجی به ترتیب خطی و مثلثی و روش آموزش مرکب در حالت دسته‌بندی شبکه‌ای سیستم استنتاج فازی، بالاترین دقت را داشت و دقت این روش برای داده‌های طبقه‌بندی آزمایشی ۹۵/۸۳ درصد گزارش شد.

**کلیدواژگان:** تشخیص ارقام سیب، تحلیل بافت تصویر، دسته‌بندی شبکه‌ای، ماشین‌بینایی.

### مقدمه

در زمان حاضر حدود یک‌بیستم درآمد ارزی کشور از صادرات میوه‌ها حاصل می‌شود که در این بین سیب می‌تواند نقش مهمی را ایفا کند. وجود تنوع ژنتیکی اگرچه از نظر به‌نژادی بسیار باارزش است ولی با توجه به اهمیت یکنواختی محصول برای ورود به بازارهای جهانی، مشکلاتی را فراهم می‌آورد. از این رو سامان‌بخشیدن به تولید و صادرات این محصول فقط از طریق شناسایی ارقام برتر کشور و تکثیر آن‌ها به روش غیرجنسی فراهم می‌گردد. در این شرایط احداث باغ‌هایی با ارقام مشخص میسر می‌گردد (Kolyayee et al., 2001). کاشت یک یا دو رقم خاص در یک باغ امکان صادرات آن رقم را فراهم می‌سازد و به دلیل یکنواختی باغ انجام عملیات مکانیزه داشت، برداشت، و پس از برداشت آن به آسانی امکان‌پذیر می‌گردد (Mehl et al., 2004). با انجام کارهای اصلاحی می‌توان ارقام دارای صفات برتر را شناسایی، ارزیابی، و معرفی کرد. اولین گام در برنامه‌های

اصلاح ژنتیکی سیب شناسایی ارقام آن است. برای این منظور، روش‌های گوناگونی همچون استفاده از خواص مورفولوژیک و مولکولی را می‌توان نام برد. استفاده از خواص مورفولوژیک به دلیل این که تابع عوامل محیطی‌اند، دقیق نیستند، و روش‌های مولکولی نیز با وجود دقت بالا بسیار پرهزینه و زمان‌بر هستند (Xing et al., 2007). بنابراین استفاده از روش‌های جایگزین در این خصوص ضروری است. برای این منظور، می‌توان ماشینی هوشمند طراحی کرد که بتواند ارقام گیاهان را با استفاده از برگ گیاه تشخیص دهد. در این صورت قطعاً بخش تشخیص در این سیستم را ماشین‌بینایی بر عهده دارد.

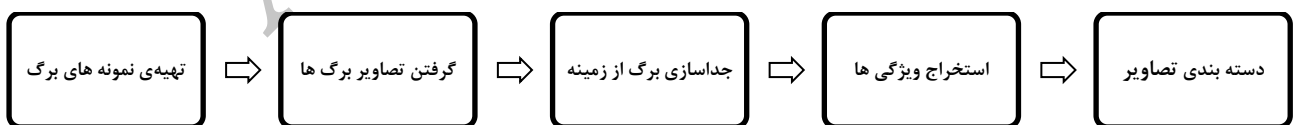
ماشین‌بینایی ابزار قدرتمندی است که در حوزه کشاورزی کاربردهای فراوانی دارد که از میان آن‌ها می‌توان به تجهیز ماشین‌آلات برش علف هرز به سیستم پردازش تصویر برای شناسایی و تمایز علف هرز از گیاه زراعی، استفاده از سنسورهای نوری برای سورتینگ، و درجه‌بندی میوه‌ها براساس درصد رسیدگی و رنگ، پیش‌بینی عمر ماندگاری محصولات کشاورزی و دامی، انتخاب زمین‌های حاصلخیز، شناسایی ارقام و

برای آموزش شبکه انتخاب شد و بعد از آموزش از ۶۰ نمونه برای تست شبکه استفاده گردید. این محققان در تفکیک واریته‌ها به دقت ۹۰/۵ درصد دست یافتند (Zhao-yan et al., 2005).

همچنین باتوجه به اینکه برگ گیاهان گوناگون، ویژگی‌های ساختاری متفاوت دارند و از روی ویژگی‌های ساختاری می‌توان ارقام را از یکدیگر تشخیص داد، بنابراین در این مطالعه روش جدیدی برای شناسایی ارقام سیب با استفاده از برگ درخت ارائه شده است که این کار با روش تحلیل تصویر مورفولوژیک یا بافت تصاویر به‌طور جداگانه استفاده شده‌اند. از این رو هدف از این پژوهش استفاده از هر سه نوع ویژگی در تشخیص ارقام است. همچنین در زمینه تفکیک گیاهان با شبکه عصبی مصنوعی، مطالعات زیادی صورت گرفته است ولی از روش انفیس که در مقایسه با شبکه عصبی کامل‌تر است تحقیقات محدودی صورت گرفته است، بنابراین در این مقاله از روش انفیس نیز برای تفکیک ارقام استفاده شده است.

### مواد و روش‌ها

برای انجام پژوهش حاضر، در ابتدا برگ‌های چهار رقم سیب جمع‌آوری شد، سپس تصاویر برگ‌ها تحت شرایط نور کنترل و تهیه شد و پس از جداسازی ناحیه مورد نظر، ویژگی‌ها استخراج و سرانجام با سیستم استنتاج عصبی‌فازی تطبیقی ارقام تفکیک شدند. شکل ۱ مراحل اصلی الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق را نشان می‌دهد. شرح کامل هر کدام از مراحل در بخش‌های زیر بیان شده است.



