نشریه پژوهش در نشخوارکنندگان
جلد دوم، شماره چهارم، ۱۳۹۳
http://ejrr.gau.ac.ir

تعیین نوع گل و تخمین اندازه پوست بره‌های یک روزه گوسفند زندی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی

مهدی خجسته‌کی[۱]، *علی‌اصغر اسلمی‌نژاد[۱]، محمدمهدی شریعتی[۱] و روح‌اله دیانت[۲]

[۱]به ترتیب دانشجوی دوره دکتری ، دانشیار و استادیار گروه علوم دامی دانشکده کشاورزی دانشگاه فردوسی مشهد،
[۲]استادیار گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه قم

تاریخ دریافت: ۹۳/۰۳/۲۷ ؛ تاریخ پذیرش: ۹۳/۰۷/۰۱

چکیده

در این پژوهش، روشی برای تشخیص نوع گل و تخمین اندازه پوست بره‌های زندی با استفاده از پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. داده مورد استفاده، از پوست‌های متعلق به کلکسیون پوست‌های زینتی مرکز پرورش گوسفند زندی تهران (خجیر) به‌دست آمد. ابتدا ابعاد و نوع گل‌های موجود روی پوست توسط ارزیاب‌های مجرب اندازه‌گیری شد. سپس با استفاده از دوربین دیجیتال، عکس‌های متعددی از هر یک از انواع گل و ابعاد پوست‌ها تهیه شد. ویژگی‌های مرتبط با کیفیت نوع گل و تخمین اندازه پوست بره‌ها از روی تصاویر دیجیتال و به‌وسیله ابزارهای پردازش تصویر نرم‌افزار متلب استخراج شد. دو شبکه عصبی مصنوعی مجزا برای دسته‌بندی گل‌ها و برآورد مساحت پوست طراحی گردید. شبکه عصبی طراحی شده برای تشخیص نوع گل بدون خطا آموزش دید و در مرحله آزمون نیز با دقت حدود ۹۵ درصد، هفت نوع گل مختلف موجود روی پوست را تشخیص داد. اندازه پوست بره‌ها با دقت حدود ۹۹ درصد توسط شبکه عصبی دوم تخمین زده شد. همبستگی بین اندازه‌های برآورد شده از شبکه عصبی مصنوعی و ابعاد واقعی پوست بره‌ها ۹۷/۱۵ درصد و معنی‌دار بود ($P<۰/۰۱$). نتایج این مطالعه نشان داد که امکان استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و جایگزینی آن به جای انسان به‌منظور رکوردبرداری و تعیین کیفیت پوست بره‌های نژاد پوستی در بدو تولد وجود دارد.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، شبکه عصبی مصنوعی، کیفیت پوست، گوسفند

*نویسنده مسئول: aslaminejad@ferdowsi.um.ac.ir

مقدمه

تولید پوست‌های زینتی از بره‌های گوسفندان پوستی در بسیاری از کشورها و از جمله ایران دارای پیشینه قابل توجهی است. معمول آن است که ثبت رکورد صفات پوست در همه این کشورها توسط ارزیاب انجام می‌شود. به‌این منظور از ویژگی‌های متعدد پوست در بره‌های یک روزه با هدف انتخاب دام‌های برتر رکوردبرداری می‌شود (اسکومن و آلبرتین، ۱۹۹۳). نوع گل (شکل‌هایی که از نحوه جعد و پیچش خاص الیاف روی پوست به‌وجود می‌آید) و اندازه پوست بره‌ها دو صفت مهم هستند که توسط ارزیاب خبره نمره‌دهی می‌شوند. نوع گل به‌صورت اعداد اسمی‌گسسته نمره‌دهی می‌شود به‌طوری که هر نوع گل با یک عدد کدگذاری می‌شود و اندازه پوست بره‌ها نیز به‌صورت اعداد رتبه‌ای گسسته تعیین می‌گردد، به‌طوری که اعداد بزرگتر نشانه پوست‌های بزرگتر است (اسکومن و آلبرتین، ۱۹۹۳). بدیهی است که با توجه به مواردی نظیر تفاوت در سلیقه و چیرگی افراد، فرصت محدود برای ارزیابی پوست بره‌ها، عدم استفاده از ابزار دقیق و احتمال تغییر ارزیاب طی سال‌های مختلف، افزایش سهم خطای انسانی در رکوردبرداری به روش ارزیابی چشمی اجتناب ناپذیر است و این موضوع با کاهش دقت در برآورد ارزش‌های ارثی و کاهش پیشرفت ژنتیکی همراه خواهد بود (ویلاراسا و همکاران، ۲۰۱۰). شاید یک راه حل مناسب برای افزایش دقت رکوردبرداری در این‌گونه موارد استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی باشد (گویال، ۲۰۱۳؛ اوندر و همکاران، ۲۰۱۰). هوش مصنوعی شامل بخشی از علوم رایانه‌ای است که هدف آن تولید ماشین‌هایی است که بتوانند شبیه انسان برای تشخیص و تصمیم‌گیری درباره مسائل مختلف رفتار کنند (بوگارت، ۲۰۰۸؛ گویال، ۲۰۱۳). هوش مصنوعی به‌خصوص در دو دهه اخیر در تشخیص بسیاری از موارد در صنایع نظامی، پزشکی، هوا و فضا، تشخیص هویت، موارد امنیتی و نظایر آن جایگزین انسان شده و پیشرفت‌های شگرفی را باعث شده است (بوگارت، ۲۰۰۸).

