

بخش‌بندی جوجه‌های گوشتی برای پیش‌بینی وزن به روش مدل شکل فعال

سامان آبدانان مهدی‌زاده^{۱*} و سمیه امرایی^۲

چکیده

به دلیل مشکلات بسیار، توزین مستقیم وزن از قبیل استرس‌زا بودن آن هم برای کشاورز و هم برای حیوانات، روش‌های مبتنی بر پردازش تصاویر دیجیتال برای برآورد وزن حیوانات زنده و تعیین روند رشد آن‌ها پیشنهاد شده است؛ اما تعیین تغییرات ویژگی‌های ظاهری بدن حیوان با وجود سر به دلیل تغییر مکرر موقعیت آن، سبب ایجاد خطای قابل‌توجهی می‌شود. بدین‌منظور تعداد ۳۰ قطعه جوجه گوشتی یک روزه در شرایط استاندارد پرورش داده شد. برای کاهش خطای تخمین وزن جوجه‌های گوشتی، سر آن‌ها با روش مدل شکل فعال، حذف و عملکرد روش پیشنهادی در پیش‌بینی وزن، با روش بخش‌بندی اتسو مقایسه شد. ضریب همبستگی به دست آمده در روش مدل شکل فعال، میان وزن واقعی با مساحت و محیط به ترتیب (۹۷ درصد= R^2) و (۹۳ درصد= R^2) و برای روش اتسو، به ترتیب میان وزن واقعی با مساحت و محیط (۹۳ درصد= R^2) و (۹۲ درصد= R^2) مشاهده شد. با توجه به مقایسه این دو روش مشخص شد که دقت پیش‌بینی وزن توسط مدل توسعه‌یافته با محیط و مساحت استخراج‌شده با روش مدل شکل فعال، بالاتر از روش بخش‌بندی اتسو است.

واژه‌های کلیدی: بخش‌بندی، پردازش تصویر، پیش‌بینی وزن، کانتور بدن جوجه‌های گوشتی.

ارجاع: امان آبدانان مهدی‌زاده س. و و امرایی س. ۱۳۹۷. بخش‌بندی جوجه‌های گوشتی برای پیش‌بینی وزن به روش مدل شکل فعال. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۷(۱): ۳۷-۴۶.

۱- استادیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان.
۲- دانش‌آموخته گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان.

* ایمیل نویسنده مسئول: saman.abdanan@gmail.com; s.abdanan@ramin.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۷/۱۹

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۱/۱۹

مقدمه

وزن زندهٔ حیوان، برای مدیریت مراحل مختلف زنجیرهٔ تولید آن، یک عامل مهم است. در مزرعه، اطلاعات وزن زنده را می‌توان برای برآورد رشد حیوانات، بازده تبدیل خوراک، و آگاهی از بروز بیماری به کار برد (Menesatti *et al.*, 2014). روش‌های سنتی برآورد اندازهٔ حیوان معمولاً توسط چشم و دست و بر اساس نظر شخصی خریدار یا دامدار یا از طریق توزین مستقیم حیوانات انجام می‌شود (Wu *et al.*, 2004). از دیگر روش‌های برآورد وزن که به‌طور گسترده در پژوهش‌های مختلف برای تشخیص تغییرات اندازه و اشکال حیوان و همچنین محاسبه وزن زنده آنها بررسی شده است، روش اندازه‌گیری ویژگی‌های ظاهری بدن حیوان (Topal & Macit, 2004; Frost *et al.*, 1997; Salako, 2006; Mollah *et al.*, 2010; Tasdemir *et al.*, 2011; Menesatti *et al.*, 2014). اگرچه روش توزین مستقیم دقیق‌ترین نتیجه را فراهم می‌کند، یک کار طاقت‌فرسا و زمان‌بر است و می‌تواند موجب آسیب و استرس برای حیوان و دامپرور و همچنین بروز حوادث خطرناک هنگام قرار دادن حیوان در موقعیت مناسب برای اندازه‌گیری وزن شود (Pope & Moore, 2002; Slippers *et al.*, 2000). برای جلوگیری از تماس مستقیم با بدن حیوانات، به روش اندازه‌گیری ویژگی‌های ظاهری مبتنی بر تصاویر به کمک کامپیوتر بسیار توجه شده است. از روش‌های مبتنی بر تصویر دیجیتال برای تعیین وزن زنده و رشد حیوانات مختلف، از جمله خوک (Pastorelli *et al.*, 2006; Parsons *et al.*, 2007; Wang *et al.*, 2008)، جوجه‌های گوشتی (Mollah *et al.*, 2010) و گاو (Tasdemir, 2011; Menesatti *et al.*, 2014) استفاده شده است. در پژوهشی (Wang *et al.*, 2008) نمای بالا و جانبی تصاویر خوک را برای استخراج ویژگی‌هایی از قبیل پیش‌بینی مساحت، محیط، مساحت محدب، قطر بزرگ، قطر کوچک و خروج از مرکز برای توسعهٔ رابطه‌ای میان این ویژگی‌ها و وزن زنده حیوان مورد استفاده قرار دادند، نتایج نشان داد میانگین خطای نسبی سیستم توزین هنگام راه رفتن حدود ۳ درصد بود.