شکل ۱. مراحل اصلی الگوریتم پیشنهادی

پرديس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران منتقل شدند. این برگ‌ها داخل پوشه‌های کاغذی مخصوص قرار گرفتند تا شکل آنها حفظ شود و تغییر رنگ ندهند. پس از تهیه تصاویر، برگ‌ها به بخش بیماری‌شناسی گروه گیاه‌پزشکی پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران منتقل گردیدند و نوع ارقام با روش مولکولی PCR (polymerase chain reaction) تعیین شدند.

واریته‌ها، و بسیاری موارد دیگر اشاره کرد. مزایای استفاده از فناوری تصویربرداری، دقیق، غیرمخرب، و عملکرد بهتر آن است (Chen et al., 2002).

شناسایی ارقام و واریته‌ها از طریق بررسی میوه‌ها و برگ‌های گیاهان و درختان صورت می‌پذیرد که در اینجا به چند مورد آن اشاره می‌شود. Mahmoudi et al. (2010) ژنوتیپ‌های گوناگون گردو را با روش ماشین بینایی تشخیص دادند. در این تحقیق از روش شبکه عصبی مصنوعی و خواص رنگی و مورفولوژیکی برای تشخیص ژنوتیپ‌ها استفاده شد. نویسندگان گزارش کردند که با استفاده از مؤلفه آبی تصاویر رنگی، شبکه عصبی مصنوعی دقت ۹۴ درصد را در بهترین حالت ارائه داد. در پژوهشی دیگر واریته‌های گیاهان با آنالیز تصویر برگ گیاهان شناسایی شدند. در آنالیز تصاویر از ماتریس همرویدادی (Co-occurrence matrix) استفاده شد و نویسندگان دقت تشخیص ۹۱ درصد را گزارش کردند (Tsheko, 2007). Neethirajan et al. (2006) واریته‌های گندم را با استفاده از تصاویر به‌دست‌آمده با اشعه X طبقه‌بندی کردند. خصوصیات مورفولوژیکی تصاویر با استفاده از ممان‌های شکل و خصوصیات ساختاری نیز با ممان‌های ساختاری تصاویر محاسبه شدند. در این تحقیق عکس‌ها در سه رطوبت متفاوت گرفته شده‌اند و مشاهده شد که هرچه رطوبت بالا می‌رود نتایج دقیق‌تر می‌شود. دقت این تحقیق در بهترین حالت ۹۲/۸ درصد گزارش شد (Neethirajan et al., 2006). در تحقیقی دیگر نیز واریته‌های برنج با تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی تشخیص داده شد. واریته‌های برنج استفاده‌شده، ey7954, syz3, xs11, xy5968, xy9308, z903 بودند، از این واریته‌ها ۷ ویژگی رنگ و ۹ ویژگی مورفولوژیکی به‌دست آورده شد. از هر واریته حدود ۲۰۰ نمونه

### جمع‌آوری نمونه‌ها

نمونه‌های برگ استفاده‌شده در این تحقیق در اردیبهشت و خرداد ۱۳۹۲ از درخت‌های سیب کلکسیون مرکز تحقیقات اصلاح و تهیه نهال و بذر واقع در کمال شهر کرج و باغ پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران جمع‌آوری شدند. نمونه‌های سیب انتخاب‌شده شامل چهار رقم گرانی‌اسمیت، گلاب کهنز، گالا، و دلباراستیوال بودند (شکل ۲). نمونه‌ها برای تهیه تصاویر به گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی

ناحیه موردنظر وجود دارد. روش‌های مبتنی بر حد آستانه، لبه‌یابی، و ناحیه، روش‌های معمول در بخش‌بندی تصاویر هستند. در این تحقیق برای جداسازی برگ‌ها از پس‌زمینه، از روش حد آستانه استفاده شد. روش آستانه‌گذاری براساس تابع ۱ عمل می‌کند:

$$BW(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (\text{رابطه ۱})$$

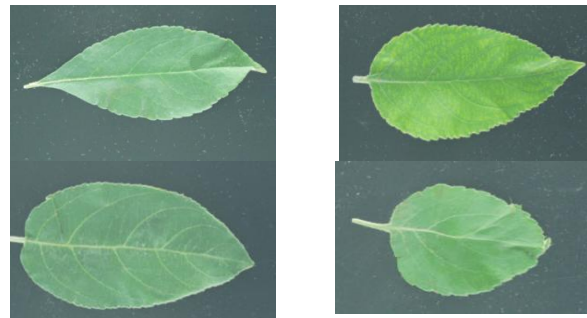
برطبق معادله ۱ هر پیکسلی از تصویر که شدت نور بیشتر از  $T$  داشته باشد جزء ناحیه مورد نظر (ناحیه برگ) است و مقدار پیکسلی یک می‌گیرد و هر پیکسلی که شدت نور کمتر از  $T$  داشته باشد، جزء پس‌زمینه تصویر محسوب می‌شود و مقدار پیکسلی صفر می‌گیرد (Gonzalez et al., 2009). پس از جداسازی تصویر برگ از پس‌زمینه، عملیات مورفولوژیکی اتساع<sup>۱</sup> و سایش<sup>۲</sup> با ساختاری دایره‌ای به قطر ۷ پیکسل برای تمایز دقیق نقاط مرزی بین لبه برگ و پس‌زمینه استفاده شدند. عملگرهای باز و بسته از ترکیب‌های متداول اتساع و سایش‌اند که در این تحقیق از آن‌ها استفاده گردید. نمونه‌ای از تصویر مربوط به این مرحله در شکل ۴ قابل مشاهده است. در این تحقیق همه الگوریتم‌ها با نرم‌افزار MATLAB (R2009a) نوشته شده‌اند.