یکی از ابزارهای کارآمد در فن آوری هوش مصنوعی استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که به‌عنوان یکی از ابزار داده کاوی و با الگو گرفتن از شبکه عصبی موجودات زنده طراحی شده‌اند (پرولینک، ۲۰۱۱). ساختار این شبکه‌ها از دو یا چند لایه تشکیل و در هر لایه تعدادی نرون پیش‌بینی شده است. هر نرون یا گره مشابه یک سلول عصبی یکسری اطلاعات ورودی را دریافت و با توجه به توابع شرطی موجود در آن اطلاعات را پردازش نموده و یک سیگنال خروجی تولید می‌کند و مجموعه نرون‌ها در ارتباط با هم قابلیت تصمیم‌گیری، پیش‌بینی و تشخیص دارند (گویال، ۲۰۱۳). شبکه‌های دو

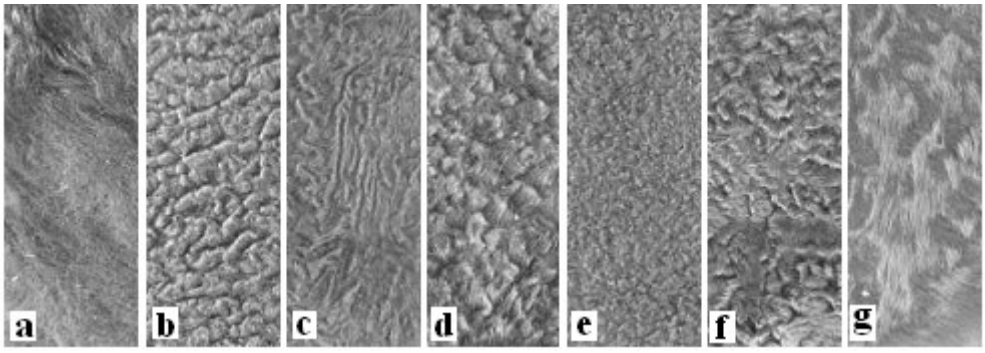
لایه دارای یک لایه ورودی برای دریافت اطلاعات و یک لایه خروجی برای ارائـه نتـایج هسـتند، در حالی که شبکه‌های چند لایه علاوه‌بر لایه ورودی و خروجی دارای یک یا چند لایه پنهان در بین ایـن دو لایه‌اند. نحوه ارتباط لایه‌ها به شکلی است که اطلاعات خام از لایه ورودی دریافـت و بـر اسـاس توابع موجود در نرون‌ها پس از چند مرحله تصمیم‌گیری، نتیجه نهایی در لایه خروجی ارائه مـی‌شـود (گویال، ۲۰۱۳). معمولا تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و خروجی به‌ترتیـب برابـر بـا تعـداد اطلاعـات ورودی و خروجی به شبکه است. اما تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان معمولا با توجـه بـه روش آزمون و خطا و بر اساس حصول بالاترین دقت تشخیص و پیش‌بینی حاصل از شبکه تعیین مـی‌شـود (گویال، ۲۰۱۳). همانند سایر علوم کاربرد هوش مصنوعی در کشاورزی نیز طی دو دهه اخیـر توسـعه قابل توجهی داشته و برای مثـال از آن در تخمـین مسـاحت، انـدازه و وزن اشـیاء و در طبقه‌بنـدی و دسته‌بندی موضوعات مختلف کشاورزی استفاده شده است. برای مثال با استفاده از پـردازش تصـاویر ویدئویی ابعاد بدن و کیفیت لاشه بره‌های پرواری تخمین زده شده و نتایج این گزارش نشان داده است که استفاده از هوش مصنوعی برای رکوردبرداری می‌تواند باعث افزایش پیشرفت ژنتیکی صفات تیـپ و کیفیت لاشه در بره‌های پرواری در مقایسه با روش‌های متداول ارزیـابی چشـمی‌شـود (ویلاراسـا و همکاران، ۲۰۱۰). هم‌چنین وانگا و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از پـردازش تصـویر و شـبکه عصـبی مصنوعی اقدام به بررسی و پیش‌بینی وزن خوک‌ها نمودند. در یـک مطالعـه بـه‌منظـور تعیـین کیفیـت پارچه، ۵ حالت چروک پارچه با استفاده از خصوصیات بافت‌شناسی مستخرج از تصـاویر دیجیتـال و بهره‌گیری از دسته‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان[1] با دقت ۷۵ درصد دسته‌بندی شد (سان و همکاران، ۲۰۱۱). علی پسندی و همکاران (۲۰۱۳) با طراحی یک الگوریتم با استفاده از پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی موفق شدند سه نوع هلوی نارس و رسیده را با دقت ۹۸/۵ درصـد و ۹۹/۳ درصـد از یکدیگر جدا کنند. پازوکی و همکاران (۲۰۱٤) با اسـتفاده از شـبکه عصـبی موفـق بـه دسـته‌بنـدی و تشخیص ۵ نوع برنج تجاری با دقت نزدیک به ۹۹ درصد شدند. تـاکنون هـیچ پژوهشـی در داخـل و خارج از کشور در زمینه استفاده از هوش مصنوعی با هدف رکورد برداری از صفات نوع گل و انـدازه پوست‌های زینتی منتشر نشده است. لذا در این پژوهش سعی گردیده است با استفاده از این فـن‌آوری تعیین نوع گل و تخمین اندازه پوست در بره‌های یک روزه گوسفندان پوستی مورد بررسی قرار گیرد.

1- Support vector machines

مواد و روش

مراحل مختلف مطالعه حاضر شامل رکوردبرداری فنوتیپی از پوست بره‌ها، تهیه تصاویر دیجیتال، پردازش تصویر و استخراج ویژگی‌های مرتبط و در نهایت استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای دسته‌بندی و تشخیص حالات مختلف ویژگی‌های نوع گل و تخمین اندازه پوست بود که در ادامه این مراحل به تفصیل توضیح داده می‌شوند.

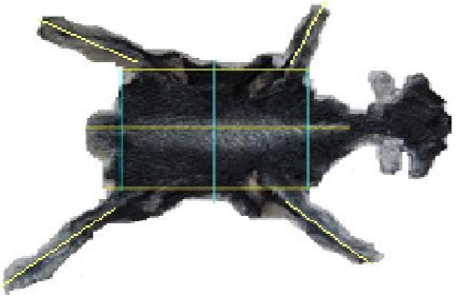
رکوردبرداری فنوتیپی و عکس‌برداری: در این مطالعه از پوست‌های موجود در کلکسیون ایستگاه پرورش و اصلاح‌نژاد گوسفند زندی تهران (خجیر) استفاده شد. این مجموعه شامل پوست‌های دباغی شده از بره‌های یک روزه است که معرف تنوعی از انواع طرح، رنگ و گل موجود روی پوست بره‌های زندی می‌باشد. نحوه پیچ و تاب و کنار هم قرار گرفتن الیاف بر روی پوست بره‌ها شکل‌های مختلفی را ایجاد می‌کند که در اصطلاح به آن گل پوست می‌گویند. بر این اساس، ۷ نوع گل شامل گل‌های قلم بلند، قلم کوتاه، حلقه، فنری، اره گل، پوست مواج و کنیزی توسط ارزیابان خبره بر روی پوست‌ها مورد شناسایی قرار گرفت (شکل ۱).



