

شناسایی و طبقه‌بندی توده‌های زیره پارسى (*Bunium persicum* Boiss) با روش پردازش تصویر در ترکیب با شبکه‌های عصبی مصنوعی

عاطفه نکوئی^۱، مجید دولتی^{۲*} و ایمان گلپور^۳

چکیده

زیره پارسى (*Bunium persicum*) از جمله گیاهان دارویی با ارزش اقتصادی و صادراتی بالا است که تشخیص و طبقه‌بندی توده‌های آن مهم است. این عمل با استفاده از بازرسی دستی و بصری بسیار وقت‌گیر و دارای خطا است. فناوری بینایی ماشین به عنوان روشی جدید و غیرمخرب می‌تواند روش بسیارخوبی برای شناسایی و طبقه‌بندی آن‌ها باشد. هدف از انجام این پژوهش شناسایی توده‌های زیره با استفاده از ویژگی‌های رنگی و بافتی به کمک پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی است. در این پژوهش هفت توده زیره پارسى از رویشگاه‌های طبیعی استان کرمان جمع‌آوری شد و پس از تهیه تصاویر نمونه‌ها، ۳۶ ویژگی رنگی و ۱۰۸ ویژگی بافتی از این تصاویر در نظر گرفته شد. شناسایی توده‌ها با استفاده از شبکه عصبی پس انتشار انجام شد. بر مبنای نتایج این پژوهش، میانگین دقت طبقه‌بندی با شبکه یک لایه برای ویژگی‌های رنگی، ویژگی‌های بافتی و ترکیب ویژگی‌های بافتی و رنگی به ترتیب ۹۳/۵۵٪، ۹۳/۵۰٪ و ۹۶/۴۰٪ به دست آمد. همچنین کمترین میانگین خطای مربعات، برای ویژگی‌های رنگی، بافتی و ترکیب ویژگی‌های بافتی و رنگی، به ترتیب ۰/۱۷۲، ۰/۱۸۲ و ۰/۱۴۸ حاصل شد. نتایج این پژوهش نشان داد که فن‌آوری بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی مصنوعی، توانایی بسیار بالایی در طبقه‌بندی و شناسایی توده‌های مختلف زیره پارسى به ویژه در حالت استفاده از ترکیب ویژگی‌های بافتی و رنگی دارد.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، زیره پارسى، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ویژگی‌های رنگی و بافتی.

ارجاع: نکوئی ع. دولتی م. و گلپور ا. ۱۳۹۵. شناسایی و طبقه‌بندی توده‌های زیره پارسى (*Bunium persicum* Boiss) با روش پردازش تصویر در ترکیب با شبکه‌های عصبی مصنوعی. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۵ (۱): ۳۷-۴۶.

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه جیرفت.

۲- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه جیرفت.

۳- باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه.

*نویسنده مسئول: majid_dowlati@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۴/۱۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۲/۰۸

مقدمه

زیره پارسی با نام‌های: زیره سیاه، زیره کوهی، زیره کرمان و با نام علمی *Bunium Persicum Boiss* گیاهی دولپه‌ای چندساله، علفی و خودگرده افشان با گل‌هایی هرمافرودیت و از خانواده چتریان است. این گیاه در مکان‌های دارای آب و هوای معتدل و ارتفاع ۱۸۰۰ تا ۳۱۰۰ متر از سطح دریا و زمستانی پوشیده از برف رویش می‌کند (قهرمان، ۱۳۷۲). رویش‌گاه‌های طبیعی این گیاه شامل ایران و بعضی از مناطق افغانستان، پاکستان، تاجیکستان و شمال هندوستان است. این گیاه تاکنون اصلاح نشده و واریته‌ای از آن منتشر نشده است و فقط به صورت وحشی و خودرو در رویشگاه‌های طبیعی خود رشد می‌کند. در راستای اصلاح ژنتیکی توده‌های زیره پارسی، شناسایی اکوتیپ‌های آن مهم است. بدین منظور، روش‌های مختلفی مانند استفاده از خواص مورفولوژیکی و مولکولی را می‌توان نام برد. استفاده از خواص مورفولوژیکی به دلیل این که تابع عوامل محیطی است، دقیق نیستند، و روش‌های مولکولی نیز با وجود دقت بالا، بسیار پرهزینه و زمان‌بر هستند (محمودی و همکاران، ۱۳۸۷). پس استفاده از روش‌های جایگزین در این خصوص ضروری به نظر می‌رسد.

امروزه از روش پردازش تصویر در صنایع غذایی استفاده گسترده‌ای می‌شود. این روش به دلیل سرعت بالا، قابلیت اتوماسیون و همچنین غیرمخرب بودن گسترش یافته است. تاکنون از روش پردازش تصویر در درجه‌بندی دانه‌های غلات، ذرت، پسته، بازرسی کیفی محصولات پخته شده، بازرسی سیب، شناسایی بادام‌های صدمه دیده و تعیین ابعاد دانه‌ها استفاده شده است (رضوی و همکاران، ۲۰۱۰). شناسایی و طبقه‌بندی ارقام و واریته‌ها پس از استخراج ویژگی‌های تصاویر نمونه‌های مورد بررسی مانند میوه‌ها و غلات با روش پردازش تصویر، با شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام می‌شود. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، به عنوان رایج‌ترین و پرکاربردترین شبکه‌های عصبی، جزو شبکه‌های عصبی پیشخور است که می‌تواند با انتخاب مناسب لایه‌ها و نرون‌ها، یک نگاشت غیرخطی را با دقت مناسب انجام دهند. چن و همکاران (۲۰۱۰) پنج واریته ذرت را با دقت بیشتر از ۹۰٪ با روش تشخیص الگو و شبکه‌های عصبی مصنوعی تشخیص دادند. کورتولمووس و همکاران (۲۰۱۶) نیز با استفاده از شبکه عصبی MLP، توانستند به طبقه‌بندی بذره‌های هشت واریته فلفل با

