کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در برآورد حجم تنه درختان

هادی بیاتی[1]* و اکبر نجفی[2]

۱*) دانشجوی کارشناسی‌ارشد رشته جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. نویسنده مسوول:
hadi.bayati@modares.ac.ir
۲) استادیار گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

تاریخ دریافت: ۹۰/۲/۲۶ تاریخ پذیرش: ۹۰/۵/۲۶

چکیده

برآورد حجم درخت یکی از بخش‌های مهم پیش‌بینی رشد و محصول‌دهی جنگل می‌باشد. تاکنون روابط زیادی مانند: نیوتن، اسمالین، پرسلر و هوبر به منظور برآورد حجم درخت مورد استفاده قرار گرفته‌اند که تمامی این روابط نیازمند اندازه‌گیری قطر در ارتفاع‌های خاصی بوده که این امر با پیچیدگی‌های خاصی خصوصاً در ارتفاع‌های بالای سطح زمین مواجه می‌باشد. در این پژوهش سعی شده است تا از فن‌آوری جدید هوش مصنوعی و یکی از زیرمجموعه‌های آن تحت عنوان شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روشی جدید و به علت عدم وابستگی به فرض‌های اولیه درباره داده‌ها به منظور برآورد حجم صنعتی تنه استفاده گردد. برای این منظور تعداد ۱۰۱ درخت از درختان نشانه‌گذاری شده جنگل آموزشی پژوهشی دانشگاه تربیت مدرس، انتخاب و قطر برابر سینه، قطر در ارتفاع کنده، قطر انتهای تنه، ارتفاع تنه و ارتفاع کل درخت با دقت بالا مورد اندازه‌گیری قرار گرفتند. از دو مدل شبکه عصبی، پرسپترون چند لایه (MLP) و تابع پایه شعاعی (RBF)، به منظور پیش‌بینی حجم تنه استفاده گردید. نتایج نشان داد که شبکه عصبی تابع پایه شعاعی نسبت به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه دارای دقت بیشتری در برآورد حجم تنه می‌باشد. همچنین مقایسه معیارهای ارزیابی شبکه‌های عصبی نشان داد که شبکه عصبی MLP و RBF به ترتیب دارای مقدار RMSE ۱/۱۸ و ۱/۰۸ می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: حجم درخت، هوش مصنوعی، بهره برداری جنگل، پرسپترون چند لایه، تابع پایه شعاعی.

مقدمه

حجم درخت از جمله مشخصه‌هایی بوده که کاربرد قابل توجهی در جنگل است که می‌توان به مواردی همچون حاصلخیزی و روند بهبود یا تخریب رویشگاه، میزان مجاز برداشت، میزان رویش و مبنای خرید و فروش و مدیریت جنگل، اشاره کرد (معصومیان، ۱۳۷۶). بیشتر آماربرداران جنگل، درگیر اندازه‌گیری درختان نمونه به منظور محاسبه حجم که اغلب فعالیتی زمان‌بر و در نتیجه هزینه‌بر می‌باشد، هستند (Ozcelik, 2010). به همین منظور روابط ریاضی مختلفی مانند: نیوتن، هوبر، اسمالین و پرسلر برای اندازه‌گیری حجم درختان به کار گرفته شدند. در این روابط با استفاده از یک‌سری متغیرها مانند قطر در ارتفاع‌های مختلف، حجم محاسبه می‌شود.

استفاده از هوش مصنوعی[1] در مدیریت منابع طبیعی و جنگل برای اولین بار توسط Coulson *et al.* (1987) در توسعه سیستم‌های خبره در حل مسئله و اتخاذ تصمیم و پس از آن به عنوان روشی جایگزین در مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی و پیچیده علم جنگل به کار گرفته شد (Atkinson & Tatnall, 1997; Lek *et al*., 1996; Gimbllet & Ball, 1995; McRoberts *et al*.

[1] Artificial Intelligence

1991). شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] به عنوان زیرمجموعه‌ای از تکنیک‌های هوش مصنوعی با ساختار و عملکردی شبیه به مغز انسان که دارای اجزایی به نام نود یا نرون بوده (Strobll & Forte, 2007)، امروزه در طیف وسیعی برای به کارگیری در حل بسیاری از مسائل، شامل ارزیابی، بهینه‌سازی، پیش‌بینی، تشخیص و کنترل رایج شده‌اند.