شکل ۱- تصاویر ۷ نوع گل شامل کنیزی (a)، قلم کوتاه (b)، قلم بلند (c)، حلقه (d)، فنری (e)، اره گل (f) و مواج (g).

هم‌زمان به‌منظور تعیین تنوع گل‌ها و تخمین وسعت پوست، عکس‌هایی با استفاده از دوربین دیجیتال کانن مدل SX 150 IS و در اندازه ۳۲٤۰×٤۳۲۰ پیکسل از پوست‌های مورد برررسی تهیه شد. به‌منظور شناسایی نوع گل، عکس‌برداری از فاصله ۳۰ سانتی‌متری و برای تخمین اندازه پوست‌ها، عکس‌برداری از فاصله ٦۰ سانتی‌متری سطح پوست انجام شد. نور محیط با استفاده از یک لامپ

فلورسنت که در ارتفاع ۱ متری بالای پوست تعبیه شده بود تامین گردید. از مجموع عکس‌های تهیه شده تعداد ۱۹٦ عکس برای تشخیص انواع گل موجود روی پوست و تعداد ۸۱ عکس برای تخمین مساحت پوست‌ها مورد استفاده قرار گرفت. ابعاد پوست بره‌ها توسط ارزیاب و با استفاده از متر نواری از بخش‌های مختلف یک پوست ثبت شد. این اندازه‌ها شامل ۳ اندازه عرضی (فاصله دو دست، فاصله دو پا، فاصله پهلو به پهلو) و ۳ اندازه طولی (فاصله گردن تا دم، فاصله دست و پای راست از یکدیگر، فاصله دست و پای چپ از یکدیگر) و در نهایت مجموع طول دست و پا بود. شکل ۲ نحوه اندازه‌گیری ابعاد پوست را نشان می‌دهد.

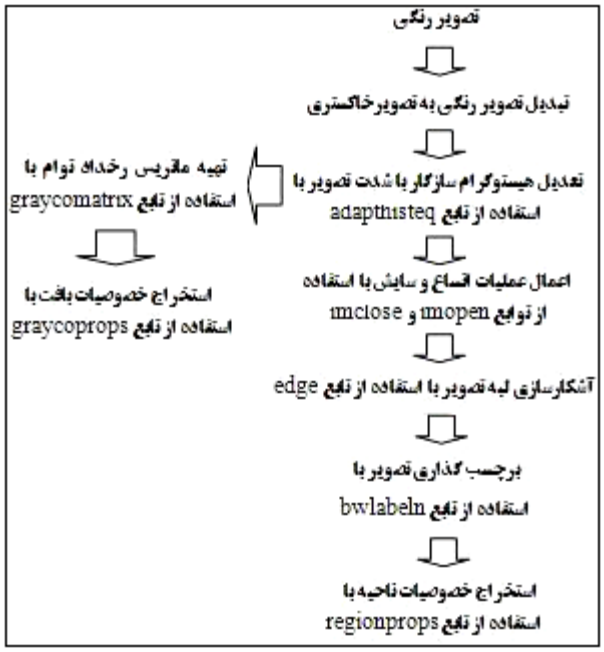


شکل ۲- نحوه اندازه‌گیری ابعاد پوست: فاصله طولی (خطوط افقی)، فاصله عرضی (خطوط عمودی) و مجموع طول دست و پا (خطوط مورب).

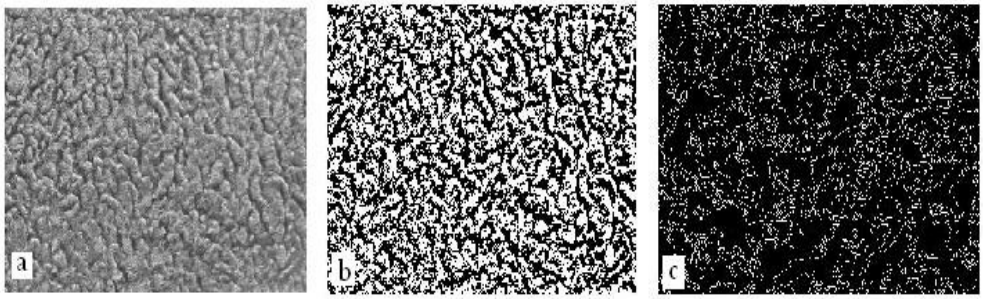
پردازش تصویر: تصاویر دیجیتال تهیه شده با استفاده از نرم‌افزار متلب[1] مورد پردازش قرار گرفت. مراحل پردازش تصویر شامل مراحل آماده‌سازی و ویرایش تصاویر، استخراج خصوصیات و انتخاب خصوصیات مطلوب از تصاویر بود. ترتیب مراحل مختلف آماده‌سازی و استخراج خصوصیات تصاویر همراه با نام توابع مورد استفاده در هر مرحله در شکل ۳ ارائه شده است.

آماده‌سازی و ویرایش اولیه تصاویر: برای بهبود کیفیت تصاویر و آماده‌سازی آن‌ها یکسری عملیات پیش پردازش بر روی عکس‌ها انجام شد. این عملیات شامل تبدیل تصاویر رنگی به فرم خاکستری، تنظیم شدت، باینری کردن و قطعه‌بندی، انتخاب ناحیه موردنظر و اعمال عملگرهای موروفولوژی[2] برای حذف نویزها و نواحی اضافی و همچنین عملیات تشخیص لبه اشیاء در تصاویر بود. نمونه‌ای از تبدیل تصاویر مربوط به نوع گل و اندازه پوست در شکل‌های ٤ و ۵ نمایش داده شده است.

