شناسایی بذور گونه‌های مختلف جنس تاج خروس (*Amaranthus* spp.) با استفاده از رهیافت بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی مصنوعی

لیلا اقبالی[۱]، رضا صدرآبادی حقیقی[۲]، حمید معین راد[۲]، علیرضا باقری*[۳]

[۱] دانشجوی کارشناسی‌ارشد علوم و تکنولوژی بذر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، مشهد، ایران

[۲] استادیار دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مشهد، مشهد، ایران

[۳] دانشجوی دکترای علف‌های هرز، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

تاریخ دریافت: ۹۲/۳/۲ تاریخ پذیرش: ۹۲/۵/۲۳

چکیده

به منظور شناسایی بذور سه گونه *Amaranthus viridis*، *Amaranthus retroflexus* و *Amaranthus albus* با استفاده از رهیافت بینایی ماشین و شبکه عصبی، آزمایشی طی سال ۱۳۹۱ در آزمایشگاه علف‌های هرز دانشگاه فردوسی مشهد به انجام رسید. پس از تهیه تصویر بذرها، اطلاعات مربوط به خصوصیات شکلی هر بذر استخراج شد . نتایج نشان دادکه شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با تابع انتقال تانژانت هیپربولیک (TanhAxon) و قانون یادگیری Momentum به عنوان بهترین شبکه بود. دقت کلی شناسایی در شبکه‌های عصبی ساخته شده از داده‌های خام ۱۵ متغیر پیش گو معادل ۷۴/۷۵ درصد و در شبکه‌هایی که تعداد متغیرهای پیش گوی ورودی بر اساس رگرسیون قدم به قدم تعیین شده بود معادل ۷۶/۲۴ درصد بود. این مقدار در شبکه‌های ساخته شده از داده‌های نرمال ۱۵ متغیر پیش گو معادل ۸۲ درصد بود و برای شبکه عصبی ساخته شده از داده‌های نرمال انتخاب شده توسط رگرسیون قدم به قدم نیز معادل ۷۹/۸۱ درصد بود. در مجموع استفاده از خصوصیات شکلی بذور برای شناسایی بذور گونه‌های تاج خروس نسبتا قابل قبول بود که استفاده از سایر خصوصیات شکلی، رنگی و بافتی سطح بذر برای افزایش دقت شناسایی توصیه می‌شود.

واژگان کلیدی: تاج خروس، پردازش تصویر، شبکه‌های عصبی مصنوعی، طبقه‌بندی بذر.

مقدمه

شناسایی بذور علف‌های هرز از جنبه‌های مختلفی از قبیل شناسایی زودهنگام ، ارزیابی تغییرات بانک بذر خاک و بررسی خلوص بذر گیاهان زراعی بسیار مهم است (Granitto et al., 2002; Granitto et al., 2005). شناسایی معمولا به صورت چشمی‌توسط افراد متخصص انجام می‌شود که این امر نیاز به مهارت بالایی داشته و در برخی موارد غیر ممکن است (Chtioui et al., 1998)، علاوه بر این احتمال اشتباه بین افراد مختلف تحت شرایط مختلف وجود دارد (Majumdar and Jayas, 2000). روش‌های جدیدی مانند بینایی ماشین افق‌های روشنی را برای شناسایی دقیق بذور به همراه داشته است (Snyder and Qi, 2010). در این روش با استفاده از سیستم تصویر برداری ارزان قیمت

*مسئول مکاتبه: alireza884@gmail.com

Archive of SID

www.SID.ir

می‌توان در استخراج خصوصیات مربوط به متغیرهای ظاهری بذور مانند اندازه، شکل، رنگ و بافت سطح بذر به خوبی عمل کرد (Chtioui et al., 1998) و به این ترتیب با استفاده از خصوصیات مورفولوژیکی استخراج شده بذرها را مورد شناسایی قرار داد (Granitto et al., 2005). Granitto et al., (2002) برای شناسایی ۵۷ گونه علف هرز از تکنیک بینایی ماشین استفاده کردند و نتایج امیدوار کننده ای را به‌دست آوردند. Fawzi et al., (2010) برای تعیین اهمیت پوشش بذر به عنوان یک خصوصت تاکسونومیکی با استفاده از میکروسکوپ نوری و الکترونی مورفولوژی ۱۱ گونه *Silene* را مورد مطالعه قرار دادند. شکل بذرها کلیوی و یا کروی-کلیوی بوده و رنگ آنها نیز سبز تا قهوه‌ای بود. طول بذرها بین ۰/۵ تا ۱/۲ میلی‌متر بود.

الگوریتم‌های پردازش تصویر زیادی برای استخراج خصوصیات ظاهری از تصویر بذور در دسترس هستند که از آن جمله می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره کرد (Granitto et al., 2002). ایده اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی بر گرفته از شیوه عملکرد سامانه عصبی زیستی است که این قادر به یادگیری‌اند. یادگیری در این سیستم‌ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده ازمثال‌های مختلف سیستم آموزش دیده و به این ترتیب در صورت دادن ورودی‌های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید می‌کند (Kasabov, 1996). شبکه عصبی مصنوعی نیز آموزش داده می‌شود تا تخمین پدیده مورد بررسی بر اساس این آموزش صورت گیرد (Kohonen, 1988).