یکی از مهمترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، عدم وابستگی آنها به فرضیه‌های اولیه درباره داده‌های ورودی است. به این معنی که داده‌های ورودی می‌توانند هر گونه توزیع آماری دلخواهی داشته باشند (Civco *et al*., 1994). این ویژگی مهم شبکه های عصبی، امتیاز ویژه آنها در مقابل روش های آماری است و به آنها این توانایی را می دهد که از انواع مختلف داده های ورودی با هر توزیع دلخواه، به طور یکسانی استفاده کنند (Benediktsson *et al*., 1990).

کارآمد بودن شبکه برای یادگیری و انطباق با محیط در صورت تغییر در شرایط محیطی، عدم از کار افتادگی شبکه در صورت آسیب‌دیدگی قسمتی از نرون‌ها و داشتن جواب منطقی برای داده‌های در شرایط اطمینان (اعم از آنکه فازی باشند و یا به طور ناقص و توام با دریافت نویز دریافت شده باشند)، علاقه‌مندی به استفاده از این روش را بیشتر می‌نماید (کیا، ۱۳۸۹).

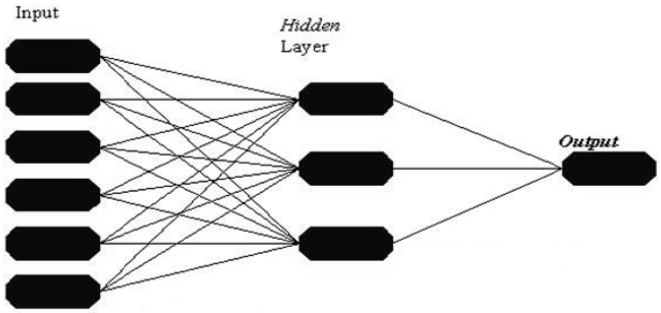
یکی از شبکه‌های عصبی پرکاربرد در مدیریت منابع طبیعی، شبکه عصبی پیش‌خور[2] با الگوریتم انتشار به عقب[3] (شبکه چند لایه پرسپترون[4]) می‌باشد. یک پرسپترون، برداری از ورودی‌های با مقادیر حقیقی را گرفته و یک ترکیب خطی از این ورودی‌ها را محاسبه می‌کند. اگر حاصل، از یک مقدار آستانه بیشتر باشد خروجی پرسپترون برابر با ۱ و در غیر این صورت معادل ۱- خواهد بود (Norusis, 2007) (شکل ۱).

یکی دیگر از مهمترین گونه‌های شبکه عصبی، تابع پایه شعاعی (RBF[5]) می‌باشد. این نوع شبکه نیاز به نرون‌های بیشتری دارند، اما حسن آنها در زمان طراحی کوتاه‌تر آنها نسبت به شبکه‌های استاندارد پس انتشار می‌باشد. این شبکه‌ها زمانی که بردارهای آموزشی بسیار زیاد می‌باشند، دارای بهترین کارایی هستند (کیا، ۱۳۸۹).

معماری اصلی RBF متشکل از یک شبکه سه لایه می‌باشد. لایه ورودی فقط یک لایه کشنده است و در آن هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه دوم یا لایه پنهان، یک انطباق غیرخطی بین فضای ورودی و یک فضا (معمولاً) با بعد بزرگ‌تر برقرار می‌کند که در آن الگوها به صورت تفکیک‌پذیر خطی در می‌آیند. سرانجام لایه سوم، جمع وزنی را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند.

با توجه به مطالب ذکر شده در رابطه با قابلیت‌های شبکه عصبی مصنوعی، این ابزار در سال‌های اخیر کاربرد فراوانی در علوم مختلف از جمله منابع طبیعی پیدا کرده است. در نتیجه در این پژوهش از این روش نوین در برآورد حجم تنه درختان استفاده گردید و دقت آن مورد بررسی قرار گرفت.

[1] Artificial Neural Network
[2] Feed Forward
[3] Back-Propagation
[4] Multi Layer Perception
[5] Radial Basis Function



شکل ۱. نمایش استاندارد یک شبکه عصبی پیش‌خور

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و جمع‌آوری داده‌ها

این تحقیق در جنگل آموزشی پژوهشی دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تربیت مدرس در عرض جغرافیایی ۳۶°۲۹′ تا ۳۶°۳۲′ شمالی و طول جغرافیایی ۵۱°۴۳′ تا ۵۱°۴۷′ شرقی، در دامنه ارتفاعی ۷۵۰ تا ۱۱۰۰ متر ارتفاع از سطح دریا و در پارسل‌های ۳۱۳ و ۳۱۴ انجام گرفت. پارامترهای ارتفاع کل، ارتفاع تنه، قطر درخت در ارتفاع کنده، در ارتفاع برابر سینه و در ارتفاع بالای تنه تعداد ۱۰۱ اصل درخت از درختانی که جهت قطع نشانه‌گذاری شده بودند با استفاده از یک دوربین عکاسی 6MP، یک شاخص، دستگاه ارتفاع‌سنج لیزری VERTEX L400 و نرم‌افزار Image Tools و با استفاده از رابطه ۱ محاسبه گردید.