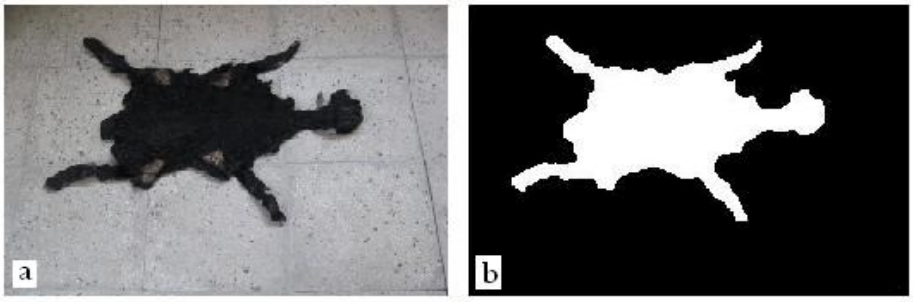
1- MATLAB
2- Morphology operator



شکل ۳- مراحل آماده‌سازی و استخراج خصوصیات تصاویر همراه با نام توابع مورد استفاده در هر مرحله.



شکل ٤- نمونه‌ای از مراحل آماده‌سازی تصاویر مربوط به نوع گل پوست (a: تصویر RGB گل قلم. b: حالت باینری (سیاه و سفید) همان تصویر. C: آشکارسازی لبه‌ها در همان تصویر).



شکل ۵- نمونه‌ای از مراحل آماده‌سازی تصاویر مربوط به اندازه پوست (a: تصویر اولیه در فرم RGB . b: حالت باینری (سیاه و سفید) همان تصویر).

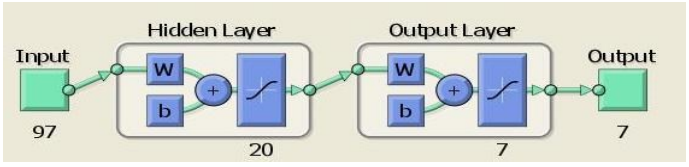
استخراج خصوصیات و انتخاب خصوصیات مؤثر: بر اساس مراحل ذکر شده در شکل ۳ و پس از آماده‌سازی اولیه تصاویر، ۱۸۰ خصوصیت شامل خصوصیات مختلف شکل‌شناسی و بافت از تصاویر مربوط به نوع گل پوست‌ها استخراج شد. برخی از مهم‌ترین خصوصیات شکل‌شناسی شامل مساحت[۱]، محیط[۲]، طول محور اصلی[۳]، طول محور فرعی[٤]، قطر معادل[٥]، فواصل[٦]، میزان گریز از مرکز[۷]، میزان سختی[۸] بود. هم‌چنین مهم‌ترین خصوصیات مربوط به تجزیه بافت شامل انرژی[۹]، یکنواختی[۱۰]، همگنی[۱۱] و همبستگی[۱۲] بود. درمورد تصاویر مربوط به اندازه پوست نیز ۸ خصوصیت مختلف شکل شناسی که اهم آن‌ها شامل مساحت، محیط، طول محور اصلی، طول محور فرعی بود، از هر تصویر استخراج گردید. با استفاده از روش‌های آماری جداول توافقی[۱۳] و ضریب همبستگی اتا[۱٤] در نرم‌افزار SPSS نشخه ویرایش شده ۱٦/۰ از مجموع ۱۸۰ ویژگی استخراج شده در نهایت ۹۷ ویژگی

1- Area
2- Perimeter
3- Major axis length
4- Minor axis length
5- Equivalent diameter
6- Distances
7- Eccentricity
8- Solidity
9- Energy
10- Homogeneity
11- Entropy
12- Correlation
13- Crosstabs
14- Eta coefficient

برای شناخت نوع گل مورد استفاده قرار گرفت و ویژگی‌های نامرتبط حذف شدند. معیار حذف ویژگی‌ها ضریب همبستگی اتا کم‌تر از ۰/۵ بود. در مورد خصوصیات استخراج شده برای تخمین وسعت پوست نیز تمام ۸ ویژگی بر اساس ضریب همبستگی پیرسون معنی‌دار بوده و همه آن‌ها در تخمین ابعاد پوست مورد استفاده قرار گرفت.

طراحی شبکه عصبی مصنوعی: در این مطالعه دو شبکه عصبی مصنوعی مجزا برای دسته‌بندی نوع گل و پیش‌بینی وسعت پوست بره‌ها طراحی شد. برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور دسته‌بندی و تشخیص انواع گل پوست از ابزار ان پی‌آرتولز[1] و به‌منظور تخمین اندازه پوست بره‌ها از ابزار ان اف تولز[2] در نرم‌افزار متلب استفاده شد. این دو شبکه عصبی از نوع پیش‌خور[3] بوده و با الگوریتم پس انتشار خطا[4] آموزش داده شدند. هر دو شبکه دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه پنهان بودند و تنها تفاوت آن‌ها در تعداد نرون‌های پیش‌بینی شده در هر لایه و همچنین توابع به‌کار رفته در این لایه‌ها بود.

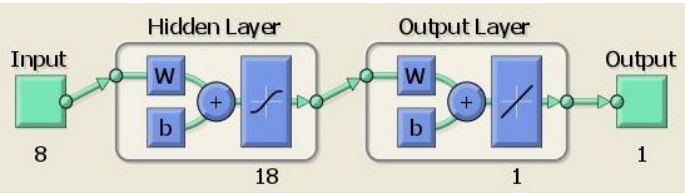
در شبکه عصبی اول که با هدف تشخیص ۷ نوع گل مختلف طراحی شد، تعداد نرون‌های موجود در لایه ورودی شامل تعداد خصوصیات انتخاب شده برای هر تصویر و برابر با ۹۷ نرون بود. در لایه خروجی نیز برابر با تعداد انواع گل موجود در دسته‌بندی نهایی ۷ نرون پیش‌بینی گردید. در لایه میانی یا پنهان با توجه به روش آزمون و خطا و بر اساس حصول بالاترین دقت در هر حالت، در نهایت تعداد ۲۰ نرون پیش‌بینی شد. در این شبکه تابع انتقال در لایه مخفی و لایه خروجی مشابه و از نوع تانژانت سیگموئید[5] بود. از مجموع ۱۹۶ قطعه عکس تهیه شده از ۷ نوع گل، تعداد ۱۱۹ قطعه عکس (از هر نوع گل ۱۷ قطعه عکس) برای طراحی اولیه شبکه (شامل مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون) و تعداد ۷۷ قطعه عکس برای آزمایش نهایی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت (شکل ٦).