شبکه عصبی مصنوعی شامل شبکه‌ای از عناصر پردازش ساده (نورون‌ها) هستند، که می‌تواند رفتار پیچیده ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای پدیده حادث شده را به نمایش درآورند. این شبکه‌ها برای تخمین[1] و تقریب[2] کارایی بسیار بالایی از خود نشان داده‌اند (Kasabov, 1996). شبکه‌های عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده است. یک لایه ورودی داده‌ها که تعداد بیشماری نورون مطابق تعداد اعداد ورودی در آن لایه وجود دارد، یک لایه پنهان که میزان پیچیدگی آن در طی توسعه شبکه عصبی تعیین می‌شود و یک لایه خروجی با تعداد بیشماری از داده‌های خروجی. در هر لایه تعداد مختلفی از نورون‌ها وجود دارند. تعداد نورون‌ها در لایه ورودی و لایه خروجی بر اساس هدف مطالعه تعیین می‌شوند. تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌ها در هر لایه پنهان نیز با آزمون و خطا تعدیل می‌شوند (Dubey et al., 2006). در این شبکه‌ها اطلاعات از لایه ورودی وارد شده و با عبور از لایه پنهان از لایه خروجی خارج می‌شوند که در این میان فرایند یادگیری و تعیین وزن مرتبط با توابع انتقال بین نورون‌های متناظر مشخص می‌شود (Alvarez, 2009). Dubey et al., (2006) برای ارزیابی تغییرات ایجاد شده در رقم‌های گندم کشت داده شده در محیط‌های مختلف از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند و بیان کردند که بهترین نتایج با شبکه عصبی دارای معماری پس انتشار بدست آمد.

با توجه به اهمیت شناسایی گونه‌های مختلف علف‌های هرز و در راستای استفاده از روش‌های نوین شناسایی و طبقه بندی بذور، در این آزمایش سعی شد که بذور مربوط به سه گونه *Amaranthus viridis* L.، *Amaranthus retroflexus* L. و *Amaranthus albus* L. با استفاده از تکنیک دید ماشین و شبکه‌های عصبی مصنوعی از یکدیگر تفکیک و شناسایی شوند.

[1] Estimation
[2] Approximation

Archive of SID

www.SID.ir

مواد و روش‌ها

این آزمایش برای شناسایی بذور سه گونه از جنس علف هرز تاج خروس شامل: *A. retroflexus*, *A. viridis* و *A. albus* با استفاده از رهیافت بینایی ماشین و شبکه عصبی در سال ۱۳۹۱ به انجام رسید. به منظور تهیه بذور مورد نیاز ، ابتدا گونه‌های مورد نظر شناسایی شده و سپس از مزارع اطراف مشهد جمع‌آوری شدند. پس از این مرحله برای اطمینان از شناسایی صحیح گونه‌های جمع آوری شده، بوته‌های جمع آوری شده به پژوهشکده علوم گیاهی دانشگاه فردوسی مشهد انتقال و توسط متخصصین مربوطه مورد شناسایی قرار گرفتند. پس از شناسایی، بذور مربوط به هر گونه به طور جداگانه جداسازی و آماده شدند.

جهت استخراج خصوصیات مربوط به شکل هر بذر، با استفاده از اسکنر HP Scanjet G4010 با رزولوشن ۱۲۰۰ dpi از هر گونه تاج خروس به تعداد ۲۰۰ تصویر گرفته شد. به این ترتیب تصویر تعداد ۶۰۰ بذر تاج خروس تهیه شد. جهت شناسایی بهتر توسط نرم افزار پردازش تصویر، ابتدا روی تصویرها اصلاحاتی صورت گرفت. به منظور اصلاح تصویرها مانند حذف سایه‌ها، ایجاد تفکیک پذیری مناسب بین بذر و پیش زمینه بذر و همچنین حذف سایر اختلالات موجود در تصویرها، ابتدا تصویرها به نرم افزار Adobe Photoshop CS6 Extended انتقال یافته و اصلاحات مورد نیاز در آن انجام شد. پس از انجام این مرحله برای انجام مراحل کار مربوط به عملیات پردازش تصویر و به کار گیری روش بینایی ماشین، تصویرهای اصلاح شده به نرم افزار پردازش تصویر JMicroVision v1.2.7 منتقل شده و عملیات پردازش تصویر و استخراج خصوصیات مربوط به هر بذر انجام شد. به این ترتیب به تعداد ۱۵ ویژگی ظاهری شامل: مساحت[1]، محیط[2]، گرانیگاه محور x[3]، گرانیگاه محور y[4]، گرایش[5]، طول[6]، عرض[7]، لنگی[8]، تراکم[9]، محیط دایره ای هم ارز[10]، کشیدگی[11]، بیضیت[12]، مستطیلی[13]، سختی[14] و کوژی[15] ، استخراج شدند. هر یک از ۱۵ متغیر استخراج شده می‌توانند تاثیرات متفاوتی را در شناسایی بذور مختلف گونه‌های تاج خروس به همراه داشته باشد. به این ترتیب برای یافتن تاثیر گذارترین متغیرهااز روش رگرسیونی گام به گام با استفاده از نرم افزار SPSS v. 17.00 استفاده شد.

پس از انجام مراحل ذکر شده برای شناسایی بذرها با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی اطلاعات استخراج شده ی مربوط به گونه‌های تاج خروس مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و شبکه‌های عصبی مناسب مربوط برای شناسایی هر گونه معرفی شدند. برای ساخت شبکه‌های عصبی از دو سری داده مربوط به هر گیاه استفاده شد. سری داده‌های مربوط به کل خصوصیات شکلی استخراج شده یعنی ۱۵ خصوصیت شکلی و سری داده‌های مربوط

[1] Area
[2] Perimeter
[3] Barycenter x
[4] Barycenter y
[5] Orientation
[6] Length
[7] Width
[8] Eccentricity
[9] Compactness
[10] Equivalent circular diameter
[11] Elongation
[12] Ellipticity
[13] Rectangularity
[14] Solidity
[15] Convexity

Archive of SID

www.SID.ir

به خصوصیات شکلی مهم در شناسایی گونه‌های تاج خروس (شش خصوصیت)، که با استفاده از روش رگرسیون قدم به قدم به دست آمده بود.

