مقایسه کارایی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون در پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور و تراکتور کشاورزی

نجیبه گیلانی‌پور[1*]، اکبر نجفی[2] و حمید آریا[3]

۱) دانشجوی دکتری، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. *رایانامه نویسنده مسئول: Gilanipoor.najibeh@yahoo.com
۲) دانشیار گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
۳) کارشناسی‌ارشد، گروه جنگلداری، دانشکده علوم کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گرگان، گرگان، ایران.

تاریخ دریافت: ۹۹/۰۳/۲۴ تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۶/۰۷

چکیده

داشتن اطلاعات دقیق درباره بازدهی ماشین‌آلات چوبکشی به‌منظور کاهش هزینه‌های حمل‌ونقل با استفاده از مدل‌های آماری نوین در مطالعه‌های مهندسی جنگل بسیار باارزش است. در این مطالعه مدل‌سازی پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور و تراکتور کشاورزی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی چندگانه انجام شد و سپس کارآیی مدل‌ها با هم مقایسه گردید. متغیرهای فاصله چوبکشی، شیب مسیر چوبکشی، حجم و تعداد گرده‌بینه در هر نوبت چوبکشی به عنوان متغیرهای مستقل (متغیر ورودی) و زمان هر نوبت چوبکشی به عنوان متغیر وابسته (متغیر پاسخ) وارد مدل شدند. نتایج نشان داد که در پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور میزان ضریب تبیین شبکه عصبی MLP و مدل رگرسیون به ترتیب ۰/۷۸ و ۰/۵۵ و میزان خطای مدل‌ها به ترتیب ۰/۱۹ و ۰/۴۲ می‌باشد. همچنین در سیستم چوبکشی تراکتور کشاورزی میزان ضریب تبیین شبکه عصبی MLP و مدل رگرسیون به ترتیب ۰/۷۰ و ۰/۶۲ و میزان خطای مدل‌ها به ترتیب ۰/۱۸ و ۰/۲۸ می‌باشد. بنابراین در هر دو سیستم چوبکشی شبکه عصبی MLP در پیش‌بینی زمان چوبکشی نسبت به مدل رگرسیون خطی چندگانه کارآیی بیشتری دارد. تحلیل حساسیت شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون نشان داد که در اسکیدر چرخ زنجیری زتور متغیر فاصله چوبکشی و در تراکتور کشاورزی متغیر شیب مسیر چوبکشی بیشترین اهمیت را دارند.

واژه‌های کلیدی: اسکیدر چرخ زنجیری زتور، تحلیل حساسیت، تراکتور کشاورزی، عملکرد ماشین، عملیات چوبکشی، مدل‌سازی.

مقدمه

در جنگل‌های شمال ایران، به دلیل وجود شرایط خاص توپوگرافی امکان استفاده از مکانیزاسیون پیشرفته برای حمل‌ونقل چوب وجود ندارد و تقریبا همه گرده‌بینه‌های بهره‌برداری شده از جنگل به روش چوبکشی زمینی از عرصه خارج می‌شوند. داشتن اطلاعات دقیق درزمینه کارآیی سیستم‌های چوبکشی زمینی به‌منظور بهبود وضعیت اقتصادی یک پروژه، برای مدیران و پیمانکاران جنگل امری ضروری است (Davis et al., 2005). از این‌رو کارآیی سیستم‌های مختلف باید مورد ارزیابی قرار گیرد و با توجه به متغیرهای موثر در زمان چوبکشی و محدودیتی که این متغیرها برای به‌کارگیری سیستم‌ها ایجاد می‌کنند، سیستمی که کمترین هزینه و بیشترین میزان تولید را دارد به‌عنوان بهترین سیستم در نظر گرفته شود تا بتوان در نهایت با به‌کارگیری بهترین سیستم‌ها گامی در جهت ارتقا مدیریت بهینه و پایداری جنگل برداشته و با کاهش هزینه‌ها، سود عملیات بهره‌برداری را افزایش داد (Gilanipoor et al., 2012). یک روش برای دستیابی به این اطلاعات، استفاده از فنون مطالعه کار است. با

روش مطالعات زمانی بررسی عوامل موثر در چرخه کار، دستیابی به هزینه ماشین‌آلات، تاخیرهای کاری و علل آنها امکان‌پذیر است. تحقیق Nikooy و همکاران (2013) در بررسی میزان تولید و هزینه چوبکشی با اسکیدر تیمبرجک 450c در شفارود با مطالعات زمانی نشان داد که میزان تولید با و بدون تاخیر به ترتیب ۵/۱۷ و ۵/۹۸ مترمکعب در ساعت و هزینه تولید به ترتیب ۱۳/۷ و ۱۱/۹۱ دلار در ساعت می‌باشد. در مدل رگرسیون خطی فاصله چوبکشی، تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی و حجم بار مهم‌ترین متغیرهای موثر در زمان چوبکشی بوده‌اند. Rosario Proto و همکاران (۲۰۱۸) با بررسی میزان تولید و هزینه اسکیدر 548H در جنگل‌های جنوب ایتالیا به این نتیجه رسیدند که فاصله چوبکشی، حجم و تعداد بینه در هر نوبت، فاصله وینچ و اثر متقابل این متغیرها در کارآیی ماشین‌آلات و هزینه‌های آن موثر هستند. Berendt و همکاران (۲۰۱۸) میزان تولید، هزینه و اثرات زیست‌محیطی ماشین MEC را بررسی کردند و نتایج آنان نشان داد که زمان خالص هر نوبت کاری ۴/۸۲ دقیقه و تولید خالص ۷/۷۷ مترمکعب در ساعت کار مفید می‌باشد.