شکل ٦- تصویر شبکه عصبی چند لایه طراحی شده برای تشخیص نوع گل پوست.

1- NPRTool
2- NFTool
3- Feed-forward neural network
4- Back propagation
5- Tan-sigmoid

در شبکه عصبی دوم که با هدف پیش‌بینی وسعت پوست بره‌ها طراحی شد، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد خصوصیات استخراج شده از هر تصویر و برابر با ۸ نرون بود. در لایه خروجی نیز یک نرون پیش‌بینی شد که خروجی آن عددی بود که از تخمین مساحت پوست حاصل می‌شد. بر اساس روش آزمون و خطا و با فرض حصول بالاترین دقت پیش‌بینی در لایه میانی یا پنهان تعداد ۱۸ نرون منظور شد. در این شبکه تابع انتقال در لایه مخفی از نوع تانژانت- سیگموئید و در لایه خروجی از نوع خطی بود (شکل ۷).



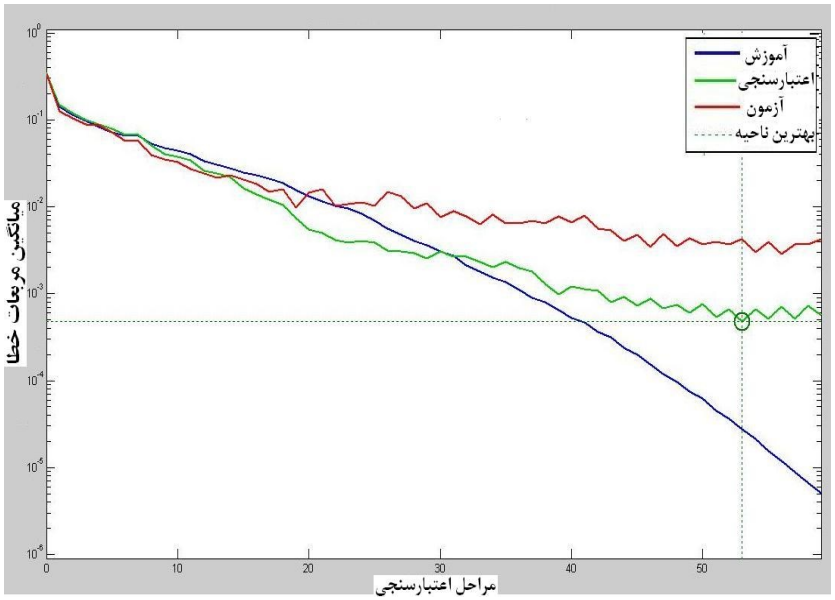
شکل ۷- تصویر شبکه عصبی چند لایه طراحی شده برای تخمین مساحت پوست.

از تعداد ۸۱ عکس تهیه شده برای تخمین وسعت پوست، تعداد ٦۰ عکس برای طراحی اولیه شبکه (شامل مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون) و ۲۱ عکس برای آزمایش نهایی شبکه مورد استفاده قرار گرفت. معیار کارایی شبکه عصبی مصنوعی حداقل مربعات خطا و حداکثر همبستگی مدل بود.

نتایج و بحث

شناسایی انواع گل موجود روی پوست: به‌منظور شناسایی ۷ نوع گل موجود روی پوست بره‌ها مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون شبکه عصبی مصنوعی بدون خطا انجام شد. نمایش مراحل اعتبارسنجی و آزمون شبکه عصبی مصنوعی در شکل و **Error! Reference source not found.** ارائه شده است. بر اساس شکل ، بهترین عملکرد در مرحله ۵۳ از مراحل اعتبارسنجی حاصل شده است. بر اساس خروجی این نمودار عملکرد شبکه عصبی موردنظر مناسب بوده است زیرا نمودارهای مربوط به اعتبارسنجی و آزمون خصوصیات، روند یکسانی دارند و در نقطه‌ای که بهترین کارایی به‌دست آمده است بین این دو منحنی هیچ‌گونه روی هم افتادگی وجود ندارد.

در طراحی یک شبکه عصبی، نمونه‌های آموزشی برای تعیین وزن‌های شبکه و نمونه‌های آزمایشی برای تعیین قدرت تشخیص شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند. اما نمونه‌هایی که برای اعتبارسنجی منظور می‌شوند کاربرد دیگری داشته و از یادگیری بیش از حد و بروز خطای انطباق جلوگیری می‌کنند (گویال، ۲۰۱۳). در صورت آموزش بیش از حد شبکه، علی‌رغم کاهش یا ثابت بودن خطای آموزشی، خطای اعتبارسنجی در برخی از تکرارها افزایش یافته و لذا در این مرحله فرآیند آموزش متوقف می‌گردد و وزن‌های متناظر با حداقل خطای اعتبارسنجی، به‌عنوان وزن‌های نهایی شبکه معرفی می‌شوند (گویال، ۲۰۱۳). در شبکه فوق نیز این اتفاق در مرحله ۵۳ از مراحل آموزش افتاده است.



شکل ۸- نمودار مراحل اعتبارسنجی شبکه عصبی به‌منظور تشخیص نوع گل پوست.

نتایج **Error! Reference source not found.** نیز نشان می‌دهد که از ۱۷ تصویر مربوط به هر نوع گل تمام تصاویر درست دسته‌بندی شده‌اند و شبکه عصبی با دقت ۱۰۰ درصد مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون را گذرانده است. هنگامی‌که این شبکه عصبی با مجموعه اطلاعات استخراج شده از ۷۷ عکس دیگر از انواع گل (از هر نوع گل ۱۱ تصویر) مورد آزمون مجدد قرار گرفت، میزان دقت شبکه عصبی در تشخیص انواع گل موجود روی پوست ۹٤/۸ درصد برآورد شد. فراوانی موارد

تشخیص صحیح و خطای شبکه عصبی در مورد هر یک از ۷ نوع گل تحت مطالعه در **Error! Reference source not found.** ارائه شده است. گل‌های کنیزی، قلم بلند و فنری بدون خطا و با دقت ۱۰۰ درصد شناسایی شدند در حالی‌که گل‌های قلم کوتاه، حلقه، مواج و اره‌گل (هر یک با ۱ مورد خطا از ۱۱ نمونه آزمایشی) با دقت ۹۰/۹ درصد توسط شبکه عصبی مورد شناسایی قرار گرفتند.