شکل ۴. تصویر برگ پس از حذف پس‌زمینه

#### استخراج ویژگی‌های برگ ارقام گوناگون

هدف از استخراج ویژگی‌های تصویر، توصیف تصویر براساس بعضی از توصیف‌گرهای آماری است. به‌طور کلی تصاویر براساس سه نوع ویژگی مورفولوژیکی (هندسی)، رنگ، و بافت توصیف می‌شوند. در کاربردهای کشاورزی از ویژگی رنگ برای بررسی آفات و بیماری‌های پوستی محصولات، رسیدگی محصول، رقم، و مانند آن‌ها استفاده می‌شود. ویژگی‌های مورفولوژیکی عموماً در برگ‌گیرنده برآورد قطر، محیط، مساحت، شکل، و حجم هستند که برای درجه‌بندی محصول مورد نظر به کار گرفته می‌شوند. ویژگی‌های بافت نیز در تخمین میزان چروکیدگی روی سطح محصول، شناخت بیماری‌های گیاهی، شناسایی بافت خاک، و همچنین در حوزه کاشت و برداشت محصول کاربرد دارند.



شکل ۲. برگ ارقام آزمایش‌شده: الف) گرانی اسمیت، ب) گلاب کهنز، ج) کالا، و د) دلبار استیوال

#### تهیه تصاویر

به‌طورکلی ۱۰۰ نمونه برگ از هر رقم انتخاب شد. برای تهیه تصاویر برگ‌ها از چیدمان موجود در کارگاه طراحی و تحقیق گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران که دولتی و همکاران (۲۰۱۲) ساخته بودند، استفاده شد (شکل ۳). این چیدمان از چهار قسمت اصلی که شامل: محفظه عکس‌برداری یا نورپردازی، قسمت قرارگیری نمایشگر رایانه، موس و صفحه‌کلید، قسمت قرارگیری رایانه، و قسمت قرارگیری نمونه‌ها تشکیل شده است (Dowlati et al., 2012). از یک دوربین قابل تنظیم Canon EOS kiss x4 برای گرفتن تصاویر استفاده شد، تصاویر روی حافظه آن ذخیره و به کامپیوتر شخصی منتقل گردید. فاصله دوربین از برگ‌ها ۳۰ cm درنظر گرفته شد. زمینه عکس‌ها برای کاهش اثر سایه و نویز سیاه بود و از لامپ‌های فلورسنت میله‌ای داخل جعبه استفاده شد تا بهترین تصویر با کمترین نویز آماده شود.



شکل ۳. تصویر چیدمان استفاده شده

#### جداسازی برگ از زمینه

بخش‌بندی، تصویر را به ناحیه‌های سازنده آن یا اشیا تقسیم‌بندی می‌کند. بخش‌بندی تصویر از مهم‌ترین مراحل پردازش تصاویر است. روش‌های گوناگونی برای بخش‌بندی

1. Dilation  
2. Erosion

به منظور استخراج ویژگی‌های بافتی نیز از روش ماتریس هم‌رویدادی سطح خاکستری استفاده شد. این روش روشی آماری است که دارای جفت سطوح خاکستری در انتهای یک دوقطبی در مکان، جهت، و طول رندوم است. این ویژگی‌ها مربوط به یک جفت پیکسل است. ماتریس هم‌رویدادی (Gray level co-occurrence matrix) ماتریسی مربعی با عناصر مربوط به فرکانس نسبی جفت پیکسل‌های مجزا با سطح خاکستری برابر که در جهت خاص و فاصله خاص قرار دارند، است. به طور کلی یک ماتریس هم‌اتفاق  $G \times G$  با نام  $P$  برای یک بردار جابه‌جایی  $d=(d_x, d_y)$  به صورت معادله ۲ تعریف می‌شود:

(رابطه ۲)

$$P(i, j) = \left| \left\{ ((r, s), (t, v)) : I(r, s) = i, I(t, v) = j \right\} \right|$$

در معادله ۲،  $I(0,0)$  نشان‌دهنده عکسی با اندازه  $N \times N$  که مقادیر خاکستری  $G$ ،  $(r, s), (t, v) \in N \times N$  و  $(t, v) = (r + d_x, s + d_y)$  دارد، است. این ماتریس سپس برحسب اندازه و جهت بردار  $d$  محاسبه می‌شود. برای شناسایی ارقام، ماتریس هم‌رویدادی به تصاویر سطح خاکستری اعمال شد که اندازه بردار  $d$  یک و جهت‌های ۰، ۴۵، ۹۰، و ۱۳۵ درجه در نظر گرفته شدند و در پایان ماتریس‌های هم‌رویدادی حاصل نرمال‌سازی شدند، به این صورت که مجموع آرایه‌ها در ماتریس حاصل برابر یک شد. برای توصیف بافت، چهار توصیف‌گر انرژی (Energy)، کنتراست (Contrast)، همگنی (Homogeneity)، و پیچیدگی (Complexity) در هر چهار جهت استفاده شدند (Gonzalez et al., 2009) که در مجموع ۱۶ ویژگی بافتی (۴ توصیف‌گر \* ۴ جهت) از تصاویر استخراج شدند.