موضوع مهمی که در پژوهش‌های متعدد به آن اشاره شده، تغییرات منظم وضعیت و جهت‌گیری‌های اتفاقی حیوان است. این مسأله به ویژه با تغییر مکرر موقعیت سر که سبب تغییر ابعاد ظاهری بدن حیوان می‌شود، خطای

بیشتری در اندازه‌گیری‌ها اعمال می‌کند (De Wet *et al.*, 2003). در پژوهشی مشخص شد که شکل و طبیعت متحرک سر خوک‌ها در مساحت ظاهری خطای زیادی ایجاد می‌کند و در ضمن مساحت قابل رؤیت سر و گردن مخصوصاً از نمای بالا خوک هنگامی که متمایل به سمت جلو یا اینکه ایستاده سر پا، تغییر می‌کند. برای رفع این مشکل پژوهشگران روش‌های مختلفی را ارائه کرده‌اند (Schofield (1990). Wu *et al.* (2004) با محاسبه فاصله هر نقطه از مرز بدن خوک تا محور مرکزی بدن آن در راستای محور طولی و محاسبه مشتق آن موقعیت پشت گوش را که یک نقطهٔ عطف در مشتق منحنی عرضی خوک بود، پیدا کردند. سپس تمامی نقاط بعد از این نقطه حذف شد و به این شیوه سر خوک را حذف کرد. Kashiha *et al.* (2013) بدن خوک را از سر آن با استفاده از الگوریتم برازش دو بیضی جدا کردند و دقت سامانه بینایی ماشین در پیش‌گویی وزن خوک را افزایش دادند. De Wet (2003) در پژوهشی وزن بدن جوجه‌های گوشتی را به‌صورت تکی بدون حذف سر و دم و با خطای استاندارد برای داده‌های مساحت و محیط به ترتیب ۱۰ درصد و ۱۵ درصد پیش‌بینی کردند. در پژوهشی دیگر Amraei *et al.* (2017) با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و بینایی ماشین به پیش‌گویی وزن جوجه‌های گوشتی با $R^2=0/94$ و خطای پیش‌گویی کمتر از ۵۰ گرم پرداختند. در این پژوهش سعی شد سر و دم جوجه با استفاده از روش چن-ویس^۱ حذف شود، ولی این کار به‌صورت کامل انجام نشد. Cootes *et al.* (1995) روش مدل‌سازی شکل فعال^۲ (ASM) برای شناسایی شکل شیء در یک تصویر با استفاده از آموزش مدل توزیع نقطه‌ای تصویر را ارائه دادند. مدل شکل فعال، ابزار آماری قدرتمندی برای مکان‌یابی شکل با دقت بالا است که به‌طور آماری تغییرات در شکل‌های نمونه موجود در مجموعه آموزشی را مدل می‌کند. سپس به‌طور تکرارشونده تغییر شکل یافته تا به نمونه شیء در تصویر جدید منطبق شود. (Yuan & Mu, 2007) در روش ASM اشکال به‌وسیله مجموعه‌ای از نقاط توصیف می‌شوند. این نقاط، مجاز به تغییر شکل مطابق با مدهای تغییر شکل اصلی هستند که خود این مدهای اصلی از یک مجموعه آموزشی از تصاویر به وسیلهٔ آنالیز

1- Chan-Vese

2- Active shape model

در هر پن گرفته می‌شدند. دوربین (Shany, مدل IFA 7050، ساخت کشور چین) مورد استفاده در این پژوهش قابلیت اخذ فیلم را به صورت دیجیتال با سرعت ۱۵ فریم بر ثانیه و تفکیک‌پذیری مکانی 4128×3096 پیکسل داشت. دوربین به صورتی متمرکز و ثابت بالای سر حیوانات در ارتفاع یک متر بالاتر از کف قرار داشت و این فاصله در طول دوره آزمایش ثابت در نظر گرفته شد. جوجه‌های گوشتی در طول تصویربرداری متحرک و آزاد بودند و هر روز پنج دقیقه فیلم برای آنالیز تصویر ثبت می‌شد.

پردازش تصویر و استخراج ویژگی

فیلم‌های اخذ شده به محیط (The MatLab R2013a) (MathWorks Inc., Natick, Mass, USA) منتقل یافت و به تصاویری به فرمت BMP تبدیل شدند. حین انجام آزمایش و تحلیل تصاویر مشخص شد که پرندگان حالت‌های حرکتی خاصی مانند پر زدن یا باز کردن کامل پره‌های خود، دراز کردن پا، سوار شدن روی یکدیگر و غیره دارند که البته این حرکات پاسخ به محرک‌های مختلف داخلی و خارجی است. این اعمال فیزیکی، وضعیت، جهت‌گیری و به تبع آن سبب تغییرات اندازه ابعاد بدن و در نتیجه تأثیر روی استخراج محیط و مساحت از تصاویر می‌شدند؛ لذا این گونه تصاویر حذف شدند. بعد از انتخاب تصاویر و پیش‌پردازش آن‌ها (گسترش هیستوگرام و حذف نویز) و تبدیل تصاویر RGB به خاکستری برای کاهش حجم محاسبات، دو روش بخش‌بندی بر روی تصاویر جوجه‌های گوشتی اعمال و جوجه‌ها از پس‌زمینه جدا شدند: ۱) روش آستانه‌گذاری اتسو و ۲) روش الگوریتم ASM.

الگوریتم مدل شکل فعال (ASM)

برای اجرای الگوریتم مدل شکل فعال، باید ابتدا مدل میانگین کانتور بدن جوجه با نقطه‌یابی و وزن‌دهی توسعه داده شود. سپس برای مستقل‌سازی تصاویر آموزشی نسبت به اندازه و محل قرارگیری جوجه‌ها عملیات مقیاس‌بندی، چرخش و انتقال روی مدل میانگین کانتور اعمال شود. در نهایت برای تسریع در آموزش و همگرا شدن الگوریتم جست‌وجو، با توجه به اینکه کانتور بدن جوجه دارای نقاط بسیاری است، از آنالیز مؤلفه‌های اصلی کانتور مرز، برای استخراج بردارهای ویژه و مقادیر ویژه

مؤلفه‌های اصلی (PCA) به دست می‌آیند. از مدل‌سازی شکل فعال برای شناسایی چهره (Jia & Hu, 2009; Saad et al., 2005) و تطابق عکس‌های پزشکی (Ginneken et al., 2002; Thodberg & Rosholm, 2003) استفاده شده است. (Sogaard 2005) از روش مدل شکل فعال برای شناسایی نوزده گونه علف هرز و همچنین برای شناسایی چغندرقد میان این نوزده گونه علف هرز با موفقیت استفاده کرد. لذا هدف در این جستار، بخش‌بندی جوجه‌های گوشتی و حذف سر جوجه برای پیش‌بینی دقیق‌تر وزن به روش مدل شکل فعال است. هدف از انجام این پژوهش، بررسی توانمندی روش ASM در حذف سر جوجه و افزایش دقت معادلات رگرسیونی پیش‌بینی‌کننده میان وزن واقعی با ویژگی‌های ظاهری بدن جوجه‌ها نسبت به روش اتسو است.