علاوه بر شبکه‌های عصبی ذکر شده، هر یک از سری داده‌های بیان شده در بالا از لحاظ توزیع احتمال مورد بررسی قرار گرفتند و پس از نرمال کردن داده، شبکه‌های عصبی مربوط به داده‌های نرمال ۱۵ تایی و ۶ تایی با استفاده از داده‌های نرمال ساخته شده و با شبکه‌های عصبی ساخته شده از داده‌های خام مورد مقایسه قرار گرفتند.به این ترتیب چهار شبکه عصبی شامل شبکه‌های عصبی حاوی داده‌های خام و نرمال ساخته شدند.

برای نرمال کردن ابتدا دادهای مربوط به هر یک از خصوصیات شکلی از لحاظ توزیع احتمال آماری تست شده و در صورت نرمال نبودن با استفاده از روش Box-Cox یا Johansson Transformation و با بهره‌گیری از نرم‌افزار Minitab v. 15.1.1.0. نرمال شدند. سپس اقدام به ساخت شبکه‌های عصبی شد.

برای ساخت شبکه‌های عصبی مربوط به گونه‌های علف هرز تاج خروس تعداد نورون‌های ورودی معادل ۱۵ (تعداد خصوصیات شکلی یا متغیرهای پیش گوی استخراج شده از بذور) و ۶ (متغیرهای پیش گوی بدست آمده در روش رگرسیون قدم به قدم) نورون در نظر گرفته شد. تعداد نورون‌های لایه خروجی متناسب با تعداد گونه هدف تاج خروس (*A.viridis*، *A.retroflexus* و *A.albus*)، معادل ۳ نورون بود. در هنگام ساخت شبکه عصبی مصنوعی، به تعداد یک و دو لایه پنهان مورد استفاده قرار گرفته و تست شد.

برای دسته بندی رقم‌ها و گونه‌های مورد مطالعه تاج خروس انواع شبکه‌های عصبی مانند شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون[1]، پیش خور تعمیم یافته[2] و شبکه‌های عصبی مودولار[3] مورد آزمایش قرار گرفت و بر اساس روش آزمون و خطا بهترین شبکه انتخاب شد. همچنین در این آزمایش از قوانین یادگیری Momentum، Levenberg Marquardt استفاده شد که در هر یک از آنها توابع انتقال TanhAxon، SigmoidAxon، Linear TanhAxon و Linear SigmoidAxon، SoftMaxAxon، LinearAxon و Axon مورد استفاده قرار گرفته و پس از ساخت شبکه‌های عصبی مختلف قانون یادگیری و تابع انتقالی که بیشترین دقت دسته بندی را به همراه داشتند، انتخاب شدند. ساخت انواع شبکه‌های عصبی، انتخاب قوانین یادگیری و توابع انتقال با استفاده از نرم‌افزار NeuroSolution V. 5.00 انجام شد.

با توجه به اینکه در این آزمایش به‌طور کلی همگرایی تعلیم در حدود ۱۰۰۰ گام[4] یادگیری به‌دست آمد. انجام تکرار بیشتر گام یادگیری منجر به افزایش معنی دار عملکرد شبکه نشد. هر چند که انجام تکرار بیشتر تا ۱۵۰۰ در بسیاری مواردی منجر به کاهش عملکرد شبکه نیز نگردید. گام یادگیری، یک روش آموزشی در شبکه‌های عصبی است. در یک شبکه عصبی، یک رفت و برگشت بر روی تمام نمونه‌های مجموعه داده‌های آموزش شبکه در راستای کاهش خطا با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری را اصطلاحا یک گام یادگیری می‌گویند.

در این آزمایش برای جلوگیری از افزایش میزان خطا و بیش برازش داده‌ها از دو معیار اعتبار سنجی[5] و کمترین میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش[6] استفاده شد. روش اعتبار سنجی معیار پیش فرض توقف آموزش شبکه بود

[1] Multilayer Perceptrons Neural Networks
[2] Generalized feed forward Neural Networks
[3] Modular Neural Networks
[4] Epoch
[5] Cross Validation
[6] Minimum Mean Square Error of the Training Set

Archive of SID

www.SID.ir

اما زمانی که پس از توقف عملیات آموزش شبکه توسط معیار اعتبار سنجی، میزان خطای آموزش به همگرایی کامل نرسیده بود و روند خطای آموزش شبکه همچنان روندی نزولی را طی می‌کرد، برای ارزیابی مجدد دقت شناسایی شبکه، معیار توقف شبکه تغییر داده شد و به جای استفاده از روش اعتبار سنجی از روش حداقل میانگین مربعات خطای فرایند آموزش برای توقف شبکه استفاده شد. در مواردی هم که روش معیار حداقل میانگین مربعات خطای فرایند آموزش در شبکه منجر به عملکرد بهتر شبکه می‌شد نیز از این معیار به جای معیار اعتبار سنجی استفاده شد (Amari et al., 1997).