میانگین دقت طبقه‌بندی ۸۴/۹۴٪ دست پیدا کنند. محمودی و همکاران (۱۳۸۷) با استفاده از ویژگی‌های رنگی و مورفولوژی با کمک شبکه عصبی مصنوعی، ژنوتیپ‌های مختلف گردو را با میانگین دقت طبقه‌بندی ۹۴٪ تشخیص دادند. همچنین پژوهشگرانی دیگر بر اساس استخراج ۱۰۸ ویژگی بافتی و شبکه عصبی پس انتشار به تشخیص توده ارقام شلتوک، برنج قهوه‌ای و سفید پرداختند که پس از ارزیابی شبکه‌های یک لایه با استفاده از ویژگی‌های بافتی، بیشترین میانگین دقت طبقه‌بندی برای ارقام شلتوک، برنج قهوه‌ای و سفید به ترتیب ۹۲/۲، ۹۷/۸ و ۹۸/۹٪ حاصل شد (گلپور و همکاران، ۲۰۱۴). در پژوهشی با استفاده از الگوریتم‌های پردازش تصویر نسبت به استخراج ویژگی‌های رنگی و بافتی از دانه غلات (گندم، جو، جو دوسر و چاودار) و طبقه‌بندی آن‌ها به صورت تکی و توده‌ای اقدام شد که دقت طبقه‌بندی برای یک دسته ده‌تایی از ویژگی‌های رنگی و بافت برای نمونه‌های توده ۹۹٪ به دست آمد و برای تصاویر دانه‌های تکی برای حداقل ۳۰ ویژگی (مورفولوژی، رنگ و بافت) میانگین دقت طبقه‌بندی بین ۹۶ و ۹۹٪ گزارش شد (پالیوال و همکاران، ۲۰۰۴).

بررسی منابع نشان می‌دهد که مشخص شد که تاکنون پژوهشی در زمینه تشخیص توده‌های زیره پارسی بر اساس روش پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام نشده است. پس هدف از این پژوهش، توسعه روشی بر مبنای ویژگی‌های بافت و رنگ تصاویر توده‌های زیره پارسی به کمک پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی است تا در شناسایی و طبقه‌بندی توده‌های زیره پارسی گامی مؤثر برداشته شود.

مواد و روش‌ها

برای انجام این پژوهش، ابتدا نمونه‌هایی از زیره پارسی (*Bunium Persicum Boiss*) جمع‌آوری شد، سپس تصاویر زیره‌ها تحت شرایط نورپردازی یکسان تهیه شد و پس از عملیات پیش پردازش، ویژگی‌های رنگی و بافتی در نظر گرفته شدند. در نهایت این توده‌های زیره پارسی در مراحل مختلف چون تهیه نمونه، اکتساب تصاویر، عملیات پیش پردازش، استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی با کمک الگوریتم‌های مشخص و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، شناسایی و طبقه‌بندی شدند.

جمع‌آوری نمونه‌ها

کرمان تهیه شد (شکل ۱). برای انجام آزمایش، ناخالصی‌های نمونه‌ها شامل کاه و کلش، بذر گیاهان دیگر از آن‌ها جدا، و برای تصویربرداری آماده شدند.

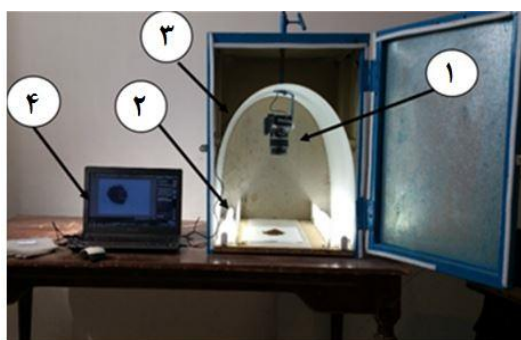
در این بررسی، هفت توده زیره پارسى بافت، رابر، خبر، سبلوئیه، کوهبنان، سیریز و جوپار بررسی شدند. نمونه‌ها هر کدام به مقدار ۲۰ تا ۳۰ گرم از رویشگاه‌های طبیعی استان



شکل ۱- هفت توده‌ی زیره پارسى جمع‌آوری شده از رویشگاه‌های طبیعی استان کرمان

اکتساب تصاویر

برای تهیه تصاویر نمونه‌های زیره از چیدمان تصویربرداری موجود در گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم دانشگاه جیرفت، استفاده شد (شکل ۲). این چیدمان شامل سامانه تصویربرداری شامل دوربین دیجیتال، محفظه نورپردازی، مجموعه رایانه شخصی و متعلقات آن، نرم‌افزار تصویربرداری خودکار و سایر نرم‌افزارهای پردازش تصویر و قسمت قرارگیری نمونه‌ها است. منبع ایجاد نور شامل دو عدد لامپ فلورسنت مونوکروم (مهتابی سفید) با توان ۲۰ وات و دوربین از نوع Canon EOS kiss x4 دیجیتالی با وضوح ۱۸ مگاپیکسل بود. در نهایت کلیه تصاویر نمونه‌ها از فاصله ثابت ۳۰ سانتی‌متری لنز دوربین تا سطح نمونه‌ها و در شرایط نورپردازی یکسان تهیه شدند. با توجه به رنگ نمونه‌های زیره، از یک پس‌زمینه سفیدرنگ به عنوان پس‌زمینه برای کاهش سایه، نویز و تجانس پس زمینه با محصول برای کاهش خطا استفاده شد (دولتی و همکاران، ۲۰۱۲). در نهایت ۲۸۰ تصویر رنگی (۴۰ تصویر برای هر نمونه) تهیه شد.