#### انتخاب مؤلفه‌های اصلی

روشی مؤثر برای کاهش ابعاد بردار ورودی، استفاده از تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA) است (Mollazade et al., 2012; Gonzalez et al., 2009). تحلیل مؤلفه‌های اصلی از انواع روش‌های تحلیل داده‌های چندمتغیره است که هدف اصلی آن تقلیل بعد مسئله مطالعه شده است. با تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌توان تعداد زیادی متغیر مستقل همبسته را با تعداد محدودی متغیر جدید که مؤلفه‌های اصلی نامیده می‌شوند و ناهمبسته‌اند، جایگزین کرد. به دلیل اینکه سیستم استخراج فازی-عصبی به تعداد ورودی‌ها حساس است و تعداد قوانین و مدت زمان آموزش با افزایش تعداد ورودی‌ها افزایش می‌یابند، از روش PCA در نرم‌افزار متلب برای کاهش تعداد داده‌های ورودی استفاده شد و مقدار ۰/۰۲ را برای پارامتر  $maxfrac$  (نسبت بیشینه واریانس برای ردیف‌های حذف‌شده) اختصاص یافت.

به دلیل اینکه تشخیص ارقام از روی ظاهر و ساختار برگ صورت می‌گیرد، در این تحقیق سعی شده است از ویژگی‌هایی استفاده شود که تفاوت ارقام را به خوبی نشان دهد. به همین دلیل از هر سه نوع ویژگی (مورفولوژیک، رنگ، و بافت) برای توصیف تصاویر استفاده شد که در بخش‌های بعدی به توصیف هر کدام از این ویژگی‌ها می‌پردازیم. توضیح مختصری در خصوص هر کدام از این ویژگی‌ها، در جدول ۱ آمده است.

#### به دست آوردن ویژگی‌های مورفولوژیکی برگ

پس از جداسازی ناحیه مورد نظر، ویژگی‌های آن ناحیه باید استخراج شوند. به منظور محاسبه خواص مورفولوژیکی برگ‌ها، در ابتدا تصاویر به تصاویر باینری تبدیل شدند. پارامترهای مورفولوژیکی محاسبه شده برای شناسایی ارقام گوناگون عبارت‌اند از: طول محور اصلی (Major Axis Length)، طول محور فرعی (Minor Axis Length)، قطر معادل (Equivalent Diameter)، سطح چندضلعی محیطی (Convex Hull Area)، وسعت (Extent)، یکپارچگی (Solidity)، گریز از مرکز (Eccentricity)، و نسبت طول محور اصلی به طول محور فرعی. توضیحات هر یک از این ویژگی‌ها در منبع (Gonzalez et al., 2009) به طور مفصل آمده است.

#### محاسبه خواص رنگی برگ

در استخراج ویژگی‌های رنگی برگ‌ها از روش آماری مرتبه اول استفاده شد. روش آماری مرتبه اول مقدار یک سطح خاکستری را در یک سری نقاط از تصویر اندازه‌گیری می‌کند و می‌تواند از نمودار هیستوگرام شدت پیکسل‌ها در تصویر محاسبه شود. این روش فقط به مقادیر تک تک پیکسل‌ها به طور مجزا وابسته است و به ارتباط بین پیکسل‌ها و اثر متقابل آنها با پیکسل‌های همسایه وابسته نیست. هیستوگرام تصویر در حقیقت نموداری است که توزیع شدت پیکسل‌ها را در تصویری خاکستری نشان می‌دهد. در کانال RGB یک سری پارامترهای رنگی مرتبه اول که عبارت‌اند از: متوسط (Mean)، انحراف معیار (Standard deviation)، آنتروپی (Entropy)، و انرژی (Energy)، برای هر یک از مؤلفه‌های رنگی برگ محاسبه شدند (Gonzalez et al., 2009). همچنین رابطه نرمال‌شده  $(R-B)/(R+B)$  از تصاویر استخراج شد که رابطه  $(R-B)/(R+B)$  براساس تحقیقات کاواشیما و ناکاتی بیشترین همبستگی را با میزان کلروفیل داخل برگ و در نتیجه با رنگ‌دانه‌های برگ داشت (Kawashima and Nakati, 1998). در نتیجه ۱۳ ویژگی رنگی (۴ ویژگی \* ۳ مؤلفه رنگی + ویژگی  $(R-B)/(R+B)$ ) از تصاویر به دست آمدند.

#### استخراج ویژگی‌های بافتی

نقشی نداشتند، حذف شدند و تعداد ویژگی‌ها که در مجموع ۳۷ عدد بود، به پنج عدد کاهش یافت. بنابراین تعداد داده‌های ورودی ۸۹/۱۸ درصد کاهش یافته است.