در روش اعتبار سنجی میزان ۱۵ درصد از داده‌ها جهت انجام عملیات اعتبار سنجی اختصاص یافت، که به این ترتیب با تعیین خطای بین مقادیر خروجی مطلوب و خروجی واقعی، و افزایش آن طی آموزش شبکه، عملیات آموزش متوقف شد. علاوه بر این ۱۵ درصد نیز برای آزمایش[1] شبکه و ارزیابی دقت آن اختصاص یافت. به این ترتیب ۷۰ درصد باقی مانده داده‌ها نیز برای انجام آموزش شبکه بکار رفت. در روش کمترین میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش نیز ۲۰ درصد از داده برای تست شبکه و ۸۰ درصد باقی مانده برای انجام عملیات آموزش شبکه اختصاص یافت.

نتایج و بحث

دامنه نوسان مربوط به میانگین و انحراف از معیار خصوصیات شکلی گونه‌های تاج خروس به‌ترتیب بین ۰/۰۰۳ تا ۸۹/۸۳ و ۰/۰۰۲ تا ۵۵/۷۴ بود. بیشترین مقدار انحراف از معیار در هر سه گونه تاج خروس مربوط به گرانیگاه محور x، گرانیگاه محور y و گرایش بود، همچنین کمترین این میزان نیز به بیضیت، مستطیلی، سختی و کوژی تعلق داشت (جدول ۱). بر اساس نتایج مربوط به لطفاً مدل رگرسیونی برازش شده ارائه شود

به‌ترتیب متغیرهای پیش گوی کشیدگی، مساحت، گرانیگاه محور x، عرض، طول و مستطیلی دارای اثر معنی دار بر شناسایی و طبقه بندی گونه‌های *A.viridis*، *A.retroflexus* و *A.albus* بودند (جدول ۲). از این رو در ساخت برخی شبکه‌های عصبی از این خصوصیات به‌عنوان متغیر پیش گو استفاده شد. بر اساس نتایج بدست آمده شبکه عصبی چند لایه پرسپترون بهترین شبکه در شناسایی و دسته بندی گونه‌های تاج خروس بود. علاوه بر این عملکرد شبکه‌های با یک لایه پنهان بهتر از شبکه‌های با تعداد دو لایه پنهان بود که این امر با نتایج آزمایش Dubey et al., (2006) سازگار بود.

[1] Test

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱. میانگین و انحراف معیار خصوصیات شکلی گونه‌های مختلف تاج خروس

خصوصیات شکلی/رقم	میانگین و انحراف از معیار		
	Amaranthus viridis	*Amaranthus retroflexus*	*Amaranthus albus*
مساحت	۰/۰۹ ± ۰/۶۹	۰/۱۱ ± ۰/۸۵	۰/۰۸ ± ۰/۷۰
قطر	۰/۱۹ ± ۲/۹۳	۰/۲۱ ± ۳/۲۷	۰/۲۲ ± ۲/۹۶
گرانیگاه محور x	۱/۰۴ ± ۱۹/۱۰	۱/۳۴ ± ۲۰/۱۳	۰/۹۰ ± ۱۹/۵۱
گرانیگاه محور y	۴/۸۲ ± ۱۵/۲۱	۵/۰۲ ± ۱۴/۹۵	۴/۷۶ ± ۱۵/۵۰
گرایش	۵۵/۷۵ ± ۸۸/۱۱	۴۶/۰۳ ± ۸۹/۸۳	۵۲/۱۱ ± ۸۸/۴۰
طول	۰/۰۷ ± ۰/۹۹	۰/۰۷ ± ۱/۱۴	۰/۰۶ ± ۰/۹۸
عرض	۰/۰۶ ± ۰/۸۹	۰/۰۷ ± ۰/۹۶	۰/۰۶ ± ۰/۹۱
لنگی	۰/۰۹ ± ۱/۲۵	۰/۱۴ ± ۱/۴۳	۰/۰۸ ± ۱/۱۵
تراکم	۰/۰۲ ± ۱/۰۱	۰/۰۲ ± ۰/۹۹	۰/۰۵ ± ۱/۰۰
محیط دایره ای هم ارز	۰/۰۶ ± ۰/۹۴	۰/۰۷ ± ۱/۰۴	۰/۰۵ ± ۰/۹۴
کشیدگی	۰/۰۳ ± ۰/۹۰	۰/۰۴ ± ۰/۸۴	۰/۰۳ ± ۰/۹۳
بیضیت	۰/۰۲ ± ۰/۰۱	۰/۰۱ ± ۰/۰۱	۰/۰۲ ± ۰/۰۰
مستطیلی	۰/۰۲ ± ۰/۲۸	۰/۰۲ ± ۰/۲۹	۰/۰۲ ± ۰/۲۸
سختی	۰/۰۰ ± ۰/۹۸	۰/۰۰ ± ۰/۹۸	۰/۰۱ ± ۰/۹۸
کوژی	۰/۰۱ ± ۱/۰۰	۰/۰۱ ± ۱/۰۰	۰/۰۳ ± ۰/۹۹

جدول ۲. تجزیه رگرسیون گام به گام متغیرهای پیش‌گوی با اثر معنی‌دار بر طبقه‌بندی گونه‌های مختلف تاج خروس