شکل ۲- چیدمان تصویربرداری (۱) دوربین، (۲) منبع نور فلورسنت، (۳) صفحه قوسی شکل و (۴) رایانه

پیش پردازش تصاویر

در این مرحله، پس از اکتساب تصاویر و فراخوانی تصاویر رنگی RGB، تصاویر رنگی دریافتی به تصاویر باینری تبدیل و ذخیره شد به گونه‌ای که این تبدیل به روش آستانه‌گیری با حد آستانه ۰/۵ انجام شد و سپس عملیات حذف نویز و پس‌زمینه صورت پذیرفت. در نهایت تصاویر نهایی برای محاسبه ویژگی‌ها آماده گردید. تمامی فرآیند عملیات پیش پردازش تصاویر که در شکل ۳ نشان داده شده است با استفاده از جعبه ابزار پردازش تصویر^۱ نرم‌افزار متلب^۲ (b) (۲۰۱۴) صورت گرفت.

1- Toolbox Image processing

2- Matlab

استخراج ویژگی‌ها

در این بخش، پس از عملیات پیش پردازش تصویر، برای شناسایی و طبقه‌بندی توده‌های زیره به استخراج ویژگی‌های رنگی و بافتی از تصاویر نمونه‌ها پرداخته شد.

استخراج ویژگی‌های رنگی

استخراج مؤلفه‌های رنگی R، G و B، مؤلفه‌های اصل^۱ و اشباع^۲ و شدت^۳ رنگ با استفاده از تبدیل هندسی بین مؤلفه‌های رنگ (معادلات (۱) تا (۸)) و همچنین ویژگی‌ها از طریق جدول ۱، محاسبه شدند (نیلاما و همکاران، ۲۰۱۱).

سپس عملیات حذف نویز و پس‌زمینه انجام شد. در نهایت تصاویر نهایی برای محاسبه ویژگی‌ها آماده شد. تمامی فرآیند عملیات پیش پردازش تصاویر که در شکل ۳ نشان داده شده است با استفاده از جعبه ابزار پردازش تصویر^۴ نرم‌افزار متلب^۵ (۲۰۱۴ b) انجام شد.

پارامترهایی چون میانگین، واریانس، محدوده تغییرات و انحراف معیار برای هر یک از مؤلفه‌های رنگی نمونه‌ها از معادلات محاسبه شدند (نیلاما و همکاران، ۲۰۱۱). در نتیجه ۳۶ ویژگی رنگی (۴ پارامتر 3×3 فضایی رنگی $\times 3$ مؤلفه) از تصاویر حاصل شد.

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (1)$$

$$S_{hsi} = 1 - \frac{3}{(R + G + B)}[\min(R, G, B)] \quad (2)$$

$$H_{hsi} = \arccos\left\{\frac{[(R - G) + (R - B)] / 2}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{1/2}}\right\} \quad (3)$$

$$V = \max(R, G, B) \quad (4)$$

$$S_{hsv} = V - \min(G, B) / V \quad (5)$$

$$H_{hsv} = (G - B) / 6S \quad \text{اگر } V = R \quad (6)$$

$$H_{hsv} = 1/3 + (B - R) / 6S \quad \text{اگر } V = G \quad (7)$$

$$H_{hsv} = 2/3 + (R - G) / S \quad \text{اگر } V = B \quad (8)$$

استخراج ویژگی‌های بافت

برخی از محصولات دانه‌ای مانند غلات، حبوبات و بذر گیاهان از نظر رنگی مشابه هستند اما بافت متفاوتی را نشان

می‌دهند. بنابراین می‌توان از ویژگی‌های بافتی برای تشخیص بهتر توده‌های زیره پارسی استفاده کرد. ابتدا سه تصویر سطوح خاکستری تشکیل‌دهنده هر تصویر رنگی به مؤلفه‌های مستقل تفکیک شدند، سپس برای استخراج ویژگی‌ها، از ماتریس‌های هم‌رخدادی سطح خاکستری^۶ استفاده شد. از هر تصویر، نه ویژگی اصلی در سه تصویر تک رنگ (R, G, B) در چهار زاویه (۰، ۴۵، ۹۰، ۱۳۵ درجه) و در مجموع ۱۰۸ ویژگی بافتی به کمک دستورات موجود در نرم‌افزار متلب و برنامه‌نویسی مناسب در نظر گرفته شد.