مواد و روش‌ها حیوانات آزمایشی

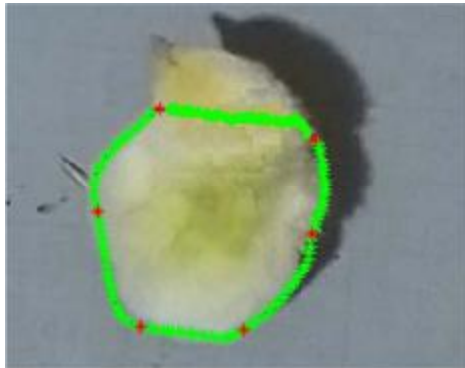
آزمایشی با استفاده از ۳۰ قطعه جوجه گوشتی یک روزه سویه تجاری راس^۳ در محل ایستگاه دامپروری دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان به مدت ۴۲ روز انجام شد. ابعاد پن‌ها برای پرورش پرندگان یک مترمربع در نظر گرفته شد. در این بررسی پرندگان در سه پن (تعداد ۱۰ قطعه جوجه در هر پن) جداگانه قرار گرفتند. دمای سالن در هفته اول پرورش ۳۳ درجه سلسیوس و پس از آن به ازای هر هفته پرورش ۲ درجه سلسیوس کاهش یافت. در سه روز اول دوره پرورش، روشنایی به مدت ۲۴ ساعت و پس از آن تا پایان دوره به مدت ۲۳ ساعت روشنایی و ۱ ساعت تاریکی در نظر گرفته شد. برای پوشش کف بستر از تراشه نجاری استفاده و تغذیه جوجه‌های گوشتی مطابق جیره غذایی استاندارد NRC (1994) انجام شد. آب‌خوری و دان‌خوری در کل دوره پرورش به صورت دستی انجام شد. تمامی پرندگان به آب و خوراک به صورت آزادانه دسترسی داشتند.

فیلم‌برداری و اخذ تصویر

فیلم‌های ضبط‌شده بلافاصله بعد از توزین دستی با ترازوی WANT، مدل WT-X، ساخت کشور چین، با دقت ۰/۱ گرم

1- Principal Component Analysis
2- Otsu
3- Ross

استقلال تصاویر آموزشی نسبت به اندازه و محل قرارگیری جوجه‌ها، عمل مقیاس‌بندی، چرخش و انتقال که متعاقباً توضیح داده می‌شوند، در نرم‌افزار MatLab انجام شد.



شکل ۱- توزیع نقطه‌ای جوجه‌ها، نقطه قرمز (نقطه‌های شاخص) نقطه‌های سبز (نقاط میان شاخص‌ها $n=20$)

هنگام آموزش، اشکال هم‌تراز^۲ می‌شوند و مدل میانگین و مدهای مختلف از بردارهای شکل x_i به دست می‌آیند. n نقطه شاخص از بردار شکل x_i برای هر شکل جزء λ_m به صورت رابطه (۱) است:

$$x_i = (x_{i,0}, y_{i,0}, x_{i,1}, y_{i,1}, \dots, x_{i,n-1}, y_{i,n-1})^T \quad (1)$$

$$i = 1, \dots, N$$

که $(x_{i,j}, y_{i,j})$ ، زامین نقطه شاخص در N اشکال و N تعداد شکل‌ها موجود است.

میانگین مدل \bar{x} به صورت رابطه (۲) بیان می‌شود:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \mathbf{a} \circ_{i=1}^N x_i \quad (2)$$

مدهای مختلف از تحلیل مؤلفه‌های اصلی ماتریس کواریانس (S)، نقاط مرزی به دست می‌آید (رابطه (۳)):

$$S = \frac{1}{N} \mathbf{a} \circ_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (3)$$

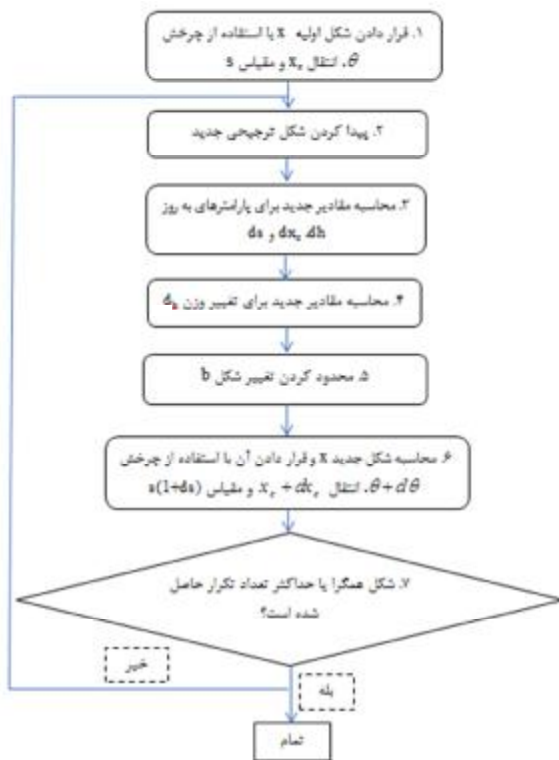
برای هر تصویر با توجه به ۶ نقطه مرجع و تقسیم‌بندی میان هر نقطه مرجع به ۲۰ نقطه یک بردار ویژگی 6×20 استخراج و فضایی به ابعاد ۱۲۰ به عنوان مرز خارجی به دست آمد. جست‌وجو با چنین حجمی از متغیرها امری مشکل و زمان‌بر است؛ به همین دلیل از روش PCA برای کاهش ابعاد بردار ویژگی استفاده و مجموعه بهترین بردارهای ویژه مربوط به مقادیر ویژه استخراج شد. نتیجه تحلیل مؤلفه‌های اصلی کانتور مرز، بردارهای ویژه (p_1, \dots, p_{2n}) و مقادیر ویژه $(\lambda_1, \dots, \lambda_{2n})$ برای مدهای

استفاده می‌شود. تمامی این عملیات در بخش‌های بعدی توضیح داده می‌شوند.