برای این منظور، پس از بررسی داده‌ها براساس واریانس، پنج ویژگی مهم (PC) از ویژگی‌های استخراج‌شده از هر تصویر انتخاب شدند و داده‌های اضافی و داده‌هایی که در دسته‌بندی

جدول ۱. توصیف ویژگی‌های استفاده‌شده

ویژگی‌های بافتی		ویژگی‌های رنگی برگ		ویژگی‌های مورفولوژیکی برگ	
شرح	نام ویژگی	شرح	نام ویژگی	شرح	نام ویژگی
مجموع مربعات شدت پیکسل‌ها.	انرژی	مقیاسی از شدت میانگین.	متوسط	طول محور بزرگ بیضی محاط بر تصویر.	طول محور اصلی
مقیاسی از کنتراست شدت بین یک پیکسل و همسایه آن روی کل تصویر.	کنتراست	مقیاسی از کنتراست میانگین.	انحراف معیار	طول محور کوچک بیضی محاط بر تصویر.	طول محور فرعی
نزدیکی توزیع عناصر در ماتریس را در مقایسه با قطر ماتریس تعیین می‌کند.	همگنی	مقیاسی از تصادفی بودن.	آنتروپی	قطر دایره با مساحتی برابر با ناحیه.	قطر معادل
		مجموع مربعات شدت پیکسل‌ها.	انرژی	کوچک‌ترین چندضلعی محدبی که ناحیه را در بر می‌گیرد.	سطح چندضلعی محیطی
		رابطه نرمال شده نسبت تفاضل مؤلفه‌های قرمز و آبی به مجموع آن مؤلفه‌ها.	$(R-B)/(R+B)$	نسبت پیکسل‌ها در مستطیل دربرگیرنده که در ناحیه وجود دارند.	وسعت
				نسبت پیکسل‌ها در در پوسته محدب که در ناحیه نیز وجود دارند.	استحکام
				نسبت فاصله بین کانون بیضی و طول محور اصلی آن است.	گریز از مرکز
				نسبت طول محور اصلی نسبت طول محورها.	نسبت طول محور اصلی نسبت طول محور فرعی

جانگ<sup>۱</sup> در سال ۱۹۹۳ توانست از قدرت زبانی سیستم‌های فازی و آموزش شبکه‌های عصبی استفاده کند و سیستمی با عنوان سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه کند که این سیستم‌ها به سیستم‌های انفیس معروف شدند. انفیس به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی/خروجی سامانه استنتاج فازی (FIS) ایجاد می‌کند. پارامترهای توابع عضویت این سامانه از طریق الگوریتم پس‌انتشار یا ترکیب آن با روش حداقل مربعات به سامانه‌های فازی اجازه می‌دهد تا ساختار خود را از مجموعه داده‌ها فراگیرد (Jang, 1993). سرعت آموزش بالا، الگوریتم یادگیری مؤثرتر، و سادگی سیستم فازی عصبی از مزایای این روش در مقایسه با روش‌های دیگر است (Keshavarzmehr, et al., 2011).

گفتنی است همه مدل‌سازی‌ها برای یافتن ارتباط بین ویژگی‌های مستخرج از برگ‌ها و نوع رقم، با استفاده از سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی در محیط نرم‌افزار MATLAB

### تفکیک و شناسایی تصاویر

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی از ترکیب سامانه فازی با شبکه‌های عصبی تشکیل یافته است که مزایای هر دو روش را دربر می‌گیرد. به همین دلیل برای جداسازی و تفکیک رقم‌ها از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (انفیس) استفاده شد. در ادامه به توصیف این طبقه‌بندی پرداخته می‌شود.

#### سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (انفیس)

هر کدام از سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی مزایا و نواقصی دارند. سیستم فازی قادر به استفاده از زبان بشری است و می‌تواند از تجربیات بشری و افراد متخصص و خبره استفاده کند در حالی که قادر به یادگیری نیست. به عبارت دیگر با استفاده از داده‌های مشاهده‌ای نمی‌توان سیستم فازی را آموزش داد. اما شبکه‌های عصبی با استفاده از مجموعه داده‌ها، قابلیت خودآموزی دارند. در عین حال شبکه‌های عصبی غیرصریح هستند و قادر به استفاده از زبان بشری نیستند. اولین بار

مرکب (Hybrid))، و حالت ایجاد سیستم استنتاجی<sup>۱</sup> (دسته‌بندی شبکه‌ای<sup>۲</sup> و دسته‌بندی کاهشی<sup>۳</sup>) برای دسته‌بندی برگ‌ها امتحان شدند (جدول ۲). نتایج حاصل نشان داد که دو سیستم استنتاجی با تابع عضویت ورودی و خروجی به ترتیب مثلثی و خطی، روش آموزش مرکب در هر دو حالت دسته‌بندی شبکه‌ای و دسته‌بندی کاهشی بالاترین دقت‌ها را داشتند. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که در تشخیص ارقام سیب نیز، روش آموزش مرکب در مقایسه با پس‌انتشار خطا، دقت بالاتری دارد.

به دلیل اینکه هر دو مدل درصد تشخیص صحیح (CCR) یکسانی دارند، برای انتخاب بهترین ساختار باید خطای RMSE و سایر پارامترهای دو مدل با هم مقایسه شوند که در اینجا خطای آموزش و تست، تعداد قوانین، و مدت زمان آموزش بررسی شدند. ساختارهای مربوط به بهترین سیستم‌های استنتاجی در شکل ۵ قابل مشاهده است. اختلاف بین این دو مدل به تفصیل در جدول ۴ آمده است. در ساختار مدل انفیس بر مبنای دسته‌بندی شبکه‌ای (شکل ۵-الف)، سیستم استنتاجی دارای پنج ورودی و سه تابع عضویت به‌ازای هر ورودی است که ۲۴۳ قانون فازی برای این سیستم به‌دست آمد. سیستم استنتاجی بر پایه دسته‌بندی کاهشی (شکل ۵-ب) نیز دارای ۱۸ تابع عضویت و ۱۸ قانون است. پارامترهای استفاده‌شده در روش دسته‌بندی کاهشی نیز در جدول ۳ نشان داده شده است. از نتایج جدول ۴ می‌توان نتیجه گرفت که دقت سیستم استنتاجی با افزایش قوانین فازی، افزایش می‌یابد.