هزینه‌های بالای سرمایه‌گذاری در بهره‌برداری جنگل، دلیل خوبی برای تحقیقات مهندسی جنگل و همچنین مدل‌سازی زمان می‌باشد. متداول‌ترین مدل در مطالعات کار، مدل‌های رگرسیونی چندمتغیره است که نتیجه آنها یک مدل ریاضی پیش‌بینی زمان‌های چرخه کاری است. امروزه به موازات روش‌های رایج آماری، روش‌های جدیدتری به‌منظور پیش‌بینی به کار گرفته می‌شوند که یکی از جدیدترین آنها شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] (ANN) می‌باشد. با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی از دو ویژگی اساسی یادگیری یا نگاشت‌پذیری بر اساس ارایه داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختار پذیری موازی برخوردار می‌باشند، این شبکه‌ها برای مسایل کنترل، به‌ویژه سیستم‌های پیچیده که مدل‌سازی این سیستم‌ها یا میسر نیست و یا به‌سختی انجام می‌پذیرد، بسیار مناسب هستند. شبکه عصبی مصنوعی بر اساس تشخیص الگو قادر به مدل‌سازی فرآیندهای غیرخطی می‌باشند (Melesse & Hanley, 2005).

این روش در مطالعات جنگل از جمله برآورد حجم مقطوعات درختان (Gorzin et al., 2018؛ Özçelik et al., 2010)، برآورد موجودی سرپای توده‌های جنگلی (بیات و همکاران، ۱۳۹۵)، بررسی فاکتورهای موثر در زمان قطع درخت (Karaman & Çalışkan, 2009)، پیش‌بینی زمان خالص قطع درخت (بیاتی و همکاران، ۱۳۹۱)، مدل‌سازی زمان وینچینگ تیمبرجک (بیاتی و همکاران، ۱۳۹۴) و مدل‌سازی زمان چوبکشی تیمبرجک (Naghdi & Ghajar, 2012) به‌کار گرفته شده است.

تا کنون مطالعات چندانی در زمینه به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور و تراکتور استاندارد کشاورزی و مقایسه آن با روش رگرسیون انجام نشده است. هدف از این تحقیق پیش‌بینی زمان چوبکشی ماشین‌آلات با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با مدل رگرسیونی با استفاده از ضرایب کارآیی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

پژوهش حاضر در پارسل ۳۰۶ جنگل آموزشی- پژوهشی دانشگاه تربیت مدرس واقع در جنوب شرقی شهرستان نوشهر انجام گرفته است. ارتفاع از سطح دریا در این منطقه به‌طور متوسط ۶۵۰ متر، مساحت پارسل ۸۰ هکتار و تیپ جنگل راش- ممرز همراه با دیگر گونه‌هاست (کتابچه طرح جنگلداری کجور، ۹۰-۱۳۸۹). در این پارسل چوبکشی در جهت رو به پایین و با استفاده از سیستم‌های چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور (دارای وینچ و مالبند) و تراکتور کشاورزی (مجهز به زنجیر چرخ و کابل با قطر ۱۸ میلی‌متر) انجام شده است. یک مسیر چوبکشی به طول تقریبی ۱۷۰۰ متر برای خروج چوب‌آلات به روش زمینی در این پارسل طراحی شده که متوسط شیب آن ۷/۹۵±۱۵درصد بوده است. چوبکشی در فصل بهار انجام گرفته و طول گرده‌بینه‌ها ۵/۴۰ متر و متوسط حجم آنها ۱/۸۹ مترمکعب بوده است.

به‌منظور شناسایی و ارزیابی سیستم‌ها لازم است روند کار مورد مطالعه قرار گیرد. در مطالعه کار ابتدا تقسیم و تجزیه کار صورت گرفته و مراحل کار به بخش‌های مختلف و جزئیاتش تقسیم می‌شوند و سپس زمان اجزای یک چرخه