نحوه محاسبه ماتریس هم‌رخدادی

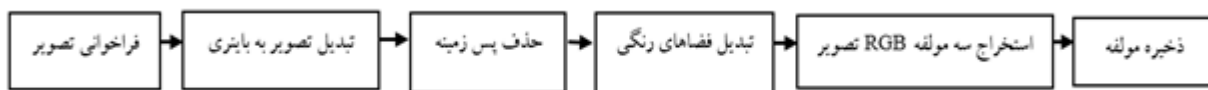
فرض کنیم هر تصویر، یک ماتریس با ابعاد N_x ستون و N_y سطر بوده و درایه‌های آن N_g سطح خاکستری متفاوت داشته باشند. با این فرض، اطلاعات بافتی تصویر را می‌توان با یک ماتریس فراوانی نسبی $P(i, j)$ نشان داد. در این ماتریس مقدار درایه (i, j) بیانگر تعداد همسایگی‌های اتفاق افتاده در جهت‌های چهارگانه (۰، ۴۵، ۹۰، ۱۳۵ درجه) در تصویر بین سطوح خاکستری i و j است. با استفاده از این ماتریس و انتخاب عملگرهای مکانی مناسب، می‌توان الگوهای بافت را تشخیص داد. از ماتریس هم‌رخدادی تصویر، نه ویژگی شامل میانگین^۷، واریانس^۸، محدوده دامنه تغییرات^۹، کنتراست^{۱۰}، همگنی^{۱۱}، حداکثر احتمال^{۱۲}، همبستگی^{۱۳}، انرژی^{۱۴} و آنتروپی^{۱۵} با استفاده از معادلات جدول ۲ در نظر گرفته شد (ماجومدار و جایاس، ۲۰۰۰).

6- Gray level co-occurrence matrix (GLCM)
7- Mean
8- Variance
9- Range
10- Contrast
11- Homogeneity
12- Maximum Probability
13- Correlation
14- Energy
15- Entropy

1- Hue
2- Saturation
3- Intensity
4- Toolbox Image processing
5- Matlab

جدول ۱- معادلات ویژگی‌های رنگی

معادله	نام ویژگی
$\mu = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N P_{xy}$	میانگین
$Variance = \left(\frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (P_{xy} - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$	واریانس
$Range = \max(P(x, y)) - \min(P(x, y))$	محدوده تغییرات
$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{y=1}^N (x_1 - \bar{x})^2}$	انحراف معیار



شکل ۳- الگوریتم استخراج مؤلفه‌های فضاها ی رنگی

می‌تواند ارتباط خوبی بین ورودی‌ها، وزن‌ها، بایاس‌ها و خروجی‌های شبکه ایجاد کند. پس از ایجاد ساختار یک شبکه، آن شبکه با الگوریتم آموزشی همچون پس انتشار^۲ (BP)، آموزش داده می‌شود. در نتیجه الگوریتم آموزش با استفاده از تنظیمات وزن‌ها و بایاس‌ها خطا را کاهش می‌دهد (گلپور و همکاران، ۲۰۱۴ و کورتولموس و همکاران، ۲۰۱۶). بنابراین در این بررسی از این نوع شبکه برای تشخیص توده‌های زیره پاریسی استفاده شد. مراحل طراحی شبکه عصبی مصنوعی با نرم‌افزار متلب (۲۰۱۴ b) انجام شد. ویژگی‌های استخراج شده از پردازش تصاویر به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) با روش یادگیری پس انتشار با تابع آموزشی لوبگر-مارکوارت^۳ برای آموزش شبکه استفاده شدند.

بنابراین ورودی‌های شبکه، خواص به دست آمده از تصاویر توده‌های زیره پاریسی و خروجی‌های آن، هفت توده‌ی زیره پاریسی بودند (شکل ۴). ۲۸۰ الگو (۴۰ تصویر به ازای هر نمونه) برای آموزش، اعتبارسنجی و ارزیابی شبکه استفاده شدند (۶۰٪ برای آموزش، ۲۰٪ اعتبارسنجی و ۲۰٪ برای ارزیابی شبکه). شایان ذکر است که فاز یادگیری آموزش شبکه با ۲۰۰ چرخه آموزش^۴ انجام شد. این تعداد چرخه آموزش قبل از اینکه فرآیند آموزش شبکه متوقف شود و به

جدول ۲- معادلات ویژگی‌های بافتی

معادله	نام ویژگی
$\sum_{i=1}^{N_g-1} \sum_{j=1}^{N_g-1} p(i, j) \ln p(i, j)$	آنتروپی
$\sum_{i=1}^{N_g-1} \sum_{j=1}^{N_g-1} \{p(i, j)\}^2$	انرژی
$\sum_{ i-j =0}^{N_g-1} (i-j)^2 \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j)$	کنتراست
$\sum_{i=1}^{N_g-1} \sum_{j=1}^{N_g-1} \frac{1}{1+(i+j)^2} p(i, j)$	همگنی
$\sum_{i=0}^{N_g-1} i p_x(i)$	میانگین
$\sum_{i,j=0}^{N_g-1} (i-\mu_i)^2 p_x(i)$	واریانس
$\frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} ij(i, j) - \sum_{i=0}^{N_g-1} i p_x(i)}{\sum_{i,j=0}^{N_g-1} (i-\mu_i)^2 p_x(i)}$	همبستگی
$\max(p_{ij})$	ماکزیمم
	احتمال
$\max(p_{ij}) - \min(p_{ij})$	محدوده
	تغییرات

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه^۱ (MLP) به عنوان یکی از شبکه‌های رایج و پرکاربرد در تشخیص واریته‌های غلات، محسوب می‌شود. ساختار یک MLP شامل یک ورودی، یک یا چندلایه پنهان و یک لایه خروجی است که این نوع شبکه