باتوجه به نتایج جدول ۴، مقدار جذر میانگین مربعات خطای داده‌های آزمایشی (RMSE<sub>test</sub>) برای تکنیک دسته‌بندی شبکه‌ای، ۰/۲۶ و برای تکنیک دسته‌بندی کاهشی ۱/۱۴۵ است. بنابراین با مقایسه این شاخص آماری می‌توان نتیجه گرفت که مدل انفیس به‌دست‌آمده با تکنیک دسته‌بندی شبکه‌ای در مقایسه با تکنیک دسته‌بندی کاهشی روش مناسب‌تری برای ایجاد ساختار سیستم استنتاج فازی در تشخیص ارقام است. مهم‌ترین محدودیت روش دسته‌بندی شبکه‌ای این است که تعداد قوانین به‌صورت نمایی با افزایش تعداد ورودی و توابع عضویت به‌شدت افزایش می‌یابند. در نتیجه این مدل نیاز به زمان طولانی برای آموزش سیستم استنتاجی دارد (جدول ۴) که این محدودیت را می‌توان با کاهش تعداد ورودی با روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی برطرف کرد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که

انجام شده است. در تمام مدل‌ها، تعداد ورودی و خروجی به ترتیب پنج و یک در نظر گرفته شد. از مجموع ۴۰۰ داده، تعداد ۲۰۰ عدد (۵۰ درصد) برای آموزش، ۸۰ عدد (۲۰ درصد) برای اعتبارسنجی و تعداد ۱۲۰ عدد (۳۰ درصد) برای تست سیستم استنتاجی استفاده شدند. همچنین، هر مدل ۱۰ تکرار (epoch) تحت آموزش قرار گرفتند و ۱۰ تکرار آزمایش شدند. مدل‌های توسعه‌دهنده، سپس به‌وسیله درصد تشخیص صحیح (CCR) و میانگین مجذور مربع خطا (RMSE) ارزیابی شدند.

به دلیل اینکه در شبکه‌های عصبی، نحوه عملکرد داخلی شبکه روشن نیست، برای تعیین ساختار شبکه از آزمون و خطا استفاده می‌شود. از این رو تعدادی از شبکه‌های عصبی-فازی با ساختارهای گوناگون امتحان شدند تا بتوان به بهترین مدل دست یافت.

در سیستم استنتاجی از دو روش ترکیبی و پس‌انتشار خطا برای آموزش استفاده می‌شود که روشی ترکیبی است که در مقایسه با روش پس‌انتشار کامل‌تر است، از دو روش گرادیان نزولی و حداقل مربعات بازگشتی برای بهینه‌سازی سیستم استنتاجی استفاده می‌شود. بدین صورت که از الگوریتم گرادیان نزولی برای به‌روزرسانی پارامترهای غیرخطی شبکه و از تخمین‌زن حداقل مربعات بازگشتی برای تنظیم وزن‌های شبکه استفاده می‌شود.

### شاخص‌های آماری

برای گزارش نتایج سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، از معیارهای جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین درصد تشخیص صحیح (correct classification rate: CCR) استفاده شده است. فرمول مربوط به هر کدام در ادامه بیان شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$CCR = \frac{N_{right}}{N} \quad (\text{رابطه ۴})$$

### نتایج و بحث

به‌منظور تشخیص رقم‌ها، پس از تهیه و پردازش تصاویر با نرم‌افزار متلب، ویژگی‌های تصاویر استخراج شدند. از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای شناسایی ارقام متفاوت استفاده شد. ساختار سیستم استنتاجی، به دلیل اهمیتی که در سرعت یادگیری و دقت طبقه‌بندی دارد، مهم‌ترین فاکتور در طراحی سیستم‌های استنتاجی است. از این رو، ترکیبات گوناگون توابع عضویت (مانند مثلثی، ذوزنقه‌ای، زنگوله‌ای، گوسین)، روش آموزش (پس‌انتشار خطا (Back propagation) و

1. Generate FIS  
2. Grid Partition  
3. Sub. Clustering

پتانسیل داده‌ها طبقه‌بندی می‌کند و در صورتی که تعداد طبقه‌های مجموعه مشخص نباشد، از این روش می‌توان برای تخمین تعداد طبقه‌ها و مراکز آن‌ها استفاده کرد. در این تحقیق به دلیل اینکه نوع توابع عضویت و تعداد دسته‌ها مشخص است، سیستم استنتاجی بر مبنای روش دسته‌بندی شبکه‌ای توانست با دقت بالایی این دسته‌بندی را انجام دهد.