[1] Artificial neural network

کاری بدون اینکه فراموش شود یا از نظر دور بماند مورد دقت و اندازه‌گیری قرار گرفته و نواقص و زواید آن در حین اجرا رفع می‌شود (ساریخانی، ۱۳۷۰). در این تحقیق مطالعه کار به روش زمان‌سنجی پیوسته[1] انجام شده و زمان‌های مربوط به ۹۰ نوبت کاری در اسکیدر چرخ زنجیری زتور و ۸۰ نوبت کاری در تراکتور کشاورزی با استفاده از کرونومتر ثبت شد. همچنین در عملیات میدانی متغیرهای فاصله چوبکشی (متر)، شیب مسیر چوبکشی (درصد)، تعداد بینه (عدد) و حجم بینه در هر نوبت (مترمکعب) اندازه‌گیری شد. مدل‌سازی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور و تراکتور کشاورزی با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه (روش گام‌به‌گام[2]) و شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون چندلایه (MLP)) انجام شد. سپس کارآیی دو مدل در پیش‌بینی زمان چوبکشی با هم مقایسه شد. شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی کنار هم عمل می‌کنند. ساختار و عملکرد ANN از مغز انسان تقلید می‌کند و از تعدادی اجزای ساختاری ساده با ارتباطی پیچیده تشکیل شده‌اند که به مثابه نرون یا نود شناخته می‌شوند (Strobl & Forte, 2007). یکی از شبکه‌های پرکاربرد در منابع طبیعی شبکه‌های پس‌انتشار است. شبکه پس‌انتشار با داشتن بایاس و یک لایه ورودی و یک لایه خروجی خطی، توانایی تخمین زدن هر تابعی را با تعداد نقاط ناپیوستگی محدود دارد (کیا، ۱۳۸۸). نوع شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این تحقیق پرسپترون چند لایه (MLP) می‌باشد که در محیط نرم‌افزار MATLAB اجرا شده است. متغیرهای ورودی (در شبکه عصبی) یا متغیرهای مستقل (در رگرسیون) شامل فاصله و شیب مسیر چوبکشی، تعداد بینه و حجم بینه در هر نوبت و متغیر پاسخ (در شبکه عصبی) یا متغیر وابسته (در رگرسیون) زمان هر نوبت چوبکشی (دقیقه) می‌باشد. تابع فعال‌سازی مورد استفاده TANSIG است که رابطه آن در زیر آمده است:

رابطه (۱)

$$f(net_{pi}) = \frac{1}{1 + e^{-net_{pi}}}$$

الگوریتم یادگیری شبکه عصبی Levenberg – Marquart می‌باشد. قبل از ورود داده به شبکه جهت افزایش دقت و سرعت شبکه، داده‌ها با استفاده از رابطه زیر نرمال شده اند.

رابطه (۲)

$$x_i = \frac{z_i - z_{i(\min)}}{z_{i(\max)} - z_{i(\min)}}$$

در ارزیابی دقت شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه با مدل رگرسیون چندگانه از معیارهای ضریب تبیین (R^2) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. این معیارها زمانی می‌توانند ارزش رجحانی مدل را تعیین نمایند که بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده محاسبه شوند. توجه به مقادیر RMSE و R^2 مزیت نسبی مدل را نشان می‌دهد. بیشترین ضریب تبیین معنی‌دار و کمترین میزان خطا، بهترین روش را معرفی می‌نماید. روابط ریاضی دو معیار مهم ارزیابی کارآیی در رابطه (۳) و (۴) نشان داده شده است:

رابطه (۳)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}$$

رابطه (۴)

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_t - \bar{y}_t)(\hat{y}_t - \bar{\hat{y}}_t)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_t - \bar{y}_t)} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_t - \bar{\hat{y}}_t)}} \right]^2$$

تحلیل حساسیت شبکه عصبی مصنوعی که میزان حساسیت داده خروجی (زمان چوبکشی) نسبت به هر یک از متغیرهای ورودی را نشان می‌دهد، با تعیین اهمیت و اهمیت نرمال شده هر متغیر مستقل بررسی شد. اهمیت یک متغیر مستقل با اندازه‌گیری میزان تغییر داده برآورد شده توسط شبکه به نسبت مقادیر مختلف متغیر مستقل تعیین می‌شود. متغیری که بیشترین وزن و تاثیر را داشته باشد اهمیت ۱۰۰ درصد دارد. برای محاسبه اهمیت نرمال شده سایر متغیرها میزان اهمیت آنها را بر میزان اهمیت مهم‌ترین متغیر تقسیم می‌کنند که به صورت درصد بیان می‌شود.

در مدل رگرسیونی جهت بررسی اهمیت نسبی متغیر مستقل، مقادیر ضرایب رگرسیونی را مطالعه شده و از طریق

[1] Continuous time study
[2] Stepwise

مقادیر β استاندارد شده تشخیص داده شد که کدامیک از متغیرهای مستقل نقش مهمتری در تعیین متغیر وابسته دارند. این مقادیر استاندارد بوده و امکان مقایسه و تعیین سهم نسبی هر یک از متغیرها را فراهم می‌سازد.

نتایج

مدل‌سازی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور جهت ارزیابی عملکرد اسکیدر چرخ زنجیری زتور، مدل‌سازی زمان چوبکشی با استفاده از مدل رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. آمار توصیفی متغیرهای مستقل در جدول ۱ نشان داد که میانگین و بیشترین فاصله چوبکشی برابر با ۶۳۲/۵ و ۱۴۱۸ متر و حداکثر شیب مسیر چوبکشی ۳۵ درصد بوده است. اسکیدر چرخ زنجیری زتور در هر نوبت چوبکشی به طور متوسط ۳/۵۹ مترمکعب و تعداد حداکثر ۳ عدد بینه را انتقال داده است.