2- Back propagation
3- Levenberg-Marquardt
4- Epoch

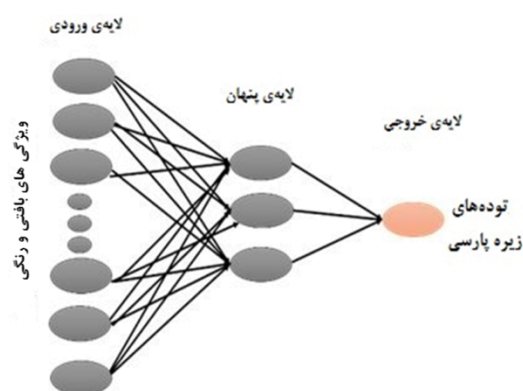
1- Multilayer perceptron

نتایج و بحث

خروجی تصویر عملیات پیش‌پردازش

پس از عملیات پیش‌پردازش، تصاویر نهایی بر اساس شکل ۵ حاصل شد. با توجه به نتایج، پس از فراخوانی تصاویر رنگی (شکل ۵- الف)، این تصاویر با حد آستانه ۰/۵ به تصویر باینری تبدیل شد (شکل ۵- ب) و سپس عملیات حذف نویز و پس‌زمینه نقاطی که نور را منعکس و دقت کار را کم می‌کرد انجام شد و تمامی اجزای شکل که مساحت آن کمتر از حد خاص بود حذف شدند (شکل ۵- ج). در نهایت تصویر توده زیره به اندازه ۴۴۰×۴۲۰ بر اساس مراکز تعیین شده برش داده شد (شکل ۵- د). این اندازه به طور کامل اختیاری بوده و به صورت تجربی برای محاسبات دقیق در نظر گرفته شد.

بیش‌آموزی برسد، مناسب بود. برای نمایش نتایج دقت‌های طبقه‌بندی از ماتریس اغتشاش استفاده شده است. این ماتریس با استفاده از برنامه نویسی در نرم‌افزار متلب و در خروجی شبکه عصبی به دست آمده است که درصد دقت‌های طبقه‌بندی هر وارپته را به صورت مجزا نشان می‌دهد. این درصدهای دقت طبقه‌بندی نشان دهنده درصد دسته‌بندی درست هر وارپته نسبت به کل می‌باشد که در نهایت میانگین دقت طبقه‌بندی وارپته‌ها، از میانگین‌گیری تمامی این دقت‌های طبقه‌بندی به دست می‌آید.



شکل ۵- فرآیند پیش‌پردازش تصاویر نمونه‌ها: (الف) تصویر رنگی، (ب) تصویر باینری، (ج) حذف نویز و پس‌زمینه و (د) تصویر نهایی برش خورده

همخوانی دارد (جدول ۳). همچنین نتایج به دست آمده با نتایج خوشرو و همکاران، (۲۰۱۴) مشابهت داشت که با استفاده از شبکه MLP با تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه خروجی بهترین عملکرد را برای طبقه‌بندی ارقام گندم به دست آوردند. پس از بررسی و ارزیابی شبکه مشاهده شد که شبکه با تابع انتقال خطی در لایه خروجی و تانژانت سیگموئید در لایه پنهان ضعیف‌ترین عملکرد با میانگین دقت طبقه‌بندی ۸۸/۹۲٪ داشت که برای طبقه‌بندی توده‌های زیره مناسب نیست به طوری که شبکه به دلیل همپوشانی نمونه‌ها به درستی قادر به طبقه‌بندی توده‌ها نبود (جدول ۳).

شناسایی توده‌های زیره پاریسی با استفاده از ویژگی‌های

رنگی و شبکه عصبی مصنوعی

نتایج ارزیابی شبکه با تعداد نرون‌ها و لایه‌های انتقال مختلف در لایه‌های خروجی و پنهان در جدول ۲ مشاهده می‌شود. بر اساس نتایج به دست آمده، شبکه با تابع تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و لایه خروجی با توپولوژی ۷-۱۸-۳۶ بهترین ساختار را در تابع یادگیری لوببرگ-مارکوارت با بهترین عملکرد و بیشترین میانگین دقت طبقه‌بندی برابر ۹۳/۵۵٪ داشت که این نتایج با نتایج به دست آمده از سوی گلپور و همکاران، (۲۰۱۴) برای شناسایی و طبقه‌بندی پنج رقم شلتوک با شبکه یک لایه با استفاده از ویژگی‌های رنگی

جدول ۳- ارزیابی شبکه برای طبقه بندی توده ها با استفاده از ویژگی‌های رنگی

توابع انتقال (لایه پنهان- لایه خروجی)	توپولوژی	تعداد چرخه آموزش	دقت طبقه‌بندی (%)
تانژانت سیگموئید - تانژانت سیگموئید	۷-۱۸-۳۶	۱۲	۹۳/۵۵
لگاریتم سیگموئید - خطی	۷-۱۲-۳۶	۱۸	۹۳/۳۳
لگاریتم سیگموئید - تانژانت سیگموئید	۷-۲۶-۳۶	۱۰	۹۳/۲۰
تانژانت سیگموئید - خطی	۷-۱۰-۳۶	۱۴	۸۸/۹۲

شناسایی توده‌ها با استفاده از ویژگی‌های بافت و شبکه عصبی مصنوعی

پس از آموزش و ارزیابی شبکه پس انتشار با یک لایه پنهان و چندین تابع انتقال در لایه پنهان و خروجی شبکه، میانگین دقت طبقه‌بندی برای شناسایی هفت توده‌ی زیره پارسی با ۱۰۸ ویژگی بافتی به عنوان ورودی شبکه و هفت نرون به عنوان خروجی به دست آمد که در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج به دست آمده نشان داد که ساختار شبکه‌ی بهینه با ۱۷ نرون در لایه پنهان، با تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی با بیشترین میانگین دقت طبقه‌بندی برابر ۹۳/۵۰٪ به عنوان مطلوب‌ترین شبکه است، که با نتایج پژوهش گلپور

و همکاران (۱۳۹۴) برای طبقه‌بندی ارقام شلتوک با استفاده از ویژگی‌های بافتی با شبکه یک لایه همخوانی دارد (جدول ۴). به نظر می‌رسد پایین بودن میانگین دقت طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های بافتی به دلیل شباهت میانگین مقدار سطوح خاکستری در تصاویر توده‌های مورد بررسی است به طوری که در برخی از توده‌ها، میانگین مقدار سطوح خاکستری آن‌ها اختلاف کمی داشتند. از طرفی پخش منظم مقدار سطوح خاکستری در تصاویر سبب ایجاد یک تصویر با بافت همگن روی تصاویر توده زیره شد که این نتایج با نتایج گلپور و همکاران (۱۳۹۴) و هارلیک و همکاران (۱۹۷۳) مشابهت داشت.