مدل میانگین کانتور بدن جوجه

مدل توزیع نقطه‌ای (به نمایندگی از تمام نقاط لبه شکل) برای هر جوجه با ثبت لبه به صورت دستی در محیط نرم‌افزار MatLab 2013a توسعه یافت. مدل میانگین توزیع نقطه‌ای جوجه‌ها از مجموعه تصاویر به صورت جداگانه ساخته شد. روند تشکیل مدل توزیع نقطه‌ای در هر تصویر به این صورت بود که لبه هر جوجه با نقاط شاخص مجازی مشخص و تعداد و شیوه توزیع نقاط شاخص در تصاویر با سعی و خطا تعیین شد. (Sogaard (2005)، ۱۳۲ نقطه شاخص و Persson & Astrand (2008)، ۸۸ نقطه شاخص برای بوته‌های علف هرز در مرحله چهار برگی استفاده کردند. در مطالعه Swain et al. (2011)، ۵۰ نقطه شاخص برای مرحله ۲ برگی گیاهان تاجریزی^۱ استفاده شد. در این پژوهش از ۶ نقطه شاخص (نقاط قرمز) در منحنی طبیعی لبه جوجه استفاده شد (شکل ۱). همان‌گونه که در شکل ۱ مشخص است، ۶ نقطه انتخاب‌شده به صورت کامل شکل اصلی جوجه، نقاط حرکتی و انتهایی کانتور بدن را پوشش می‌دهد. در ضمن تعداد نقاط بیشتر سبب افزایش زمان همگرا شدن و در برخی موارد گمراهی مدل شکل فعال می‌شود.

همچنین برای اینکه روند تغییرات لبه‌های تصاویر جوجه میان نقاط شاخص مشخص شود، همان‌گونه که در شکل ۱ نشان داده شده است، چند نقطه سبز رنگ میان نقاط شاخص قرار گرفت. نحوه قرار گرفتن نقاط به این صورت بود که بعد از قرار گرفتن اولین نقطه قرمز، چند نقطه سبز و سپس نقطه قرمز بعدی و دوباره چند نقطه سبز دیگر تا آخرین نقطه قرمز قرار گرفت همه لبه بدن جوجه به این شکل پوشش داده شود. سپس بین دو نقطه قرمز متوالی تعداد نقاط سبز به ۲۰ عدد افزایش یافت. نحوه تعیین محل نقاط به روش درون‌یابی بود. همچنین تعداد نقاط برای به حداقل رساندن انحراف میانگین نقاط سبز ۲۰ عدد در نظر گرفته شد. در این پژوهش ۶۰ تصویر آموزشی به صورت دستی برای آموزش مدل به صورتی که در بالا توضیح داده شد، نقطه‌گذاری و مدل‌سازی شدند. برای



شکل ۲- فلوجارت مراحل مختلف فرآیند جست‌وجو مدل شکل فعال

مرحله ۱. قرار دادن شکل اولیه: روند جست‌وجو با قرار دادن شکل $x = \bar{x} + Pb$ روی تصویر جوجه بعد از مقیاس‌بندی، دوران و انتقال به ترتیب به اندازه s ، Q و (x_c, y_c) شروع می‌شود. مقادیر اولیه برای پارامترهای به روزرسانی^۱ موقعیت $(\Delta\theta, \Delta S, \Delta x_c)$ به ترتیب چرخش، مقیاس و انتقال) و همچنین هر دو مقدار وزن‌های تغییر شکل (b) و تغییرات وزن‌های تغییر شکل (Δb) در ابتدا صفر تنظیم می‌شوند.

مرحله ۲. یافتن شکل ارجح جدید: برای هر نقطه شاخص، مشتق نرمال شده سطوح خاکستری با پیکسل‌های همسایگی داخل و خارج در امتداد عمود بر کانتور شکل بررسی شد و مشخصات مشتق به دست آمده با مشخصات مشتق حاصل در طول آموزش مدل مقایسه می‌شود. مکانی که در آن شکل مشتق کانتور مرز بیشترین تشابه با کانتور آموزش را دارد، به عنوان نقطه شاخص جدید در نظر گرفته شد. شیوه تعیین تشابه میان مشتق مرز و مرز تولیدشده در مرحله آموزش از طریق محاسبه حداقل میانگین مربعات خطا میان این دو مرز بود. شکل ۳ جهت حرکت کانتور شکل را برای بخشی از شکل نشان می‌دهد.

مختلف است. مدهای مختلف، تغییر شکل‌های مختلف موجود در مجموعه آموزش را توصیف می‌کنند. مقدار تغییر شکل در یک مد با اندازه مقادیر ویژه مربوط به آن مد تعیین می‌شود. مد مربوط به بیشترین مقدار ویژه بزرگ‌ترین بخش تغییرات شکل را نشان می‌دهد. اکثر تغییرات معمولاً در چند مد اول اتفاق می‌افتد. برای توصیف درصد تغییرات T ، مدهای مربوط به t مقادیر ویژه اول از رابطه (۴) استفاده می‌شود:

$$T = \frac{\hat{a}_{k=1}^t}{\hat{a}_{k=1}^{2n}} \cdot 100, \quad t \in 2n \quad (4)$$

اشکال در مجموعه آموزش را می‌توان با مجموع مدل میانگین و مدهای وزنی مختلف تقریب زد (رابطه (۵)):

$$x_i = \bar{x} + Pb \quad (5)$$

که $P=[p_1, \dots, p_t]$ ماتریس t مد اول و b بردار وزن را نشان می‌دهد. محل قرارگیری شکل اولیه در این روش برای بخش‌بندی موفق بسیار مهم است؛ لذا مرکز سطح و زاویه قرارگیری تصویر به دست آمده از آستانه گذاری اتسو محاسبه و به عنوان موقعیت اولیه حیوان به ASM وارد شد. با این عمل فرآیند جست‌وجو با دقت و سرعت بالاتری انجام شد.