جدول ۱. آمار توصیفی متغیرهای مستقل (متغیرهای ورودی) در پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور

متغیرها	تعداد نوبت	دامنه	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف‌معیار	چولگی	کشیدگی
فاصله چوبکشی (متر)	۹۰	۱۳۲۹/۸۲	۸۸/۳۰	۱۴۱۸/۱۲	۶۳۲/۵۶	۳۴۳/۴۵	۰/۲۸	-۰/۷۶
شیب (درصد)	۹۰	۳۵	۰	-۳۵	-۲۰/۷۷	۷/۶۳	-۰/۱۳	-۰/۵۰
حجم بینه (مترمکعب)	۹۰	۶/۷۸	۱/۲۰	۷/۹۸	۳/۵۹	۱/۵۴	۰/۷۴	۰/۱۶
تعداد بینه (عدد)	۹۰	۲	۱	۳	۱/۹۴	۰/۶۷	۰/۰۶	-۰/۷۷

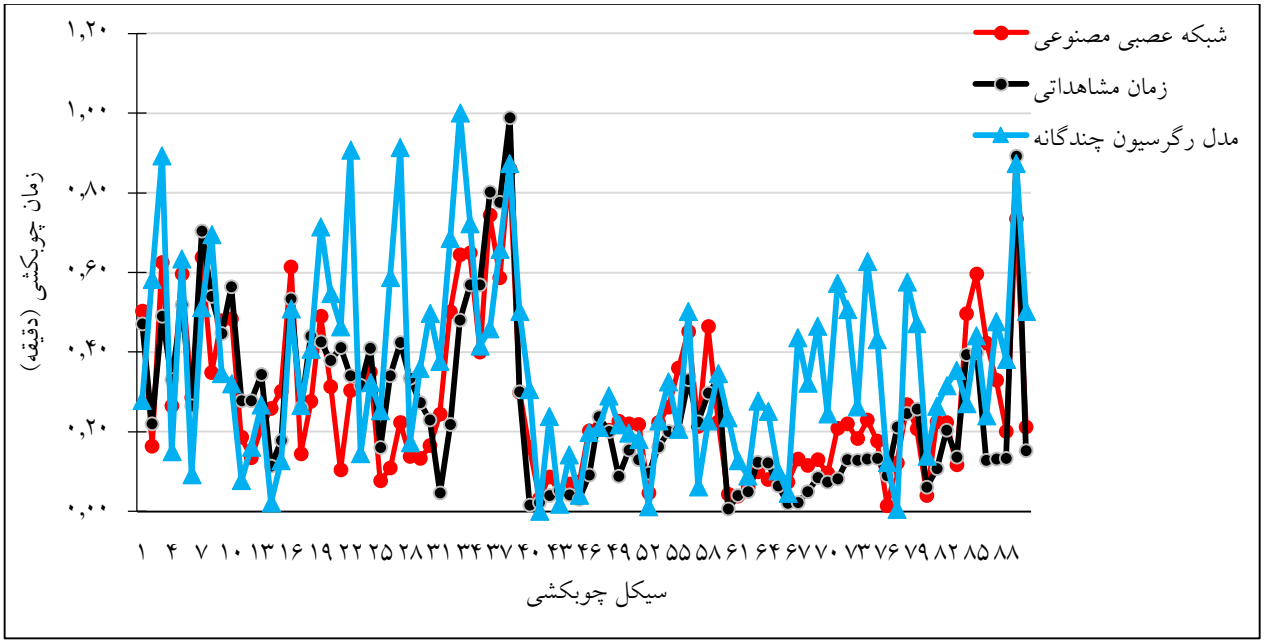
نتایج مدل‌سازی و معیارهای ارزیابی کارآیی شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چندلایه (MLP) و رگرسیون خطی چندگانه گام‌به‌گام در پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور در جدول (۲) ارایه شده است. میزان ضریب تبیین (R^2) شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیون در پیش‌بینی زمان چوبکشی بیشتر بوده و خطای آن (RMSE) کمتر می‌باشد.

جدول ۲. معیارهای ارزیابی کارآیی مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون در پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور

روش	ترکیب	تابع انتقال	R2	RMSE
شبکه عصبی MLP	۴-۱۰-۵-۱	TANSIG	۰/۷۸	۰/۱۹
رگرسیون خطی چندگانه	Y=۰/۰۲D+۶/۰۳V+۰/۹۲S	-----	۰/۵۵	۰/۴۲

Y: زمان چوبکشی (دقیقه)، D: فاصلهٔ چوبکشی (متر)، V: حجم بینه در هر نوبت چوبکشی (مترمکعب)، S: شیب مسیر چوبکشی (درصد)

شکل (۱) اختلاف خطا بین زمان پیش‌بینی شده به روش رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با زمان مشاهداتی چوبکشی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود زمان‌های پیش‌بینی‌شده با مدل رگرسیون خطی چندگانه با زمان‌های مشاهداتی در بیشتر نوبت‌ها اختلاف زیادی دارند. اما زمان‌های پیش‌بینی‌شده با شبکه عصبی MLP و زمان‌های مشاهداتی در اکثر نوبت‌های چوبکشی به هم نزدیک هستند.



شکل ۱. زمان پیش‌بینی‌شده با مدل و زمان مشاهداتی اسکیدر چرخ زنجیری زتور

تحلیل حساسیت مدل‌های پیش‌بینی زمان چوبکشی زتور

تحلیل حساسیت در مدل شبکه عصبی MLP با تعیین اهمیت و اهمیت نرمال شده متغیرهای مستقل بررسی شده و در مدل رگرسیونی برای این کار از مقادیر بتا استفاده شد. تحلیل حساسیت شبکه عصبی MLP نشان داد که متغیر فاصله چوبکشی (۱۰۰ درصد) بیشترین اهمیت و تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی (۱/۸۷ درصد) کمترین اهمیت را در زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور دارند. همچنین در مدل رگرسیونی تاثیر متغیر فاصله چوبکشی (۱۰۰ درصد) بر روی زمان چوبکشی بیشتر از متغیرهای شیب و حجم بینه در هر نوبت چوبکشی است. تاثیر متغیر تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی بر روی زمان چوبکشی در مدل رگرسیون چندگانه معنی‌دار نبوده و به همین دلیل وارد معادله رگرسیون نشد.