جدول ۱- فراوانی موارد خطا در تشخیص و دسته‌بندی ۷ نوع گل پوست با شبکه عصبی در مجموع مراحل طراحی شبکه شامل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون.

نوع گل	قلم بلند	قلم کوتاه	فنری	حلقه	اره گل	مواج	کنیزی	دقت تشخیص (درصد)
قلم بلند	۱۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰
قلم کوتاه	۰	۱۷	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰
فنری	۰	۰	۱۷	۰	۰	۰	۰	۱۰۰
حلقه	۰	۰	۰	۱۷	۰	۰	۰	۱۰۰
اره گل	۰	۰	۰	۰	۱۷	۰	۰	۱۰۰
مواج	۰	۰	۰	۰	۰	۱۷	۰	۱۰۰
کنیزی	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۷	۱۰۰
میانگین								۱۰۰

اعداد قطر نشان‌دهنده موارد دسته‌بندی صحیح گل‌ها و اعداد خارج از قطر نماینده تعداد موارد دسته‌بندی ناصحیح است.

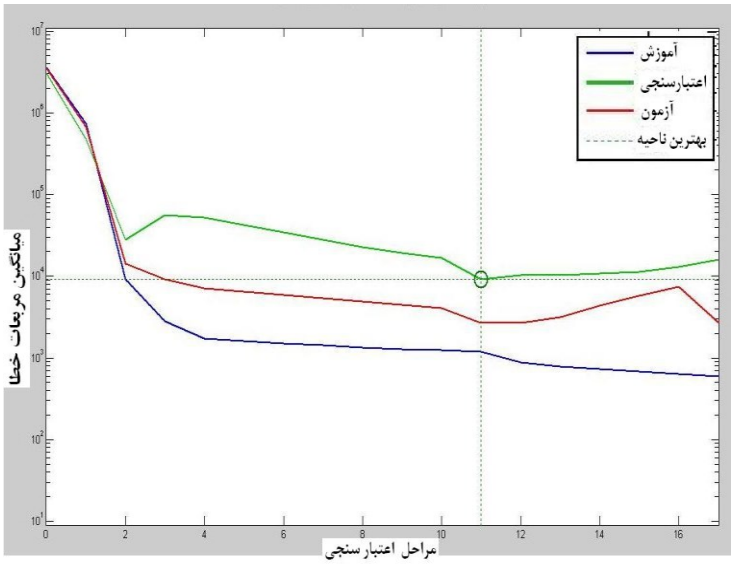
جدول ۲- فراوانی موارد خطا در تشخیص و دسته‌بندی ۷ نوع گل پوست با شبکه عصبی در مرحله آزمون نهایی.

نوع گل	قلم بلند	قلم کوتاه	فنری	حلقه	اره گل	مواج	کنیزی	دقت تشخیص (درصد)
قلم بلند	۱۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰
قلم کوتاه	۱	۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۹۰/۹
فنری	۰	۰	۱۱	۰	۰	۰	۰	۱۰۰
حلقه	۰	۱	۰	۱۰	۰	۰	۰	۹۰/۹
اره گل	۰	۰	۰	۱	۱۰	۰	۰	۹۰/۹
مواج	۰	۰	۰	۰	۰	۱۱	۰	۱۰۰
کنیزی	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱۰	۹۰/۹
میانگین								۹٤/۸

اعداد قطر نشان‌دهنده موارد دسته‌بندی صحیح گل‌ها و اعداد خارج از قطر نماینده تعداد موارد دسته‌بندی ناصحیح است.

نتایج مطالعه حاضر با سایر گزارش‌ها در زمینه استفاده از روش‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی برای دسته‌بندی موضوعات و اشیاء تا حد زیادی مطابقت دارد. به‌عنوان مثال در یک مطالعه الحیاری و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از پردازش تصویر و بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی با استخراج خصوصیات بافت و رنگ، موفق به شناسایی و دسته‌بندی بیماری‌های مرتبط با برگ گیاهان با دقتی بین ۸۳ درصد تا ۹٤ درصد شدند. همچنین بورا و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از پردازش تصویر و بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی موفق به تخمین اندازه دانه‌های چای و دسته‌بندی انواع چای خشک با دقت‌های ۷٤/٦۷ و ۸۰ درصد شدند. ویجسینگا و ماریکار (۲۰۱۲) با استفاده از پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی اقدام به شناسایی ۱۷ گونه گیاهی با استفاده از تصاویر موجود در هرباریوم گیاهی نمودند. نتایج نشان داد که در شبکه طراحی شده دقت مدل برای شناسایی گونه‌ها ۹۵ درصد و برای سری تست اطلاعات ۸۵ درصد بود. همان‌طور که ملاحظه می‌شود دقت تشخیص و دسته‌بندی به‌دست آمده از روش پیشنهادی در مطالعه حاضر در محدوده دقت‌های گزارش شده در سایر مطالعات است و تا حد زیادی با آن‌ها مطابقت دارد.