سیستم استنتاجی بر مبنای روش دسته‌بندی شبکه‌ای در مقایسه با دسته‌بندی کاهشی برتری دارد. دلیل این نتیجه را باید در ساختار دو روش دسته‌بندی جست‌وجو کرد. دسته‌بندی شبکه‌ای فضای داده‌ها را بر اساس تعداد و نوع توابع عضویت تقسیم می‌کند به طوری که بر هر فضایی یکی از قواعد اگر و آنگاه حاکم است ولی دسته‌بندی کاهشی داده‌ها را بر اساس

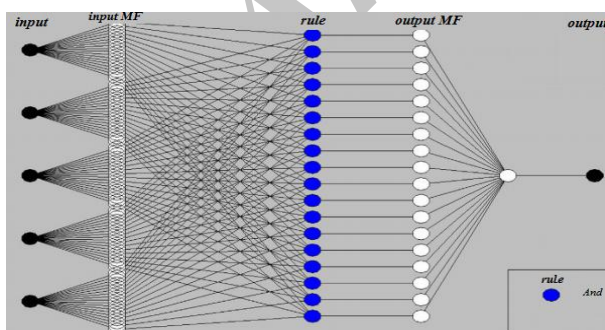
جدول ۲. نتایج سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای شناسایی ارقام

خروجی	ثابت												
	پار تیشن بندی						خوشه بندی کاهشی						
حالت ایجاد انفیس	مرکب						مرکب						
حالت آموزش انفیس	پس انتشار						پس انتشار						
تابع عضویت ورودی	مثلثی	دورنقه‌ای	زنگوله‌ای	گوسین	مثلثی	دورنقه‌ای	زنگوله‌ای	گوسین	مثلثی	دورنقه‌ای	زنگوله‌ای	گوسین	
نتایج آموزش	۱۰۰	۷۸۷۷	۹۸/۱۱	۱۰۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰	۷۲/۵۲	۹۸/۱۱	۸۰/۶۶	۱۰۰
نتایج تست	۹۳	۷۴	۹۱	۹۲	۰	۰	۰	۰	۹۳	۶۵	۹۰	۷۷	۹۳

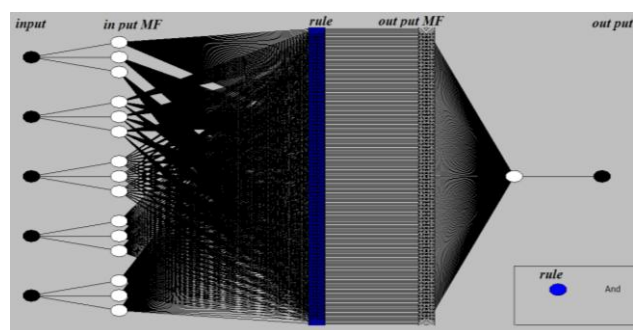
خروجی	خطی											
	پار تیشن بندی						خوشه بندی کاهشی					
حالت ایجاد انفیس	مرکب						مرکب					
حالت آموزش انفیس	پس انتشار						پس انتشار					
تابع عضویت ورودی	مثلثی	دورنقه‌ای	زنگوله‌ای	گوسین	مثلثی	دورنقه‌ای	زنگوله‌ای	گوسین	مثلثی	دورنقه‌ای	زنگوله‌ای	گوسین
نتایج آموزش	۱۰۰	۹۸/۱۱	۹۸	۱۰۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰	۷۷/۸۳	۸۷/۳۸	۹۹
نتایج تست	۹۵/۸۳	۹۲/۱۶	۹۳	۹۰	۰	۰	۰	۰	۹۵/۸۳	۸۰	۸۰	۹۲

جدول ۳. پارامترهای استفاده شده در روش دسته‌بندی کاهشی

پارامترهای استفاده شده	نسبت عدم پذیرش <sup>۴</sup>	نسبت پذیرش <sup>۳</sup>	ضریب انتقال <sup>۲</sup>	شعاع مؤثر <sup>۱</sup>
مقادیر پارامترها	۰/۱۵	۰/۵	۱/۲۵	۰/۵



(ب)



(الف)

شکل ۵. ساختار بهترین مدل های انفیس برای تفکیک ارقام سیب: (الف) سیستم استنتاجی با روش دسته‌بندی شبکه‌ای، (ب) سیستم استنتاجی با روش دسته‌بندی کاهشی

1. Range of influence
2. Squash factor
3. Accept ratio
4. Reject ratio

که از جدول ۵ مشخص است، برای رقم گرانی اسمیت دقت ۹۳/۳۳ درصد، رقم گلاب کهنز ۹۳/۳۳ درصد، رقم گالا ۹۶/۶۷ درصد، و رقم دلبار استیوال دقت ۱۰۰ درصد به دست آمدند. این نتایج مبین این حقیقت هستند که سیستم استنتاج فازی-عصبی دقت بسیار بالایی دارد و برای طبقه‌بندی و تفکیک ارقام سیب می‌توان از این روش استفاده کرد.