جدول ۳. اهمیت متغیرهای مستقل در پیش‌بینی زمان چوبکشی زتور

مدل	متغیرهای مستقل	اهمیت	اهمیت نرمال شده به درصد
شبکه عصبی مصنوعی MLP	فاصله چوبکشی	۰/۵۳۴	۱۰۰
	شیب مسیر چوبکشی	۰/۴۶۸	۸۷/۶۴
	حجم بینه در هر نوبت چوبکشی	۰/۴۹۳	۹۲/۳۲
	تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی	۰/۰۱۰	۱/۸۷
رگرسیون خطی چندگانه	فاصله چوبکشی	۰/۴۸۲	۱۰۰
	شیب مسیر چوبکشی	۰/۳۰۴	۶۳/۰۷
	حجم بینه در هر نوبت چوبکشی	۰/۳۴۳	۷۱/۱۶
	تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی	۰	۰

مدل‌سازی زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی

جهت پیش‌بینی زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی متغیرهای مستقل (متغیرهای ورودی) فاصله چوبکشی، شیب مسیر چوبکشی، حجم بینه و تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی وارد مدل رگرسیون خطی چندگانه گام‌به‌گام و شبکه عصبی MLP شدند. آمار توصیفی متغیرها در جدول (۴) نشان داد که میانگین فاصله چوبکشی ۶۵۶ متر و متوسط شیب مسیر چوبکشی ۱۴/۵- درصد بوده است. تراکتور کشاورزی در هر نوبت چوبکشی حداکثر دو بینه به متوسط حجم ۱/۵۳ مترمکعب را انتقال داده است.

جدول ۴. آمار توصیفی متغیرهای مستقل (متغیرهای ورودی) در مدل‌های پیش‌بینی زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی

متغیرها	تعداد نوبت	دامنه	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف‌معیار	چولگی	کشیدگی
فاصله چوبکشی (متر)	۸۰	۱۲۳۴	۰	۱۲۳۴	۶۵۵/۹۳	۳۴۴/۵۶	-۰/۲۶	-۰/۹۳
شیب (درصد)	۸۰	۲۷/۵۳	-۳۰/۵۵	۳/۰۲	-۱۴/۴۱	۶/۴۶	-۰/۴۴	-۰/۲۷
حجم بینه (مترمکعب)	۸۰	۳/۳۰	۰/۴۳	۳/۷۳	۱/۵۳	۰/۶۷	۰/۶۸	۰/۱۷
تعداد بینه (عدد)	۸۰	۱	۱	۲	۱/۲۵	۰/۴۳	۱/۱۷	-۰/۶۳

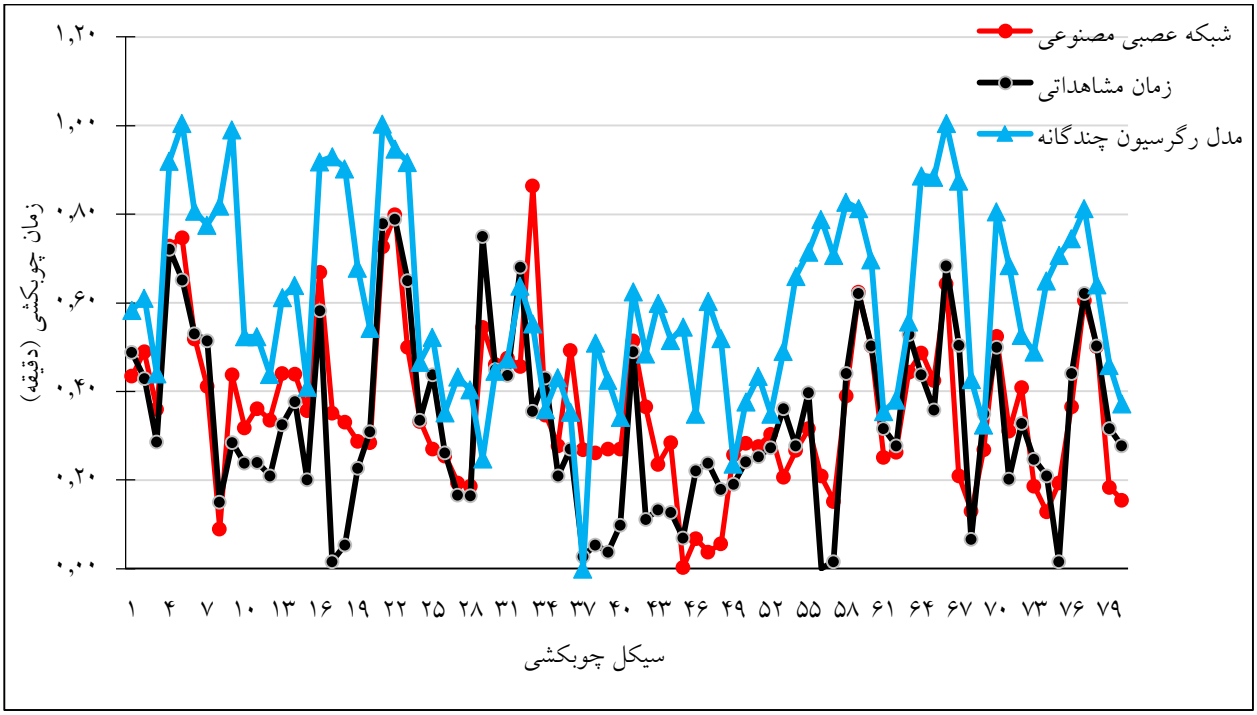
نتایج پیش‌بینی زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی MLP و رگرسیون خطی چندگانه انجام شد و معیارهای کارآیی مدل‌ها در جدول (۵) نشان داده شد. میزان ضریب تبیین شبکه عصبی MLP با تابع انتقالی TANSIG برابر با ۰/۷۰ به‌دست آمد. در مدل رگرسیونی اثر متغیرهای فاصله چوبکشی و شیب بر زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی معنی‌دار شده که ضریب تبیین مدل ۰/۶۲ می‌باشد. بنابراین میزان ضریب تبیین (R^2) شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی در پیش‌بینی زمان چوبکشی بیشتر بوده و خطای آن (RMSE) کمتر می‌باشد.