استفاده از مدل شکل فعال برای جست‌وجوی اشیا مشابه

برای تبدیل مدل به یک شی جدید (جوجه درون تصویر)، یک فرآیند جست‌وجو تکراری آغاز شد که در آن از انتقال، چرخش، مقیاس‌بندی و وزن حالت‌های مختلف برای تغییر شکل مدل برای تناسب با شیء جدید مکرراً استفاده می‌شود. در مرحله آموزش مدل، نقاط شاخص به صورت دستی روی تمامی تصاویر قرار می‌گیرند اما عمل تطابق شاخص‌های قدیمی با شاخص‌های جدید مدل از طریق جست‌وجو انجام می‌شود. روند مراحل جست‌وجو همان‌گونه که در شکل ۲ نشان داده شده، شامل ۷ مرحله است که مراحل به تفصیل مورد بررسی قرار خواهند گرفت (Swain et al., 2011). شایان ذکر است که مراحل ۲ الی ۷ تا همگرا شدن یا رسیدن به حداکثر تعداد تکرار ادامه می‌یابند (در این پژوهش ۲۰۰ تکرار در نظر گرفته شد).

1- Update parameters

مرحله ۵. محدود کردن تغییر شکل: برای اطمینان از اینکه شکل بیش از حد تغییر نکند، برای b_{new} محدوده تعیین شد. برای محدود کردن b از محدودیت‌های بیضوی^۳ استفاده شد. اگر توزیع گاوسی برای توزیع وزن به ایجاد مجموعه‌ای از اشکال آموزشی مفروض باشد، وزن می‌تواند همانند فاصله ماهالانوبیس^۴ D_m که کمتر از D_{max} (قطر بزرگ شکل) انتخاب شود.

$$D_m^2 = \sum_{k=1}^l \frac{\alpha_k^2}{c_k} \frac{\ddot{o}_k}{\dot{e}_k} \mathbf{E} D_{max}^2 \quad (10)$$

که در آن D_{max} به‌طور تجربی انتخاب می‌شود. راه دیگر به کار بردن کادرهای محدودکننده^۵ است، که در آن وزن هر کادر (b)، باید کمتر از حاصل ضرب مقدار ویژه مربوطه در D_{max}^2 باشد (رابطه (۱۱)).

$$b_k^2 \mathbf{E} D_{max}^2 | k \quad (11)$$

مرحله ۶. محاسبه شکل جدید: پس از تعیین محدوده b ، شکل جدید (x_{new}) با استفاده از رابطه (۷) محاسبه می‌شود:

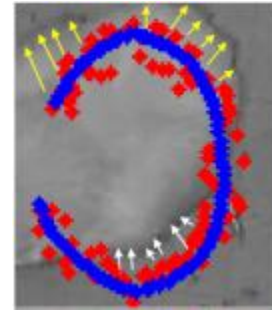
$$x_{new} = \bar{x} + Pb_{new, limited} \quad (12)$$

x_{new} تنها بر اساس وزن‌های محدودشده جدید تغییر شکل می‌یابد. برای تناسب شکل ارجیح، x_{new} لازم است که به اندازه $s + Ds$ و $x_c + Dx_c$ ، $q + Dq$ ، به ترتیب چرخانده، انتقال و مقیاس‌بندی شود.

مرحله ۷. تکرار تا همگرایی: مراحل ۲-۷ تا زمان همگراشدن یا تا زمانی که حداکثر تعداد تکرار، حاصل شود، ادامه می‌یابد. نتیجه جست‌وجو به موقعیت اولیه مدل بستگی دارد. اگر مدل اولیه دارای فاصله زیادی از شکل باشد، فرایند جست‌وجو قادر به پیدا کردن شکل صحیح جسم نیست (Johansson et al., 2004).

نتایج و بحث

پس از جداسازی پیش‌زمینه از پس‌زمینه با استفاده از روش آستانه‌گذاری اتسو، مدل آموزش دیده ASM روی تصاویر باینری شده با روش آستانه‌گذاری اتسو برای جداسازی سر جوجه از بدن به‌صورت خودکار اعمال شد. در شکل ۴ کردار سه بردار ویژه مربوط به سه مقادیر ویژه را نمایش داده شده است. همان‌گونه که در شکل مشخص



شکل ۳- شیوه تغییر مدل شکل فعال و جابه‌جایی نقاط شاخص روی مرز

مرحله ۳. محاسبه مقادیر جدید برای پارامترهای موقعیت: شکل قدیمی x به منظور یافتن مقادیر جدید برای چرخش، انتقال و مقیاس با شکل ارجح جدید هم‌تراز می‌شود. موقعیت مقادیر به روز $\Delta\theta$ ، Δx_c و Δs تفاوت بین چرخش، انتقال و مقیاس مورد استفاده در مرحله ۱ و چرخش، انتقال و مقیاس به دست آمده از تراز کردن x با شکل ارجح جدید هستند.

مرحله ۴. محاسبه مقادیر جدید تغییرات وزن تغییر شکل^۱: از تفاوت (Δx) میان شکل قدیمی تراز شده (x) و شکل ارجح جدید در محاسبه مقادیر جدید تغییرات وزن تغییر شکل (Δb) استفاده شد. این تغییرات برای وزن از رابطه (۶) تعیین شدند:

$$\Delta x = PDb \quad (6)$$

Cootes et al. (1995) نشان داد که Δx به‌صورت رابطه (۷) قابل محاسبه است:

$$\Delta x = M ((S + DS)^{-1}), \quad (7)$$

$$- (q + Dq)) [M(s, q)[x] + Dx_p - Dx_c] - x$$

که در این رابطه M ماتریس دوران است و براساس رابطه (۸) محاسبه می‌گردد.

$$\begin{bmatrix} s \cos q & -s \sin q \\ s \sin q & s \cos q \end{bmatrix} \quad (8)$$

این رابطه هر ماتریس را به اندازه q و s به‌ترتیب چرخانده و مقیاس‌بندی می‌کند. در ضمن Δx_p اختلاف بین شکل قدیمی هم‌راستانشده^۲ (x) و شکل ارجح جدید است. هنگامی که Δx با استفاده از رابطه (۹) محاسبه شد، برای تعیین Δb استفاده شد که به b قدیمی اضافه می‌شود:

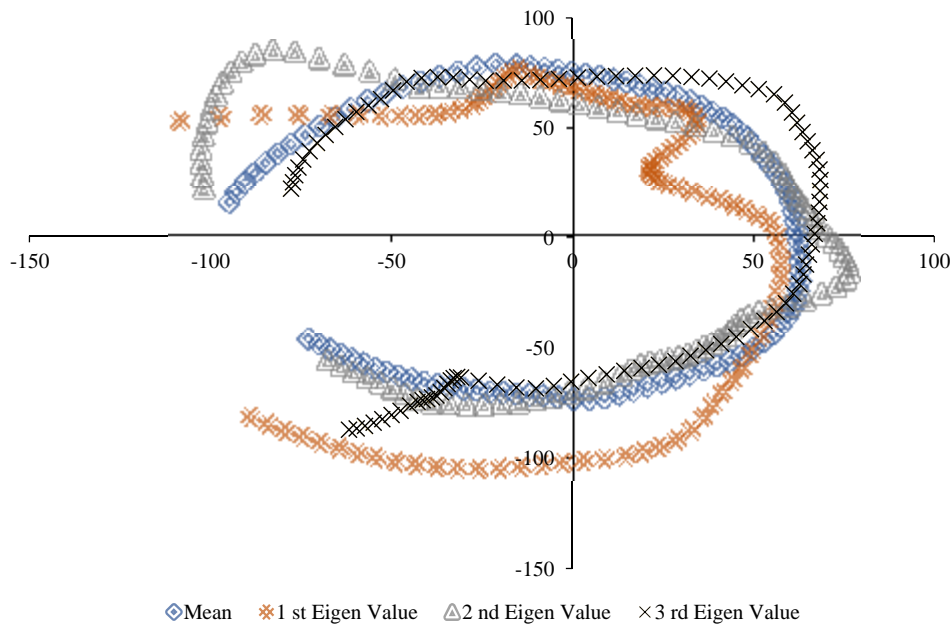
$$b_{new} = b_{old} + \Delta b \quad (9)$$

3- Ellipsoid limitations
4- Mahalanobis
5- Box limitations

1- Deformation weight changes
2- Unaligned

ویژه است. این سه مؤلفه اصلی، دارای بیش از ۹۹ درصد واریانس شکل جوجه‌ها هستند.

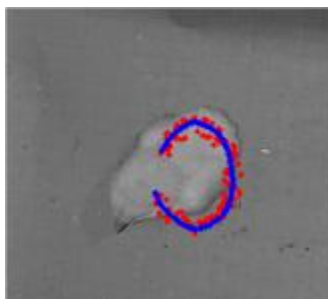
است، کردار بردار ویژه مربوط به اولین مقدار ویژه به میانگین شکل (نقاط آبی رنگ) نزدیک‌تر از بقیه مقادیر



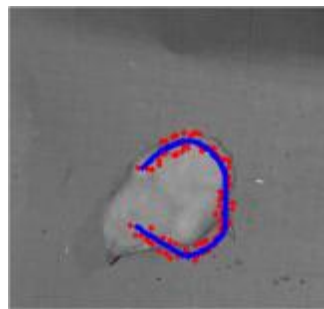
شکل ۴- اولین سه مؤلفه اصلی کانتورهای جوجه و شکل میانگین کانتورهای جوجه در اولین روز پرورش جوجه‌ها

خارجی بدن جوجه را تشخیص داده است. از گام ۸۰ تا ۱۰۰ام کانتور بدن جوجه کامل، مرز کاملاً تشخیص داده و علاوه بر این سر جوجه نیز حذف می‌شود.

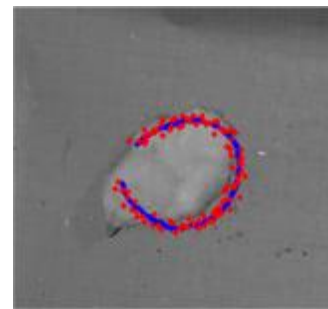
در شکل ۵ شیوه تغییر شکل و بخش‌بندی جوجه توسط روش ASM طی ۱۰۰ مرحله جست‌وجو نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، بعد از گام ۴۰ام کانتور عملکرد مناسبی از خود نشان داده و تقریباً مرز



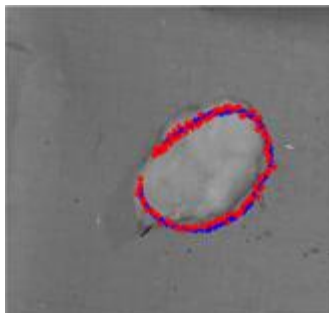
(گام اول)



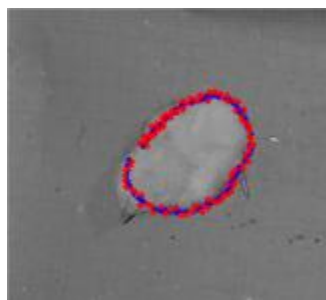
(گام ۲۰م)



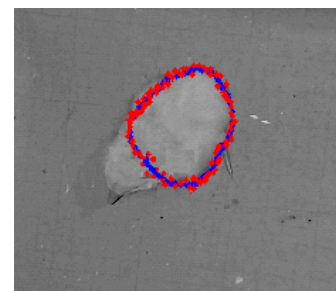
(گام ۴۰م)



(گام ۶۰م)



(گام ۸۰م)

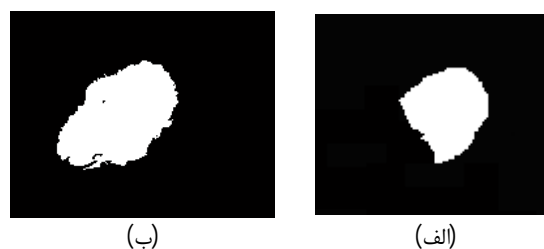


(گام ۱۰۰م)