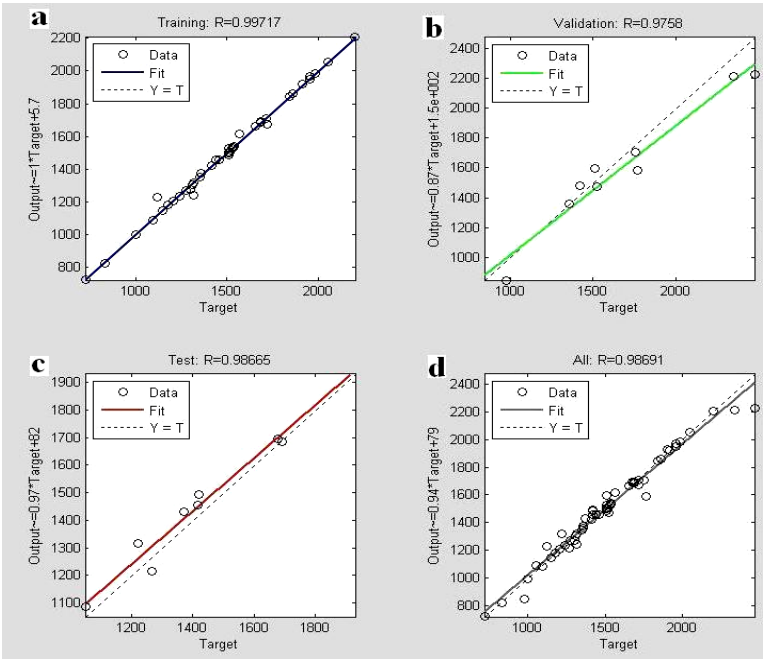
تخمین اندازه پوست: نتایج پیاده‌سازی انجام شده نشان می‌دهد که مساحت پوست‌های زینتی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی با دقت ۹۸/٦۹ درصد قابل تخمین می‌باشد. فرآیند اعتبارسنجی شبکه عصبی برای مساحت پوست بره‌ها در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون در شکل و دقت مدل‌های برازش شده توسط شبکه عصبی در هر یک از مراحل سه گانه مذکور در شکل ۱۰ نمایش داده شده است. همان‌طور که در شکل نیز مشاهده می‌شود بهترین عملکرد شبکه عصبی در مرحله ۱۱ حاصل شده است. این نمودار نشان می‌دهد که عملکرد شبکه عصبی مناسب بوده است، زیرا نمودارهای مربوط به اعتبارسنجی و آزمون شبکه دارای تغییرات مشابه و یکسانی هستند و در نقطه‌ای که بهترین کارایی به‌دست آمده است بین این دو منحنی هیچ‌گونه تقاطع وجود ندارد. بر اساس شکل ۱۰، هرچند حالت ایده آل آن است که نقاط مربوط به خروجی‌های مدل و نقاط مربوط به مقادیر واقعی روی یک خط بوده و بر هم منطبق باشند، اما خروجی‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که مدل نهایی به‌خوبی از مقادیر واقعی اندازه پوست تبعیت کرده و مقدار دقت (R) مدل ۹۸/٦۹ درصد بوده است که مقدار قابل قبولی است.



شکل ۹- نمودار مراحل اعتبارسنجی شبکه عصبی به‌منظور تخمین اندازه پوست.

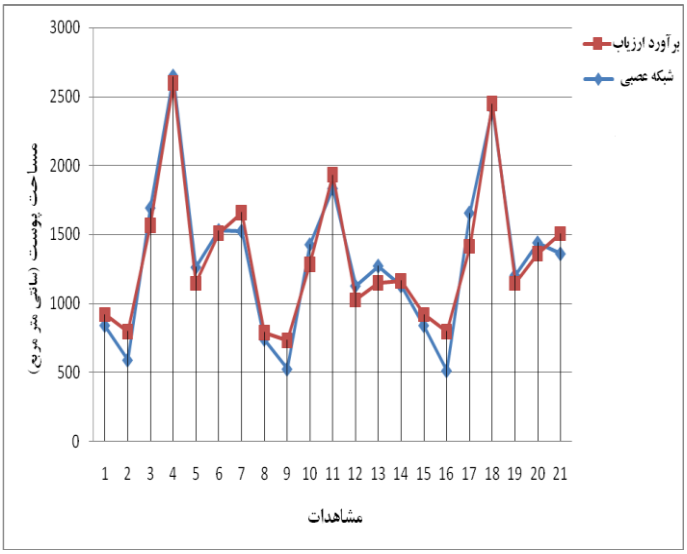
نتایج حاصل از معرفی ۲۱ قطعه عکس مجزا به‌این مدل جهت تخمین وسعت پوست نشان داد که بین مساحت‌های برآورد شده از طریق شبکه عصبی مصنوعی و مساحت‌های واقعی اندازه‌گیری شده توسط ارزیاب همبستگی بسیار معنی‌دار و بالایی معادل ۹۷/۱٦ درصد وجود دارد (شکل ۳). همبستگی بالا و معنی‌دار بین مساحت واقعی و مساحت تخمین زده شده با شبکه عصبی مصنوعی، نشان دهنده توانایی این شبکه در تخمین دقیق وسعت پوست است و شاید چنین سیستمی بتواند جایگزین انسان در تخمین وسعت پوست بره‌ها بشود.

استفاده از هوش مصنوعی در تخمین ابعاد و مساحت‌ها در سایر مطالعات نیز نتایج مشابهی را داشته است. بانرجی و همکاران (۲۰۱۲) با استفاده از فناوری پردازش تصویر و با دقت ۹۸ درصد موفق به تخمین مساحت برگ یک نوع گیاه دارویی شدند. در مطالعه دیگری گارسیا و همکاران (۲۰۰۹) با بهره‌گیری از فن‌آوری پردازش تصویر مساحت برگ گوجه فرنگی را با دقت ۹۸/۱ درصد و مساحت برگ ذرت را با دقت ۹٦/۲ درصد تخمین زدند. هم‌چنین جونیور و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از پردازش تصویر مساحت سطح بدن مرغ را با دقت ۹۹ درصد تخمین زدند که این گزارشات نتایج بررسی حاضر را تأیید می‌کنند.



شکل ۱۰- دقت مدل برازش شده توسط شبکه عصبی در تخمین اندازه پوست

از روی تصویر در مراحل آموزش (a)، اعتبارسنجی (b)، آزمون (c) و مجموع مراحل (d).



شکل ۳- مساحت برآورد شده پوست بره‌ها توسط شبکه عصبی در مقایسه با مساحت واقعی.