جدول ۴- ارزیابی شبکه برای طبقه‌بندی توده‌ها با استفاده از ویژگی‌های بافتی

توابع انتقال (لایه پنهان- لایه خروجی)	توپولوژی	تعداد چرخه آموزش	دقت طبقه‌بندی (%)
تانژانت سیگموئید - خطی	۷-۱۷-۱۰۸	۵۸	۹۳/۵۰
لگاریتم سیگموئید - خطی	۷-۲۷-۱۰۸	۵۸	۹۲/۶۷
تانژانت سیگموئید - تانژانت سیگموئید	۷-۱۳-۱۰۸	۶۱	۹۲/۵۰
لگاریتم سیگموئید - تانژانت سیگموئید	۷-۸-۱۰۸	۴۲	۹۲/۱۶

شناسایی توده‌ها با استفاده از ویژگی‌های ترکیبی (بافت- رنگ) و شبکه عصبی مصنوعی

برای ارزیابی شبکه با ترکیب ویژگی‌ها، ۱۴۴ ویژگی (۳۶ ویژگی رنگی + ۱۰۸ ویژگی بافتی) به عنوان ورودی شبکه عصبی پس انتشار و هفت توده زیره پارسی به عنوان خروجی شبکه برای تشخیص و طبقه‌بندی توده‌های زیره استفاده شد. نتایج شبکه با یک لایه پنهان با تعداد نرون‌های متفاوت در این لایه به صورتی بود که برای جلوگیری از بیش‌آموزی شبکه با تعداد چرخه آموزش، بهترین نتیجه با استفاده از ۸ نرون در لایه پنهان حاصل شد. بنابراین بهترین

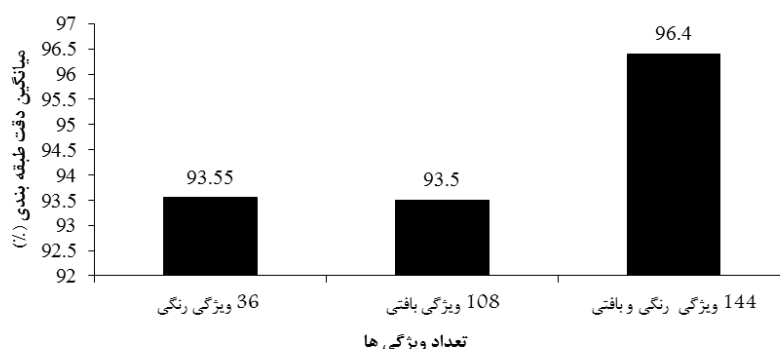
ساختار توپولوژی ۷-۸-۱۴۴ با ۱۲ چرخه آموزش و تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی با میانگین دقت طبقه‌بندی برابر ۹۶/۴۰٪ برای شناسایی هفت توده‌ها به دست آمد (جدول ۵). با توجه به نتایج به دست آمده مشخص شد که شبکه با ترکیب ویژگی‌های رنگی و بافتی بهترین عملکرد را داشت که این نتایج با نتایج پژوهش ویسن و همکاران (۲۰۰۴) برای طبقه‌بندی چند نوع غلات مشابهت داشت که با ترکیب ویژگی‌های رنگ- بافت بیشترین میانگین طبقه‌بندی حاصل شد.

جدول ۵- ارزیابی شبکه برای طبقه‌بندی توده‌ها با استفاده از ترکیب ویژگی‌های بافتی و رنگی

توابع انتقال (لایه پنهان - لایه خروجی)	توپولوژی	تعداد چرخه آموزش	دقت طبقه‌بندی (%)
تانژانت سیگموئید - خطی	۷-۸-۱۴۴	۱۲	۹۶/۴۰
لگاریتم سیگموئید - تانژانت سیگموئید	۷-۱۱-۱۴۴	۱۲	۹۵/۷۷
تانژانت سیگموئید - تانژانت سیگموئید	۷-۸-۱۴۴	۱۱	۹۵/۴۹
لگاریتم سیگموئید - خطی	۷-۱۶-۱۴۴	۱۹	۹۱/۶۷

۹۳/۵۵٪، به مقدار برابر با میانگین دقت طبقه‌بندی شبکه یک لایه با ویژگی‌های بافتی با مقدار میانگین دقت طبقه‌بندی ۹۳/۵۰٪ بود. این نتیجه همپوشانی مقدار رنگی نمونه‌ها و مقدار جفت پیکسل‌های سطوح خاکستری در به دست آوردن ویژگی‌های بافتی را می‌رساند که سبب این شد که میانگین دقت طبقه‌بندی با ویژگی‌های رنگی با بافتی تفاوت چندانی نداشته باشد. در نهایت مشخص شد که ترکیب این ویژگی‌ها با توجه به اثرات متقابل بر هم، به عنوان فاکتور مؤثر در تشخیص توده‌ها با شبکه عصبی پس انتشار بود.