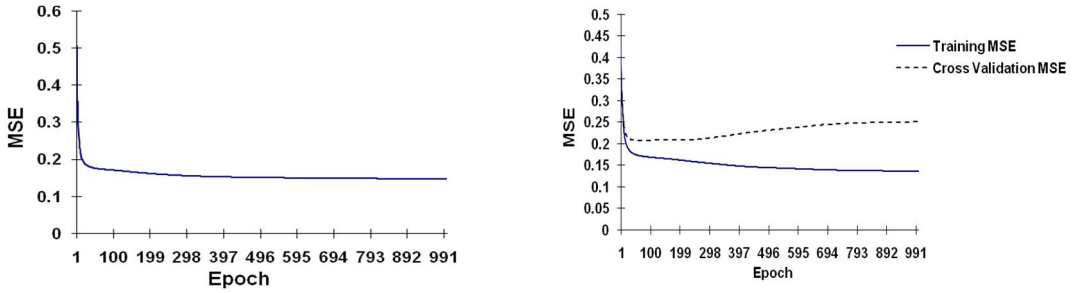
قدم	متغیر ورودی	ضریب Lambda	P-value
۱	کشیدگی	۰/۴۱۹	۰/۰۰
۲	مساحت	۰/۲۹۷	۰/۰۰
۳	گرانیگاه محورx	۰/۲۸۰	۰/۰۰
۴	عرض	۰/۲۷۱	۰/۰۰
۵	طول	۰/۲۴۷	۰/۰۰
۶	مستطیلی	۰/۲۴۲	۰/۰۰

استفاده از داده‌های خام برای ساخت شبکه‌های عصبی: با استفاده از ۱۵ صفت مربوط به شکل بذور تاج خروس شبکه عصبی چند لایه، معیار توقف آموزش شبکه، میزان مربعات خطای اعتبار سنجی بود که بر این اساس شبکه عصبی مربوطه ساخته شد. به این ترتیب میزان خطای آموزش و اعتبار سنجی به‌ترتیب معادل ۰/۱۳ و ۰/۲۰ بود (شکل ۲-الف).

پس از انجام مراحل تست شبکه، میزان دقت شناسایی هر یک از گونه‌های تاج خروس مشخص شد که بر این اساس بیشترین درصد دقت شناسایی با میزان ۹۰/۹۱ درصد متعلق به *A.retroflexus* و پس از آن *A.albus* و *A.viridis* هر دو با مقدار ۶۶/۶۷ درصد بود. میزان درصد شناسایی کل نیز معادل ۷۴/۷۵ درصد بود (جدول ۳).

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۲. الف- میزان میانگین مربعات خطای (MSE) آموزش (خط ممتد) و اعتبار سنجی (نقطه چین) شبکه، ب- میزان میانگین مربعات خطا (MSE) طی عملیات آموزش در شبکه شامل پانزده متغیر ورودی پیش گوی خام

جدول ۳. مقایسه تعداد مطلوب و واقعی گونه‌های تاج خروس به همراه درصددقت شناسایی هر یک از آنها با استفاده از پانزده متغیر پیش گوی ورودی خام (معیار توقف شبکه، افزایش مقدار میانگین مربعات خطای فرایند اعتبار سنجی و کمترین مقدار میانگین مربعات خطای آموزش).

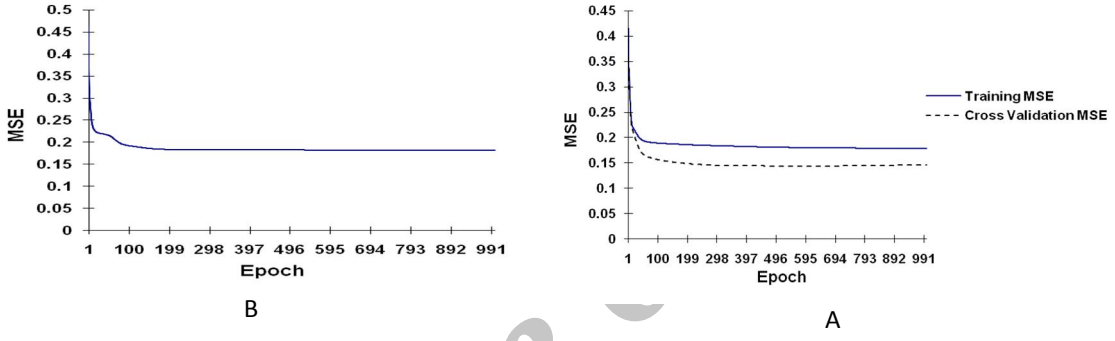
مطلوب/مشاهده شده actual / Desired	*Amaranthus viridis*	*Amaranthus retroflexus*	*Amaranthus albus*
	معیار توقف، فرایند اعتبار سنجی		
Amaranthus viridis	۱۸	۰	۸
Amaranthus retroflexus	۰	۳۰	۲
Amaranthus albus	۹	۳	۲۰
دقت شناسایی	۶۶/۶۷	۹۰/۹۱	۶۶/۶۷
	معیار توقف، کمترین میانگین مربعات خطا		
Amaranthus viridis	۲۸	۰	۲۸
Amaranthus retroflexus	۱	۳۹	۱
Amaranthus albus	۱۰	۴	۱۰
دقت شناسایی	۷۱/۷۹	۹۰/۷۰	۶۸/۴۲

نتایج مربوط به آموزش شبکه نشان داد که خطای اعتبار سنجی پس از طی ۵۰ گام از ۱۰۰۰ گام یادگیری افـزایش یافت و از اینرو آموزش شبکه در این مرحله متوقف شد (شکل ۲-الف). این در حالی بود که خطای آموزش رونـدی مشابه روند خطای اعتبار سنجی نداشته و روندی نزولی را نشان داد. به این ترتیب این گمان مطـرح مـی‌شـود کـه در صورت عدم توقف شبکه توسط عملیات اعتبار سنجی، شبکه عملکرد بهتری را به همراه خواهد داشت. همانطور کـه خطای آموزش تا ۰/۱۳ نیز کاهش پیدا کرد. بنابراین شبکه ای با همان معماری قبلی، اما بدون عملیات اعتبـار سـنجی طراحی شد که معیار توقف آموزش آن، کمترین خطای فرایند آموزش طی ۱۰۰۰ گام آموزشی بود (شـکل ۲-ب). بـا