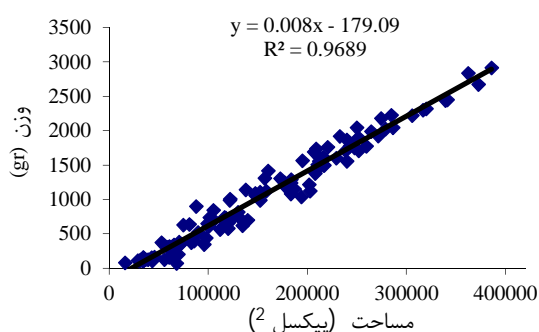
شکل ۵- ردیابی کانتور بدن جوجه از گام اول تا صدم (نقاط آبی میانگین کانتور شکل و نقاط قرمز ۳ مؤلفه اصلی آن است)

در شکل ۷ مقایسه رابطه میان وزن جوجه‌ها و مساحت و محیط استخراج‌شده به دو روش ASM که در آن سر جوجه حذف شده و روش اتسو نشان داده شده است. مطابق این کردارها، ضریب همبستگی میان مساحت و محیط استخراج‌شده از روش مدل شکل فعال و وزن واقعی به ترتیب ۹۷ درصد و ۹۳ درصد و این مقادیر برای روش اتسو به ترتیب ۹۳ درصد و ۹۲ درصد است، که مشاهده می‌شود دقت مدل شکل فعال بیشتر است. همچنین مجذور میانگین مربعات خطا پیش‌بینی وزن بر اساس مساحت و محیط استخراج‌شده از روش مدل شکل فعال و وزن واقعی به ترتیب ۳۰ و ۷۳ و این مقادیر برای روش اتسو به ترتیب ۹۵ و ۱۳۰ هستند. دلیل خطای کمتر را هم می‌تواند حذف سر و همین‌طور یکنواخت‌سازی مرز باشد. De Wet *et al* (2003) اظهار داشت اندازه‌گیری وزن جوجه‌های گوشتی با سر به دلیل تغییر مکرر آن مؤلفه خطای اضافی ایجاد می‌کند که این مسأله هم‌راستا با مطالعه حاضر است.

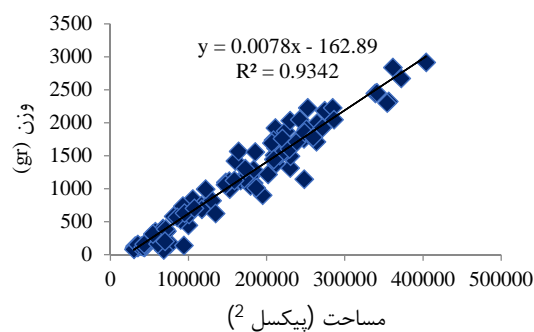
در شکل ۶ نتایج حاصل از بخش‌بندی تصویر به دو روش آستانه‌گذاری اتسو و روش ASM نمایش داده شده است. همان‌گونه که در شکل مشخص است، روش ASM با موفقیت سر جوجه را از بدنش جدا و در ضمن مرز بدن جوجه را صاف‌تر استخراج کرده است. بعد از بخش‌بندی تصویر مساحت و محیط آن‌ها برای هر دو روش محاسبه و میان این دو ویژگی و وزن واقعی معادله رگرسیونی خطی برازش شد.



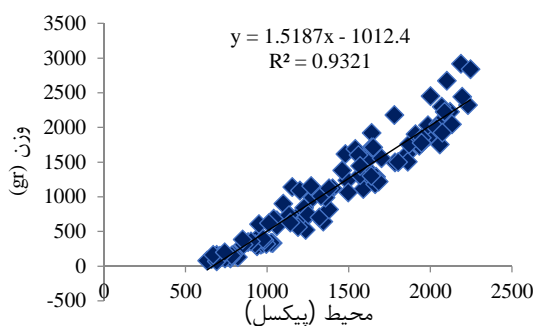
شکل ۶- بخش‌بندی جوجه با استفاده از روش الف) ASM و ب) روش آستانه‌گذاری اتسو



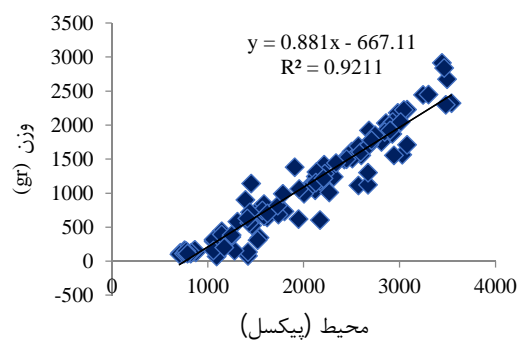
مساحت- روش مدل شکل فعال (۹۷)



مساحت- روش اتسو (۹۳)



محیط- مدل شکل فعال (۹۲)



محیط- روش اتسو (۹۲)

شکل ۷- مقایسه رابطه میان وزن جوجه‌ها و مقدار پیکسل مساحت و محیط برای دو روش مدل شکل فعال و روش اتسو

بسیار پرکاربرد است. در نتیجه در این پژوهش برای کاهش خطای پیش‌بینی وزن جوجه‌های گوشتی از روش مدل شکل فعال استفاده شد. از این رو بعد از اخذ تصاویر

نتیجه‌گیری

محاسبه وزن زنده حیوان و همچنین اندازه‌گیری‌های ویژگی‌های ظاهری بدن آنها، برای تشخیص تغییرات اندازه