جدول ۵. معیارهای ارزیابی کارآیی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون در پیش‌بینی زمان چوبکشی تراکتور

روش	ترکیب	تابع انتقال	R2	RMSE
شبکه عصبی MLP	۴-۵-۴-۱	TANSIG	۰/۷۰	۰/۱۸
رگرسیون خطی چندگانه	Y=۰/۰۲۴D+۰/۹۸۶S	-----	۰/۶۲	۰/۲۸

Y= زمان چوبکشی (دقیقه)، D= فاصله چوبکشی (متر)، S= شیب مسیر چوبکشی (درصد)

شکل (۲) اختلاف خطای بین زمان پیش‌بینی شده با زمان مشاهداتی در مرحله مدل‌سازی به روش رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد. در اکثر نوبت‌ها، میزان اختلاف زمان‌های پیش‌بینی شده با روش رگرسیون چندگانه با زمان‌های مشاهداتی نسبت اختلاف زمان‌های پیش‌بینی شده با روش شبکه عصبی MLP با زمان‌های مشاهداتی بیشتر می‌باشد.



شکل ۲. زمان پیش‌بینی شده MLP و زمان مشاهداتی تراکتور کشاورزی

تحلیل حساسیت مدل‌های پیش‌بینی زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی

در شبکه عصبی MLP متغیر شیب مسیر چوبکشی (۱۰۰ درصد) بیشترین اهمیت و تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی (۱۳/۸۶ درصد) کمترین اهمیت را در زمان چوبکشی تراکتور کشاورزی دارند. در مدل رگرسیونی تاثیر متغیر شیب مسیر چوبکشی (۱۰۰ درصد) بر روی زمان بیشتر از متغیر فاصله چوبکشی می‌باشد. تاثیر متغیرهای حجم و تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی بر روی زمان چوبکشی در مدل رگرسیون چندگانه معنی‌دار نبوده و به همین دلیل وارد معادله رگرسیون نشد.

جدول۶ اهمیت متغیرهای مستقل در پیش‌بینی زمان چوبکشی تراکتور در مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی

مدل	متغیرهای مستقل	اهمیت	اهمیت نرمال شده به درصد
شبکه عصبی مصنوعی MLP	فاصله چوبکشی	۰/۴۴۹	۷۴/۰۹
	شیب مسیر چوبکشی	۰/۶۰۶	۱۰۰
	حجم بینه در هر نوبت چوبکشی	۰/۱۰۸	۱۷/۸۲
	تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی	۰/۰۸۴	۱۳/۸۶
رگرسیون چندگانه	فاصله چوبکشی	۰/۵۵۶	۹۶/۰۳
	شیب مسیر چوبکشی	۰/۵۷۹	۱۰۰
	حجم بینه در هر نوبت چوبکشی	۰	۰
	تعداد بینه در هر نوبت چوبکشی	۰	۰