Archive of SID
www.SID.ir

تغییر معیار توقف شبکه، میزان دقت شناسایی گونه‌های *A.albus* و *A.viridis* افزایش یافت و به ترتیب به مقدار ۶۸/۴۲ و ۷۱/۷۹ درصد رسید با این حال دقت شناسایی *A.retroflexus*، تفاوت چندانی را نشان نداد (جدول ۳). میزان دقت شناسایی کل نیز به میزان ۷۶/۹۷ درصد رسید. این نتایج به دلیل کاهش خطای آموزش شبکه حاصل آمد.

برای جلوگیری از پیچیدگی شبکه جهت انجام محاسبات لازم، همانطور که قبلا گفته شد با استفاده از روش رگرسیون قدم به قدم مهمترین متغیرهای پیش گو شناسایی شده و برای استفاده در شبکه عصبی از سایر متغیرها تفکیک شدند. بر این اساس یک شبکه عصبی چند لایه شامل ۶ نورون ورودی (متغیرهای پیش گو)، یک لایه پنهان و سه لایه خروجی ساخته شد که از تابع انتقال TanhAxon و قانون یادگیری Momentum بهره می‌جست. خروجی مربوط به فرایند آموزش شبکه در شکل ۳-الف آمده است. آموزش این شبکه پس از انجام ۵۷۳ گام یادگیری به وسیله عمل اعتبار سنجی متوقف شد. میانگین مربعات خطا عملیات آموزش و اعتبار سنجی نیز به ترتیب معادل ۰/۱۷۷ و ۰/۱۴۶ بود.



شکل ۳. الف- میزان میانگین مربعات خطای (MSE) آموزش (خط ممتد) و اعتبار سنجی (نقطه چین) شبکه، ب- میزان میانگین مربعات خطا (MSE) طی عملیات آموزش در شبکه شامل شش متغیر ورودی پیش گوی خام.

پس از آموزش، این شبکه مورد آزمایش قرار گرفت تا میزان دقت آن در شناسایی گونه‌های تاج خروس مشخص شود. نتایج مربوط به آزمون شبکه نشان داد که استفاده از متغیرهای پیش گوی مهم به‌عنوان ورودی منجر به افزایش درصد دقت شناسایی *A.retroflexus* تا میزان ۹۷/۳۰ شده است. این در حالی بود که از میزان دقت شناسایی *A.albus* کاسته شد و بر دقت شناسایی *A.viridis* تاثیری نداشت (جدول ۴). دقت شناسایی کلی این شبکه نیز معادل ۷۶/۲۴ درصد بود. دقت کلی شناسایی شبکه عصبی شامل داده‌های خام شش متغیر پیش گو و با معیار توقف حداقل میانگین مربعات خطا نیز در مقایسه با شبکه قبلی ساخته شده از داده‌های خام بیشتر بود، به طوری که به حد ۷۷/۰۰ درصد رسید. در این میان بیشترین تاثیر روی شناسایی *A.viridis* بود که تا مرز ۷۴/۳۶ درصد افزایش یافت (شکل ۳-ب و جدول ۴).

مقایسه شبکه‌های عصبی ساخته شده از داده خام پانزده تایی و شش تایی نشان داد که دقت شناسایی شبکه عصبی ساخته شده از ۱۵ نورون ورودی (۷۶/۹۷ درصد) به مقدار اندکی بیشتر از شبکه عصبی ساخته شده از شش نورون ورودی (۷۶/۲۴ درصد) بود. این نتایج با نتایج بدست آمده توسط Dubey et al., (2006) هماهنگ بود. در آزمایش آنها استفاده از ۴۵، ۲۰، ۱۶ و ۸ خصوصیت شکلی به عنوان متغیرهای پیش گو، نشان داد که دقت طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی زمانیکه از ۴۵ متغیر پیش گو استفاده می‌شد در بیشترین مقدار خود بود. هر چند که بسیاری از این

www.SID.ir

۴۵ متغیرها، از تعداد اندکی از متغیرهای کلیدی مشتق شده بودند. هرچند که در آزمایش ما میزان تفاوت بین دو نوع شبکه عصبی چندان زیاد نبود. علت این امر را می‌توان به کاهش حضور متغیرهای پیش گو در شناسایی گونه‌های مختلف تاج خروس و جلوگیری از پیچیده شده شدن شبکه اشاره کرد.

جدول ۴. مقایسه تعداد مطلوب و واقعی گونه‌های تاج خروس به همراه درصد دقت شناسایی هر یک از آنها با استفاده از شش متغیر پیش گوی ورودی خام (معیار توقف شبکه، افزایش مقدار میانگین مربعات خطای فرایند اعتبار سنجی و کمترین مقدار میانگین مربعات خطای آموزش)

مطلوب/مشاهده شده actual / Desired	*Amaranthus viridis*	*Amaranthus retroflexus*	*Amaranthus albus*
	معیار توقف، فرایند اعتبار سنجی		
Amaranthus viridis	۲۰	۰	۶
Amaranthus retroflexus	۰	۳۶	۴
Amaranthus albus	۸	۱	۱۵
دقت شناسایی	۷۱/۴۳	۹۷/۳۰	۶۰/۰۰
	معیار توقف، کمترین میانگین مربعات خطا		
Amaranthus viridis	۲۹	۰	۱۰
Amaranthus retroflexus	۰	۴۳	۴
Amaranthus albus	۱۰	۲	۲۲
دقت شناسایی	۷۴/۳۶	۹۵/۵۶	۶۱/۱۱