پس از تست بهترین سیستم استنتاجی با داده‌های آزمایشی، داده‌های واقعی با نتایج سیستم استنتاجی مطابقت داده شدند که ماتریس اغتشاش و دقت سیستم استنتاجی منتخب در جدول ۵ قابل مشاهده است. نتایج نشان داد که در حالت آموزش سیستم استنتاج فازی برای همه ارقام دقت ۱۰۰ درصد حاصل شد (جدول ۲) و در حالت آزمایش همان‌طور

جدول ۲. شاخص‌های مدل‌های انفیس برتر

توابع عضویت	روش بهینه‌سازی	حالت ایجاد انفیس	CCR(درصد)	RMSE <sub>tr</sub>	RMSE <sub>tst</sub>	تعداد قوانین فازی	زمان آموزش(s)	توابع عضویت	
								ورودی	خروجی
مثلی	خطی	مرکب	۹۵/۸۳	۰/۰۸۷	۰/۲۶	۲۴۳	۴۵	مثلی	خطی
مثلی	خطی	مرکب	۹۵/۸۳	۰/۱۶۵	۱/۱۴۵	۱۸	۵	مثلی	خطی

RMSE<sub>tr</sub>: جذر میانگین مربعات خطای آموزش RMSE<sub>tst</sub>: جذر میانگین مربعات خطای تست

جدول ۳. ماتریس اغتشاش و دقت مربوط به تشخیص ارقام

رقم	گرانی اسمیت	گلاب کهنز	گالا	دلبار استیوال
گرانی اسمیت	۲۸	۰	۰	۰
گلاب کهنز	۲	۲۸	۰	۰
گالا	۰	۲	۲۹	۰
دلبار استیوال	۰	۰	۱	۳۰
دقت(درصد)	۹۳/۳۳	۹۳/۳۳	۹۶/۶۷	۱۰۰

دلبار استیوال، براساس ویژگی‌های برگ‌ها ارائه شد. در الگوریتم پیشنهادی پس از پردازش تصاویر و استخراج ویژگی‌ها از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای طبقه‌بندی و تفکیک ارقام استفاده شد. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که سیستم فازی-عصبی با تابع عضویت ورودی و خروجی به ترتیب مثلی و خطی، روش آموزش مرکب، و حالت ایجاد دسته‌بندی شبکه‌ای بالاترین دقت را داشت و خطای آموزش و تست برای این سیستم استنتاجی به ترتیب ۰/۰۸۷ و ۰/۲۶ به دست آمد. در نتیجه سیستم استنتاجی با دقت ۹۵/۸۳ درصد توانست ارقام را تشخیص دهد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که الگوریتم پیشنهادی دقت خوبی برای طبقه‌بندی ارقام دارد.

نتایج تحقیقات قبلی نشان داد که الگوریتم مبتنی بر پردازش تصویر و شبکه عصبی با دقت ۹۴ درصد توانست ژنوتیپ‌های گردو را تشخیص دهد (Mahmoudi, et al., 2010). همچنین Zhao-yan et al, (2005) به این نتیجه رسیدند که با تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی می‌توان واریته‌های برنج را با دقت ۹۰/۵ درصد تشخیص داد. نتایج حاصل از این تحقیق علاوه بر تأیید یافته‌های محققان پیشین، دقت بالاتری در مقایسه با تحقیقات مشابه نیز نشان داد.

### نتیجه‌گیری کلی

در این تحقیق روشی مبتنی بر پردازش تصویر برای شناسایی و تفکیک چهار رقم سیب گرانی اسمیت، گلاب کهنز، گالا، و

### REFERENCE

Chen, Y. R., Chao, K., and Kim, M. S. (2002). Machine Vision Technology For Agricultural Applications. *Computers and Electronics In Agriculture*, 36 (2), 173-191.  
Dowlati, M., Mohtasebi, S. S., Omid, M., Razavi, S. H., Jamzad, M. & De La Guardia, M. (2013).

Freshness Assessment of Gilthead Sea Bream (Sparus Aurata) by Machine Vision Based on Gill And Eye Color Changes. *Journal of Food Engineering*. 119(2), 277-287.  
Gonzalez, R. C., Woods, R. E. and Eddins, S. L. (2009). Digital Image Processing Using MATLAB.



- Jang, J. S. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions On* 23 (3), 665-685.
- Keshavarzmehr, M. (2011). *Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms*, Tehran (In Farsi).
- Kolyayee, R., Khabbaz, H., Kamali, H., (2001). *Guide to Pests, Diseases and Weeds*, Tehran (In Farsi).
- Neethirajan, S. & Karunakaran, C. (2006). Classification of Vitreousness In Durum Wheat Using Soft X-Rays and Transmitted Light Images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 53, 71-78.
- Mahmoudi, M., Khazaei, J., Vahdati, K., Taleb, M. (2010). Walnut Genotype Detection Using Machine Vision Technique, the 5<sup>th</sup> *National Congress of Agricultural Machinery And Mechanization*, Mashhad (In Farsi).
- Mehl, P. M., Chen, Y. R., Kim, M. S. And Chan, D. E. (2004). Development of Hyperspectral Imaging Technique For The Detection of Apple Surface Defects And Contaminations. *Journal of Food Engineering*, 61(1), 67-81.
- Mollazade, K., Omid, M. and Arefi, A. (2012). Comparing Data Mining Classifiers For Grading Raisins Based on Visual Features. *Computers And Electronics In Agriculture*, 84 (0), 124-131.
- Xing, J., Saeys, W. and De Baerdemaeker, J. (2007). Combination of Chemometric Tools And Image Processing For Bruise Detection on Apples. *Computers And Electronics In Agriculture*, 56(1), 1-13.
- Tsheko, R.,(2007). Discrimination of Plant Species Using Co-occurrence Matrix of Leaves. 12.
- Zhao-Yan, L. and C. Fang, (2005) Identification of Rice Seed Varieties Using Neural Network. *Journal of Zhejiang University Science*, 6.

Archive of SID