- Electronics Engineers Transactions on Medical Imaging, 21(8): 924-933.
6. Jia, P. and Hu, H. 2009. Active shape model-based user identification for an intelligent wheelchair. *International Journal of Advanced Mechatronic Systems*, 1(4): 299-307.
 7. Johansson, M. Sjøgaard, H. T. and Baerveldt, A. J. 2004. Robustness of plant recognition based on active shape models. In *Proc. Int. Conf. on Mechatronics and Robotics (mechrob) 2004*, Aachen, Germany. Vol. Iii.
 8. Kashiha, M. Bahr, C. Ott, S. Moons, C. P. Niewold, T. A. Ödberg, F. O. and Berckmans, D. 2013. Automatic identification of marked pigs in a pen using image pattern recognition. *Computers and electronics in agriculture*, 93: 111-120.
 9. Menesatti, P. Costa, C. Antinucci, F. Steri, R. and Pallottino, F. 2014. A low-cost stereovision system to estimate size and weight of live sheep. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103: 33-38.
 10. Mollah, R. Hasan, A. Salam, A. and Ali, A. 2010. Digital image analysis to estimate the live weight of broiler. *Computers and Electronics in Agriculture*, 72(1): 48-52.
 11. Parsons, D. J. Green, D. M. Schofield, C. P. and Whittemore, C. T. 2007. Real-time control of pig growth through an integrated management system. *Biosystems Engineering*, 96(2): 257-266.
 12. Pastorelli, G. Musella, M. Zaninelli, M. Tangorra, F. and Corino, C. 2006. Static spatial requirements of growing-finishing and heavy pigs. *Livestock Science*, 105(1): 260-264.
 13. Persson, M. and Astrand, B. 2008. Classification of crops and weeds extracted by active shape models. *Biosystems Engineering*, 100(4): 484-497.
 14. Pope, G. and Moore, M. 2002. *DPI Pig Tech Notes: Estimating Sow Live Weights Without Scales*. Department of Primary Industries, Queensland, Australia.
 15. Saad, A. A. El-Bialy, A. Kandil, A. H. and Sayed, A. A. 2006. Automatic cephalometric analysis using active appearance model and simulated annealing. *ICGST Int J on Graphics, Vision and Image Processing, Special Issue on Image Retrieval and Representation*, 6: 51-67.
 16. Salako, A. E. 2006. Application of morphological indices in the assessment of type and function in sheep. *Aplicacion de indices morfologicos en la evaluacion de tipo y funcion en oveja*. *International Journal of Morphology*, 24(1): 13-19.
 17. Schofield, C. P. 1990. Evaluation of image analysis as a means of estimating the weight

و توزین حیوانات تصاویر آموزشی به صورت دستی برای آموزش مدل ثبت شدند و سپس سر جوجه‌ها با روش مدل شکل فعال حذف شد. برای تعیین دقت روش مدل شکل فعال در بخش‌بندی جوجه‌ها از روش با بخش‌بندی به روش اتسو استفاده و میان مساحت و محیط جوجه‌ها با وزن واقعی مدل رگرسیونی توسعه داده شد. ضریب همبستگی به دست آمده در روش مدل شکل فعال (۹۷ درصد و ۹۳ درصد به ترتیب میان میان وزن واقعی با مساحت و محیط) در مقایسه با روش اتسو (۹۳ درصد و ۹۲ درصد به ترتیب میان وزن واقعی با مساحت و محیط) میان وزن واقعی با مساحت و محیط مقادیر بیشتری داشتند. همپنین مجذور میانگین مربعات خطا پیش‌بینی وزن بر اساس مساحت و محیط استخراج‌شده از روش مدل شکل فعال و وزن واقعی به ترتیب ۳۰ و ۷۳ گرم و این مقادیر برای روش اتسو به ترتیب ۹۵ و ۱۳۰ گرم هستند. این مسأله گویای افزایش دقت مدل‌های رگرسیونی بعد از حذف سر جوجه به روش مدل شکل فعال بود.

سپاس‌گزاری

بدین‌وسیله نویسندگان از حمایت مالی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان قدردانی می‌کنند.

منابع

1. Amraei, S. Abdanan Mehdizadeh, S. and Salari, S. 2017. Broiler weight estimation based on machine vision and artificial neural network. *British poultry science*, 58(2): 200-205.
2. Cootes, T. F. Taylor, C. J. Cooper, D. H. and Graham, J. 1995. Active shape modelsetheir training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1): 38-59.
3. De Wet, L. Vranken, E. Chedad, A. Aerts, J. M. Ceunen, J. and Berckmans, D. 2003. Computer-assisted image analysis to quantify daily growth rates of broiler chickens. *British Poultry Science*, 44(4), 524-532.
4. Frost, A. R. Schofield, C. P. Beulah, S. A. Mottram, T. T. Lines, J. A. and Wathes, C. M. 1997. A review of livestock monitoring and the need for integrated systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 17: 139-159.
5. Ginneken, B. V. Frangi, A. F. Staal, J. J. Romeny, B. M. H. and Viergever, M. A. 2002. Active shape model segmentation with optimal features. *Institute of Electrical and*

- of pigs. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 47: 287-296.
18. Slippers, S. C. Letty, B. A. and De Villers, J. F. 2000. Prediction of body weight of Nguni goats. *S. Afr. J. Animal Science*, 30(1): 127-128.
 19. Sogaard, H. T. 2005. Weed classification by active shape models. *Biosystems engineering*, 91(3): 271-281.
 20. Swain, K. C. Nørremark, M. Jørgensen, R. N. Midtiby, H. S. and Green, O. 2011. Weed identification using an automated active shape matching (AASM) technique. *biosystems engineering*, 110(4): 450-457.
 21. Tasdemir, S. Urkmez, A. and Inal, S. 2011. Determination of body measurements on the Holstein cows using digital image analysis and estimation of live weight with regression analysis. *Computers and electronics in agriculture*, 76(2): 189-197.
 22. Thodberg, H. H. and Rosholm, A. 2003. Application of the active shape model in a commercial medical device for bone densitometry. *Image and Vision Computing*, 21(13e14): 1155e1161.
 23. Topai, M. and Macit M. 2004. Prediction of body weight from body measurements in Morkaraman sheep. *Journal of Applied Animal Research*, 25(2): 97-100.
 24. Wang, Y. Yang, W. Winter, P. and Walker, L. 2008. Walk-through weighing of pigs using machine vision and an artificial neural network. *Biosystems engineering*, 100: 117-125.
 25. Wu, J. Tillett, R. McFarlane, N. Ju, X. Siebert, J. P. and Schofield, P. 2004. Extracting the three-dimensional shape of live pigs using stereo photogrammetry. *Computers and Electronics in Agriculture*, 44(3): 203-222.
 26. Yuan, L. and Mu, Z. 2007. Ear Recognition based on 2D Images, *International Conference on Automation and Logistics August 18-21*.