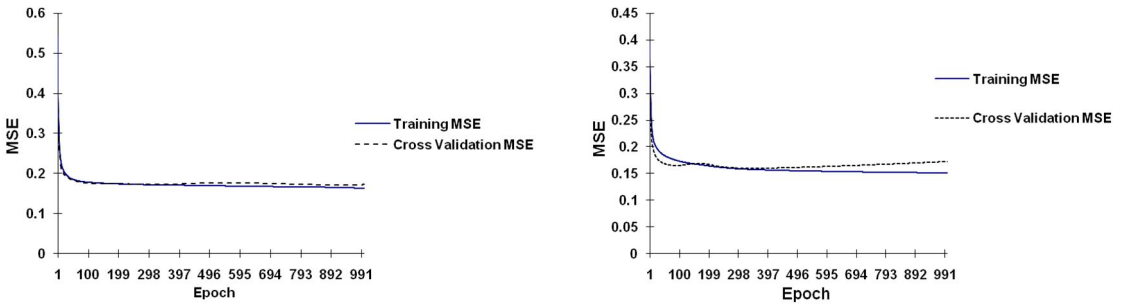
استفاده از داده‌های نرمال برای ساخت شبکه‌های عصبی: در این مرحله دو سری داده پانزده و شش تایی نرمال به عنوان ورودی‌های مدل مورد استفاده قرار گرفتند. در این شبکه‌ها، معیار توقف اعتبار سنجی در مقایسه با معیار توقف حداقل میانگین خطا بهتر عمل کرده و شبکه‌های با دقت شناسایی بهتر را به همراه داشت. میانگین مربعات خطای آموزش و اعتبار سنجی در شبکه متشکل از داده‌های نرمال پانزده متغیر پیش گوی ورودی به‌ترتیب معادل ۰/۱۵۱ و ۰/۱۷۲ بود. این شبکه در گام آموزش ۳۴۸ متوقف شد این در حالی است که کاهش خطای معیار اعتبار سنجی در مقداری کمتر از این مقدار مشاهده شدند (شکل ۴-الف) که این امر به دلیل اطمینان از آموزش صحیح شبکه است. در هنگام استفاده از تکنیک اعتبار سنجی توصیه شده است که آموزش شبکه برای یک مدت زمانی بعد از اینکه خطا در مجموعه آزمون برای اولین بار شروع به زیاد شدن می‌کند باید ادامه داده شود تا خطر عدم آموزش درست اطلاعات رفع شود (Masters, 1993). همچنین میانگین مربعات خطای آموزش و اعتبار سنجی در شبکه متشکل از داده‌های نرمال شش متغیر پیش‌گوی مهم ورودی به‌ترتیب معادل ۰/۱۶۳ و ۰/۱۷۱ بودند. آموزش این شبکه نیز پس از ۹۲۳ گام آموزش متوقف شد (شکل ۴-ب).

پس از انجام آزمون شبکه شامل داده‌های نرمال ۱۵ متغیر پیش‌گوی ورودی، بررسی دقت شناسایی گونه‌های تاج خروس توسط شبکه نشان داد که در مجموع با دقت کلی ۸۲ درصد گونه‌های تاج خروس توسط شبکه شناسایی شدند که گونه‌های *A.retroflexus*، *A.viridis* و *A.albus* به‌ترتیب با مقادیر ۹۰، ۸۰ و ۷۶ درصد شناسایی شدند

Archive of SID

www.SID.ir

(جدول ۵). در مورد شبکه عصبی حاوی داده‌های نرمال ۶ متغیر پیش گـوی ورودی نیـز، گونـه‌هـای *A.retroflexus*، *A.viridis* و *A.albus* به‌ترتیب با مقادیر ۸۸/۸۹، ۸۱/۸۲ و ۶۸/۷۵ درصد قابل شناسایی بودند (جدول ۵)، همچنین این شبکه مجموعاً ۷۹/۸۱ درصد از بذور را شناسایی کرد. نتایج به بدست آمده نشان داد که استفاده از خصوصیات شکلی می‌تواند به میزان زیادی در شناسایی بذور گونه‌های مختلف تاج خروس راهگشـا باشـد. Granitto et al., (2002) در آزمایش خود روی شناسایی بذور گونه‌های مختلف علف‌های هرز بیان داشتند که بیشترین قـدرت تفکیـک بـذور در ارتباط با خصوصیات شکلی آنها به‌دست آمد.



B A

شکل ۴. میزان میانگین مربعات خطای (MSE) آموزش (خط ممتد) و اعتبار سنجی (نقطه چین) شبکه، طی عملیات آموزش در شبکه شامل الف- داده‌های نرمال پانزده و ب- شش متغیر ورودی پیش‌گو

جدول ۷. مقایسه تعداد مطلوب و واقعی گونه‌های تاج خروس به همراه درصددقت شناسایی هر یک از آنها با استفاده از داده‌های نرمال مربوط به پانزده و شش متغیر پیش گو (معیار توقف شبکه، افزایش مقدار میانگین مربعات خطای فرایند اعتبار سنجی).