بحث و نتیجه‌گیری

در عملیات حمل‌ونقل چوب، به‌منظور سازمان‌دهی کار، شناسایی عوامل تاثیرگذار در کاهش زمان و هزینه‌ها و تعیین تعداد نیروی کار، ماشین و میزان بودجه مورد نیاز مطالعه کار و زمان‌سنجی امری ضروری است. در این راستا استفاده از روش‌های دقیق مدل‌سازی پیش‌بینی زمان چوبکشی همانند شبکه عصبی مصنوعی ارزش بسیاری دارد. بنابراین در تحقیق حاضر مدل‌سازی پیش‌بینی زمان چوبکشی اسکیدر چرخ زنجیری زتور و تراکتور کشاورزی با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی MLP انجام شد و کارآیی مدل‌ها با هم مقایسه شد. نتایج مدل‌سازی نشان داد که در پیش‌بینی زمان چوبکشی در هر دو سیستم مذکور، با توجه به مقادیر معیارهای R^2 و RMSE، شبکه عصبی MLP با دو لایه پنهان و تابع فعال‌سازی TANSIG نسبت به مدل رگرسیون خطی چندگانه کارآیی بیشتری دارد. میزان ضریب تبیین حاصل از شبکه عصبی MLP در هر دو سیستم چوبکشی بیشتر از ضریب تبیین مدل رگرسیونی بوده و RMSE شبکه عصبی MLP نسبت به مدل رگرسیون پایین‌تر می‌باشد. با توجه به یکسان بودن داده‌های ورودی مدل‌های MLP و رگرسیون در هر سیستم چوبکشی، می‌توان علت وجود اختلاف در نتایج ارزشیابی مدل‌ها را در نوع مدل به‌کار گرفته جستجو نمود. شبکه عصبی مصنوعی به دلایل عمده از جمله برخورداری از توانایی تشخیص الگو، رابطه خوب بین ورودی و خروجی، حساسیت کمتر نسبت به وجود خطا در اطلاعات ورودی، فرآیند پردازش به‌طور کامل موازی، روند صحت‌سنجی و واسنجی سریع‌تر و آسان‌تر، قابلیت شبیه‌سازی هر سامانه غیرخطی و سامانه پردازش اطلاعات به‌صورت توزیعی موجب شد که این روش نسبت به دیگر روش‌های مدل‌سازی از جمله مدل رگرسیونی نتیجه قابل‌قبول‌تری ارایه دهد. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقابل روش‌های مرسوم آماری، عدم وابستگی آنها به فرضیه‌های اولیه درباره داده‌های ورودی است. به این معنا که داده‌های ورودی می‌توانند هر گونه توزیع آماری دلخواهی داشته باشند. در مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیونی می‌توان در زمان کوتاه‌تر و با دقت بیشتر به روابط میان متغیرها دست یافت. همچنین توانایی یادگیری از طریق ارایه مثال بدون نیاز به معادلات حاکم بر پدیده از مزایای دیگر این روش است. اما برای رسیدن به یک مدل مطلوب مراحلی شامل آماده‌سازی داده‌ها، معماری شبکه، آموزش شبکه و اعتبارسنجی ضروری است. نحوه انجام این موارد می‌تواند تا

حد قابل‌ملاحظه‌ای نتایج مدل را تحت تاثیر قرار دهد. Karaman و Çalışkan (۲۰۰۹) با مطالعه فاکتورهای موثر در زمان قطع درخت نشان دادند که نتایج شبکه عصبی مصنوعی برای شرایط مختلف کاری و زمینی در مقایسه با رگرسیون خیلی بیشتر به واقعیت نزدیک بوده و قابل اعتمادتر هستند. Naghdi و Ghajar (۲۰۱۲) با بررسی کارآیی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی زمان چوبکشی Timber Jack 450 C نشان دادند که ضریب تعیین و RMSE شبکه عصبی به ترتیب برابر با ۷۱ و ۰/۱۷ درصد است که نشان‌دهنده دقت مناسب مدل در برآورد زمان چوبکشی هر نوبت می‌باشد. همچنین نتایج مطالعه بیاتی و همکاران (۱۳۹۴) در ارزیابی کارآیی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی زمان وینچینگ Timber Jack 450 C نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش رگرسیون دقت بیشتر و خطای کمتری در برآورد زمان وینچینگ دارند. مطالعه Gorzin و همکاران (۲۰۱۸) در مقایسه دو روش شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز رگرسیون در پیش‌بینی و برآورد حجم مقطوعات درختان نشان داد که شبکه عصبی نسبت به رگرسیون دارای ۴۰ درصد دقت بالاتری در پیش‌بینی حجم کل مقطوعات است.

در اسکیدر چرخ زنجیری زتور، تحلیل حساسیت شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که متغیر فاصله چوبکشی بیشترین اهمیت را دارد. زتور یک اسکیدر چرخ زنجیری قدیمی و کندرو است و با افزایش فاصله چوبکشی، زمان به طور مشهود در این ماشین افزایش پیدا می‌کند. نتیجه تحلیل حساسیت مدل شبکه عصبی مصنوعی در مورد تراکتور کشاورزی متغیر شیب مسیر چوبکشی را به عنوان مهمترین عامل نشان داد. اگر چه استفاده از زنجیر چرخ بازدهی ماشین در مناطق شیب‌دار را تا حدودی بهبود می‌دهد، اما در مجموع تراکتور استاندارد کشاورزی یک ماشین چرخ لاستیکی بوده و عموما در شیب‌های بالای ۱۵ درصد دارای محدودیت‌هایی می‌باشد. نتایج تحلیل حساسیت رگرسیون نیز این موضوع را در مورد هر دو سیستم چوبکشی تایید کرده است.

منابع

بیات، م.، نمیرانیان، م.، امید، م.، رشیدی، آ. و بابایی، س. (۱۳۹۵) کارآیی روش شبکه عصبی مصنوعی در برآورد موجودی سرپای توده‌های جنگلی. فصلنامه علمی- پژوهشی تحقیقات جنگل و صنوبر ایران، ۲۴(۲): ۲۲۶-۲۱۴.