مقایسه میانگین دقت طبقه‌بندی شبکه یک لایه با استفاده از ویژگی‌های رنگی، بافتی و ترکیب آن‌ها
همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است با توجه به نتایج مقایسه دقت‌های طبقه‌بندی، نتایج ارزیابی شبکه پس انتشار نشان داد که میانگین دقت طبقه‌بندی با استفاده از ترکیب ویژگی‌ها با میانگین دقت طبقه‌بندی ۹۶/۴۰٪، بهتر از میانگین دقت طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های رنگی و بافتی به صورت جداگانه است که این نتایج با نتایج پالیوال و همکاران، (۲۰۰۴) برای طبقه‌بندی غلات هماهنگی دارد. همچنین نتایج نشان داد که میانگین دقت طبقه‌بندی شبکه با استفاده از ویژگی‌های رنگی با میانگین دقت طبقه‌بندی

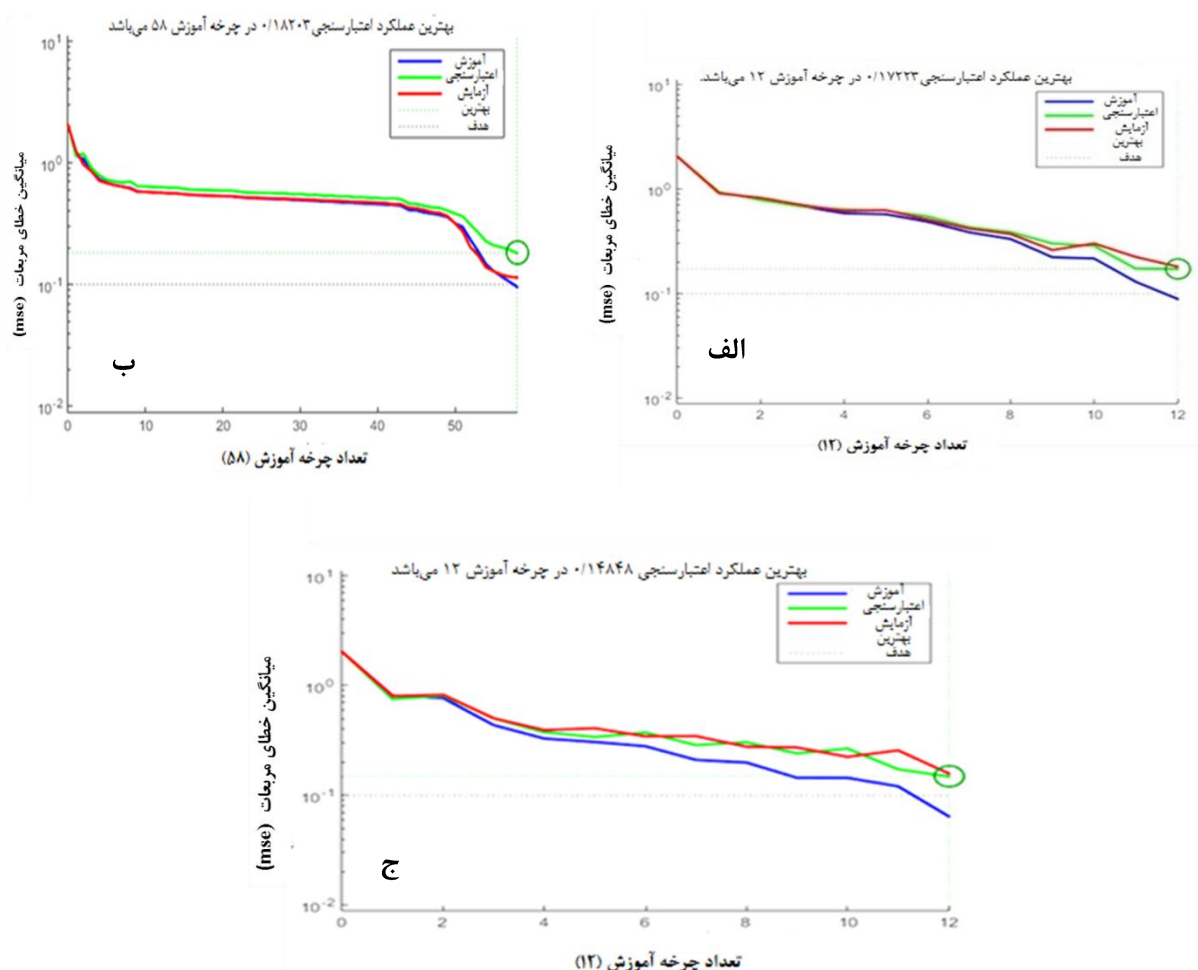


شکل ۶- مقایسه میانگین دقت طبقه‌بندی توده‌ها با استفاده از ویژگی‌های مورد استفاده

آورده شد. خطا در سری داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و ارزیابی با افزایش چرخه آموزش، کاهش یافته است. کمترین میانگین خطای مربعات برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و ارزیابی، برای ویژگی‌های رنگی، بافتی و ترکیب ویژگی‌های بافتی و رنگی، به ترتیب: ۰/۱۷۲، ۰/۱۸۲ و ۰/۱۴۸ به دست آمد. بیشترین میانگین دقت طبقه‌بندی در کمترین میانگین خطای مربعات در ترکیب ویژگی‌های بافتی و رنگی به دست آمد.