مطلوب/ مشاهده شده actual / Desired	*Amaranthus viridis*	*Amaranthus retroflexus*	*Amaranthus albus*
	داده‌های نرمال مربوط به پانزده متغیر پیش گو		
Amaranthus viridis	۲۸		۶
Amaranthus retroflexus	۱	۲۷	۰
Amaranthus albus	۶	۳	۱۹
دقت شناسایی	۸۰/۰۰	۹۰/۰۰	۷۶/۰۰
	داده‌های نرمال مربوط به شش متغیر پیش گو		
Amaranthus viridis	۱۸	۱	۹
Amaranthus retroflexus	۰	۳۲	۱
Amaranthus albus	۴	۳	۲۲
دقت شناسایی	۸۱/۸۲	۸۸/۸۹	۶۸/۷۵

Archive of SID

www.SID.ir

در مجموع نتایج حاصل از ساخت شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های نرمال مربوط به خصوصیات شکلی گونه‌های مورد مطالعه تاج خروس نشان داد که شبکه عصبی حاوی داده‌های نرمال ۱۵ خصوصیت شکلی در مقایسه با شبکه عصبی حاوی داده‌های نرمال تنها ۶ خصوصیت شکلی، دقت بیشتری را در شناسایی بذور گونه‌های مورد مطالعه تاج خروس به همراه داشت. این امر در شبکه‌های قبلی هم مشاهده شده بود. افزایش متغیرهای پیش گو با توزیع احتمال نرمال، در نتیجه افزایش کیفیت آموزش شبکه می‌توانست منجر به بروز چنین نتیجه ای شده باشد.

نتایج این آزمایش نشان داد که در تمامی شبکه‌های ساخته شده بیشترین دقت شناسایی برای گونه *A. retroflexus* اتفاق افتاد. این در حالی بود که کمترین دقت شناسایی نیز در مورد گونه *A. albus* رخ داد. علاوه بر این شبکه‌های عصبی ساخته شده از داده‌های نرمال در مقایسه با آنهایی که با استفاده از داده‌های خام ساخته شده بودند، دقت به مراتب بیشتری را در شناسایی گونه‌های مختلف تاج خروس، به همراه داشتند.

استفاده از شبکه عصبی بر اساس صفات شکلی تاج خروس می‌تواند در شناسایی بذور گونه‌های مختلف بخوبی عمل کند، هرچند که استفاده از خصوصیات شکلی بیشتر و یا استفاده از خصوصیاتی مانند رنگ و بافت پوشش بذر نیز می‌تواند در افزایش دقت شناسایی بسیار موثر باشند. در مجموع می‌توان گفت استفاده از تکنیک پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند عنوان یک رهیافت نوید بخش در شناسایی بذور مختلف گیاهان مطرح باشد. نتایج بدست آمده توسط Dubey et al., (2006) نشان دادند که ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش تصویر دارای پتانسیل بالایی جهت شناسایی واریته‌های مختلف گندم است. Anouar et al., (2001) بذور چهار رقم هویج را بر اساس اندازه، با استفاده از سامانه بینایی ماشین شناسایی کردند. Dehghan-Shoar et al., (1998) با استفاده از تکنیک پردازش تصویر و استخراج خصوصیات شکلی، چندین رقم یونجه را با دقت بالا از یکدیگر تفکیک کردند.

References

Alvarez, R. 2009. Predicting average regional yield and production of wheat in the Argentine Pampas by an artificial neural network approach. Eur. j. agro. 30: 70-77.

Amari, S., Murata, N., Muller, K. R., Finke, M., and Yang, H. H. 1997. Asymptotic statistical theory of overtraining and cross-validation. Neural Networks, IEEE Transactions. 8: 985-996.

Anouar, F., Mannino, M., Casals, M., Fougereux, J., and Demilly, D. 2001. Carrot seeds grading using a vision system. Seed Science and Thechnology. 29: 215-225.

Chtioui, Y., Bertrand, D., and Barba, D. 1998. Feature selection by a genetic algorithm. Application to seed discrimination by artificial vision. Journal of the Science of Food and Agriculture. 76: 77-86.

Dehghan-Shoar, M., Hampton, J., and Haslett, S. 1998. Identification of, and discrimination among, lucerne (*Medicago sativa* L.) varieties using seed image analysis. Plant Varieties & Seeds. 11: 107-127.

Dubey, B., Bhagwat, S., Shouche, S., and Sainis, J. 2006. Potential of artificial neural networks in varietal identification using morphometry of wheat grains. Biosystems Engineering. 95: 61-67.

Fawzi, N. M., Fawzy, A. M., and Mohamed, A. 2010. Seed morphological studies on some species of Silene L.(Caryophyllaceae). International Journal of Botany. 6: 287-292.

Granitto, P.M., Navone, H.D., Verdes, P.F., and Ceccatto, H.A. 2002. Weed seeds identification by machine vision. Computers and Electronics in Agriculture. 33: 91-103.

Granitto, P.M., Verdes, P.F., and Ceccatto, H.A. 2005. Large-scale investigation of weed seed identification by machine vision. Computers and Electronics in Agriculture. 47: 15-24.

Kasabov, N.K. 1996. Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering. The MIT Press.

Archive of SID

www.SID.ir

Kohonen, T. 1988. Self-organization and associative memory. Berlin. Springer. Pp. 312.

Majumdar, S., and Jayas, D.S. 2000. Classification of cereal grains using machine vision: I. Morphology models. Transactions of the ASAE. 43: 1669-1675.

Masters, T. 1993. Practical neural network recipes in C++. San Diego. Academic Press. Pp. 493.

Snyder, W. E., and Qi, H. 2010. Machine vision. Cambridge University Pr. Pp. 452.

Archive of SID

www.SID.ir