بیاتی، ه.، نجفی، ا. و عبدالمالکی، پ. (۱۳۹۱) مقایسه بین شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل رگرسیون در برآورد مدت زمان قطع درخت. فصلنامه علمی- پژوهشی تحقیقات جنگل و صنوبر ایران، ۲۰(۴): ۵۹۵-۶۰۷.

بیاتی، ه.، نجفی، ا. و عبدالمالکی، پ. (۱۳۹۴) ارزیابی کارآیی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی زمان وینچینگ Timber Jack 450 C. مجله جنگل و فرآورده‌های چوب، ۶۸(۴): ۷۵۷-۷۶۹.

ساریخانی، ن. (۱۳۷۰) بهره‌برداری جنگل. موسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران، شماره انتشار ۲۰۹۹، ۸۶۰ صفحه.

کتابچه طرح جنگلداری کجور. (۱۳۹۰-۱۳۸۹) طرح جنگلداری کجور، سری ۳ حوزه آبخیر ۴۶، سازمان جنگل‌ها، مراتع و آبخیزداری کشور، اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مازندران، نوشهر.

کیا، م. (۱۳۸۸) شبکه عصبی در متلب. انتشارات کیان رایانه سبز، تهران، ۱۲۹ صفحه.

Berendt, F., Fortin. M., Suchomel. C. and Schweier. J. (2018) Productivity, costs, and selected environmental impacts of remote-controlled mini forestry Crawlers. Forests, 9(10), 591:1-15. doi:10.3390/f9100591/

Davis. C.T. and Kellogg. L.D. (2005) Measuring machine productivity with the multi-data logger: A demonstration on three forest machines. Council on Forest Engineering Conference Proceedings. California July: 156-168

Gilanipoor. N., Najafi. A. and Heshmat Alvaezin. S.M. (2012) Productivity and cost of farm tractor skidding. Journal of Forest Science, 58(1): 21–26.

Gorzin, F., Namiranian, M., Omid, M. and Bayat. M. (2018) Comparison between artificial neural network and regression analysis methods to predict and estimate the volume of logging trees in the kheyroud forest of Noshahr. Forest and Wood Products, 71(2): 117-126.

watershed, Iran. Journal of Forest Science, 59(7): 261–266.

Özçelik, R., Diamantopoulou, M.J., Brooks, J. R. and Wiant, H.V. (2010) Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. Journal of Environmental Management, 91(3): 742-753.

Rosario Proto, A., Macrì. G., Visser. R. and Russo. N. (2018) Comparison of timber extraction productivity between winch and grapple skidding: A case study in southern Italian forests. Forests, 9(2), 61:1-12. doi:10.3390/f9020061/

Strobl, R.O. and Forte, F. (2007) Artificial neural network exploration of the influential factors in drainage network derivation. Hydrological Processes, 21(22): 2965-2978.

Karaman, A. and Çalışkan, E. (2009) Affective factors weight estimation in tree felling time by artificial neural networks. Expert Systems with Applications, 36(3): 4491-4496.

Melesse, A.M. and Hanley, R.S. (2005) Artificial neural network application for multi-ecosystem carbon flux simulation. Ecological Modeling, 189(3): 305–314.

Naghdi, R. and Ghajar, I. (2012) Application of artificial neural network in the modeling of skidding time prediction. Advanced Materials Research, 403-408: 3538-3543.

Nikooy, M., Esmailnezhad. A. and Naghdi. R. (2013) Productivity and cost analysis of skidding with Timberjack 450C in forest plantations in Shafaroud

Comparison of the efficiency of artificial neural network and regression in predicting the skidding time of steel-tracked skidder and agriculture tractor

Najibeh Gilanipoor [1]*, Akbar Najafi [2] and Hamid Arya[3]

1) Ph.D. Student, Forestry Department, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran. *Corresponding Author Email Address: gilanipoor.najibeh@yahoo.com
2) Associate Professor, Forestry Department, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran.
3) M.Sc. Graduated, Forestry Department, Faculty of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan University, Gorgan, Iran.

Date of Submission: 2020/06/13 Date of Acceptance: 2020/08/28

Abstract

Having accurate information about the efficiency of skidding machines in order to reduce transportation costs in forest engineering studies using modern statistical models is very valuable. In this study, the prediction of the skidding time in steel tracked skidder and agriculture tractor was performed using an artificial neural network and multiple linear regression model and then the efficiency of the models was compared. The variables of skidding distance, slope, and volume in each skidding cycle as independent variables (input variable) and time of each skidding cycle as the dependent variables (response variable) were entered into the model. The results showed the prediction in skidding time of steel tracked skidder, the explanation coefficient of the MLP neural network and regression model were 0.78 and 0.55, respectively and the error rate of models was 0.19 and 0.42, respectively. Also, in the agricultural tractor system, the explanation coefficient of MLP neural network and regression model were 0.70 and 0.62, respectively, and the error rate of models was 0.18 and 0.28, respectively. Therefore, in both skidding systems, MLP neural network is more efficient in predicting skidding time than the multiple linear regression model. Sensitivity analysis of the artificial neural network and regression showed that the skidding distance variable in the steel tracked skidder chain wheel and the skidding path slope variable in the agricultural tractor are the most important.

Keywords: Agricultural tractor, Machine performance, Modeling, Sensitivity analysis, Skidding operations, Steel tracked skidder LTT-100A.