مقایسه میانگین خطای مربعات شبکه

یکی دیگر از معیارهای ارزیابی شبکه و توقف آموزش، میانگین خطای مربعات (MSE) است. در این شبکه که بررسی شد حداقل خطا ۰/۰۱ بود. با توجه به این معیار، زمانی که خطا در داده‌های اعتبارسنجی در تعداد چرخه آموزش مشخص شده، به صورت نزولی نباشد، آموزش شبکه متوقف می‌شود. نمودار میانگین خطای مربعات در سری داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و ارزیابی توده‌ها در شکل ۷



شکل ۷- میانگین خطای مربعات در داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و ارزیابی، برای شناسایی توده‌ها (الف) و ویژگی‌های رنگی، (ب) ویژگی‌های بافتی، (ج) و ویژگی‌های ترکیبی (بافتی-رنگی)

نتیجه‌گیری

این پژوهش نشان داد که بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای شناسایی و طبقه‌بندی توده‌های زیره پارسی روشی کارآمد و قابل اعتماد هستند. نتایج نشان داد که در طبقه‌بندی توده زیره پارسی با استفاده از شبکه عصبی پس انتشار بر اساس ویژگی‌های رنگی، بافتی و ترکیبی بهترین میانگین دقت طبقه‌بندی توده زیره پارسی با یک لایه پنهان به ترتیب ۹۳/۵۵٪، ۹۳/۵۰٪ و ۹۶/۴۰٪ به دست آمد به گونه‌ای که پس از مقایسه میانگین دقت طبقه‌بندی شبکه با استفاده از سه حالت ورودی، در نهایت پارامتر ترکیب ویژگی‌های رنگی و بافتی برای شناسایی و طبقه‌بندی توده پارسی با داشتن بیشترین میانگین دقت طبقه‌بندی و کمترین میانگین خطای مربعات به عنوان بهترین فاکتور

مشخص شد. با توجه به نتایج به دست آمده مشخص شد که استفاده از تابع انتقال خطی در لایه پنهان شبکه، بهترین عملکرد شبکه را برای هر دو حالت با استفاده از ویژگی بافتی و ترکیب بافت و رنگ، و تابع انتقال تانژانت سیگموئید با استفاده از ویژگی‌های رنگی به عنوان ورودی شبکه نتیجه داد. همچنین استفاده از تابع انتقال خطی در لایه خروجی برای ورودی‌های ویژگی‌های بافتی و ترکیب آن با ویژگی رنگی و استفاده از تابع انتقال تانژانت سیگموئید برای ورودی ویژگی‌های رنگی بهترین عملکرد را حاصل کرد. در نهایت همچنین می‌توان با کمک روش‌های نوینی چون ماشین بویایی و بینی الکترونیکی به تشخیص توده‌های زیره پرداخت که می‌تواند روش مؤثر و کارمندی در این حوزه باشد.

منابع

۱. قهرمان ا. ۱۳۷۲. فلور رنگی ایران. مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع. ۲: ۱۴۰۵-۱۴۱۴.
۲. گلپور ا. امیری پریان ج. امیری چایجان ر. و خزایی ج. ۱۳۹۴. تشخیص ارقام شلتوک، برنج قهوه‌ای و سفید بر اساس ویژگی‌های بافتی تصویر و شبکه عصبی مصنوعی. نشریه ماشین‌های کشاورزی دانشگاه فردوسی مشهد. ۵(۱): ۷۳-۸۱.
۳. محمودی م. خزایی ج. و وحدتی ک. ۱۳۸۷. شناسایی ژنوتیپ‌های گردو با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی. پنجمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون. صفحه ۱۳.
4. Chen X. Y. Xun W. Li and Zhang J. 2010. Combining discriminant analysis and neural networks for corn variety identification. *Computers and Electronics in Agriculture*. 71: 48-53.
5. Dowlati M. Mohtasebi S. S. and de la Guardia M. 2012. Application of machine-vision techniques to fish-quality assessment. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*. 40: 168-179.
6. Golpour I. Amiri parian J. and Amiri chayjan R. 2014. Identification and classification of bulk paddy, brown, and white rice cultivars with colour features extraction using image analysis and neural network. *Czech Journal Food Science*. 32 (3): 20-28.
7. Haralick R. M. Shanmugam K. and Dinstein I. H. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 6: 610-621.
8. Khoshroo A. Arefi, A. Masoumiasl A. and Jowkar G. H. 2014. Classification of wheat cultivars using image processing and artificial neural networks. *Agricultural Communications*. 2(1): 17-22.
9. Kurtulmus F. Alibas I. and Kavdir I. 2016. Classification of pepper seeds using machine vision based on neural network. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 9(1): 51-62.
10. Majumdar S. and Jayas D. S. 2000. Classification of cereal grains using machine vision I. Morphology models. *Transactions of the ASAE*. 43(6): 1669-1675.
11. Narendra V. G. and Hareesh K. S. 2011. Cashew kernels classification using texture features. *International Journal of Machine Intelligence*. 3(2): 45-51.
12. Neelamma K. P. Virendra S. M. and Ravi M. Y. 2011. Color and texture based identification and classification of food Grains using different Color Models and Haralick features. *International Journal on Computer Science and Engineering*. 3(12): 3669-3680.
13. Paliwal J. Borhan M. and Jayas D. S. 2004. Classification of cereal grains using a flatbed scanner. *Canadian Biosystems Engineering*. 46: 3.1-3.5.
14. Razavi S. M. A. Bostan A. and Rahbari R. 2010. Computer image analysis and physico-mechanical properties of wild sage seed (*Salvia macrosiphon*). *International Journal of Food Properties*. 13(2): 308-316.
15. Visen N. S. Jayas D. S. Paliwal J. and White N. D. G. 2004. Comparison of two neural network architectures for classification of singulated cereal grains. *Journal of Canadian Biosystem Engineering*. 46(3.7): 31-37.