نتیجه‌گیری

نتایج مطالعه حاضر نشان داد که روش پیشنهادی در مطالعه حاضر بر مبنای استفاده از هوش مصنوعی به‌منظور تخمین وسعت پوست و همچنین تعیین نوع گل موجود روی پوست پاسخ قابل قبولی را به‌همراه داشته است و این امیدواری وجود دارد که در آینده با فراهم آوردن مقدمات سخت‌افزاری و نرم‌افزاری مناسب، فناوری هوش مصنوعی بتواند جایگزین انسان در رکوردبرداری از بره‌های پوستی در بدو تولد شود. با اندکی تامل شاید استفاده از این فن‌آوری در بسیاری از موارد مشابه نظیر تعیین امتیاز بدنی دام، ارزیابی تیپ و نظایر آن نیز بتواند کارایی داشته باشد و ضمن افزایش دقت و صحت اطلاعات، رکوردبرداری در زمان کم‌تر و با سهولت بیش‌تر انجام شود.

سپاسگزاری

از کارشناسان محترم ایستگاه پرورش و اصلاح گوسفند زندی تهران (خجیر) به‌ویژه جناب آقای مهندس شریف و مهندس حسنی که بنده را در انجام این تحقیق یاری نمودند قدردانی و تشکر می‌نمایم.

منابع

Al-Hiary, H., Bani-Ahmad, S., Reyalat, M., Braik, M. and ALRahamneh, Z. 2011. Fast and accurate detection and classification of plant diseases. Int. J. Comput. Appl. 17: 31-38.

Alipasandi, A., Ghaffari, H. and Alibeyglu, S.Z. 2013. Classification of three varieties of peach fruit using artificial neural network assisted with image processing techniques. Intl. J. Agron Plant. Prod. 4: 2179-2186.

Banerjee, K., Jasrai, Y.T. and Jain, N.K. 2012. An accessible and accurate image analysis for root length and leaf area estimation: A case application to Azadirachta indica seedlings. American-Eurasian J. Agric. Environ. Sci. 12: 64-76.

Borah, S., Hines, E.L. and Bhuyan, M. 2007. Wavelet transform based image texture analysis for size estimation applied to the sorting of tea granules. J. Food. Eng. 79: 629–639.

Burghardt, T. 2008. Visual animal biometrics-automatic detection and individual identification by coat pattern. Ph.D. Thesis in Computer Science, University of Bristol, 177p.

Garcia, E.R, Hernandez-Hernandez, F., Zaraguza, G.M. and Herrera, S.G. 2009. Two new Methods for the estimation of leaf area using digital photography. Int. J. Agric. Biol. 11: 397-400.

Goyal, S. 2013. Predicting properties of cereals using artificial neural networks: A review. Sci. J. Crop Sci. 2: 95-115.

Junior, Y.T., Silva, E., Junior, R.A.B., Lopes, M.A., Damascene, F.A. and Silva, G.C.D.A.E. 2011. Digital surface area assessment of broiler chickens. Eng. Agríc., Jaboticabal. 31: 468-476.

Onder, H., Arı, A., Ocak, S., Eker, S. and Tufekci, H. 2010. Use of image analysis in animal science. J. Inform. Technol. Agr. 1: 1-4.

Pazoki, A.R., Farokhi, F. and Pazoki, Z. 2014. Classification of rice grain varieties using two artificial neural networks (MLP and Neuro-Fuzzy). J. Anim. Plant Sci. 24: 336-343.

Prevolnik, M., skorjanc, D., Candek-Potokar, M. and Novic, M. 2011. Application of artificial neural networks in meat production and technology. In: Suzuki, P.K., (Ed., Artificial neural networks- Industrial and control engineering applications. InTech Europe, Rijeka, Croatia., 223-240.

Schoeman, S.J. and Albertin, J.R. 1993. An evaluation of the subjective categorization of hair quality of pelt traits in Karakul lambs. S. Afr J. Anim Sci. 23: 88-91.

Sun, J., Yao, M., Xu, B. and Bel, P. 2011. Fabric wrinkle characterization and classification using modified wavelet coefficients and support-vector-machine classifiers. Text. Res. J. 81: 902-913.

Vilarrasaa, E.R, Büngera, L., Brotherstoneb, S., Macfarlanea, J.M., Lambea, N.R., Matthewsc, K.R., Haresignd, W. and Roehea, R. 2010. Genetic parameters for carcass dimensional measurements from video image analysis and their association with conformation and fat class scores. Livest. Sci. 128: 92-100.

Wanga, Y., Yanga, W., Winterb, P. and Walkera, L. 2008. Walk-through weighing of pigs using machine vision and an artificial neural network. Biosyst. Eng. 100: 117-125.

Wijesingha, D. and Marikar, F.M.M.T. 2011. Automatic detection system for the identification of plants using herbarium specimen images. Trop. Agr. Res. 23: 42–50.

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources
J. of Ruminant Research, Vol. 2(4), 2015
http://ejrr.gau.ac.ir

Curl type determination and pelt size estimation of new born lambs of Zandi sheep Using Artificial Intelligence techniques

M. Khojastehkey[1], *A.A. Aslaminejad[1], M.M. Shariati[1], R. Dianat[2]
[1]In order: Ph.D. Student, Associate Prof, and Assistant Prof., Dept. of Animal Science, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Iran. [2]Assistant Prof., Dept. of computer engineering and IT, Faculty of Engineering, Qom University, Iran.
Received: 06/17/2014; Accepted: 09/23/2014

Abstract

In this study, a method based on using image processing and artificial neural network is introduced to determine curl type and pelt size of new born lambs in Zandi sheep. The data was collected from luxury pelt collection belong to the Zandi sheep breeding center Khojir, Tehran, Iran. Primarily, curl type and dimensions were determined by experienced appraisers for some pelts. Then, some digital images were captured from different curl types on the pelts and from different pelt dimensions. The features related to curl type determination and pelt size estimation were extracted from digital images using image processing tools (IPT) of MATLAB software. Two different Artificial Neural Networks were designed for classification of curl types and estimation of pelt size, independently. To classifying the curl types, a neural network was trained with the accuracy of 100%, and in the test phase it could classify the 7 curl types with the accuracy of near 95%. The accuracy of pelt size estimation was near 99% for the second tested neural network. There was a significant correlation (97.15%) between true and ANN estimated pelt sizes. The results indicated that there is a potential of using artificial intelligence as a replacement for the human sense, to determine pelt quality in the new born lambs of pelt sheep.

Keywords: Image processing, Artificial Neural Network, Pelt quality, Sheep

*Corresponding author: aslaminejad@ferdowsi.um.ac.ir