$$d = \left(\frac{X_i * L}{50}\right) * 100 \qquad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه، d قطر به سانتی‌متر، X_i طول اندازه‌گیری شده در نرم‌افزار برای قطر هر درخت به سانتی‌متر و L فاصله تا درخت به متر می‌باشد. حجم تک تک درختان نیز پس از قطع توسط گروه تجدید حجم در جنگل محاسبه شد و به عنوان متغیر وابسته در تعیین رابطه‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

به منظور ارزیابی دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد حجم تنه درخت، با استفاده از معیارهای مجذور میانگین مربعات خطا، درصد مجذور میانگین مربعات خطا، ضریب همبستگی و میانگین قدر مطلق خطا[1]، اعتبار روش بررسی شد. همچنین داده‌ها به صورت تصادفی به دو دسته آموزش (۷۰ درصد داده‌ها)[2] و آزمون (۳۰ درصد داده‌ها)[3] و به شکلی تقسیم شدند که بیشترین و کمترین داده در دسته آموزش قرار گیرد. متغیرهای قطر کنده (D1)، قطر برابر سینه (D 1.30)، قطر بالای تنه (D top)، ارتفاع کل (H total) و ارتفاع تنه (H stem) به عنوان ورودی‌های شبکه و متغیر حجم به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شدند. در این مطالعه از دو شبکه عصبی RBF و MLP استفاده شد. برای آموزش شبکه، از الگوریتم انتشار به عقب[4] استفاده گردید. توابع انتقال مناسب، تعداد لایه‌های لایه پنهان و همچنین تعداد نرون‌های هر لایه نیز با آزمون و خطا تعیین

[1] RMSE, %RMSE, R, MSE
[2] Train
[3] Test
[4] Back Propagation

شدند و این روند تا زمانی ادامه یافت کـه خطـای بین داده حجم برآوردی و داده حجـم واقعـی بـه کمترین حد خود رسید.

نتایج

آزمـون همبسـتگی نشـان داد کـه بـین متغیـر وابسته حجم و متغیرهای مستقل قطر برابـر سـینه، قطر در ارتفاع کنده، قطر در انتهای تنه، طول تنه و ارتفاع کل همبسـتگی معنـی‌داری در سـطح ۰/۰۱ وجود دارد (جدول ۱).

جدول ۲ نتایج بهترین ترکیب تعداد لایـه‌هـای پنهان، تعداد عناصر هر لایه و همچنین توابع انتقال در هر لایـه را بـا توجـه بـه نـوع و تعـداد متغیـر ورودی در رابطه با هر دو نوع مدل شبکه عصـبی نشان می‌دهد. به منظور ارزیابی هریک از شبکه‌ها، از معیارهای مجذور میانگین مربعات خطا، درصـد مجذور میانگین مربعات خطا، ضریب همبستگی و میانگین قدر مطلق خطا استفاده گردید.

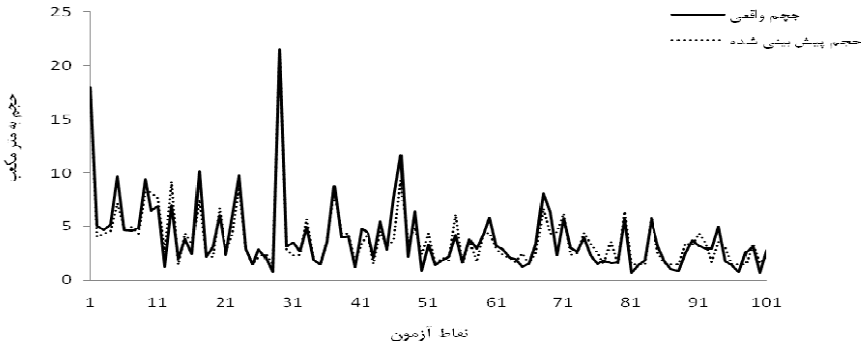
جدول ۱. ضریب همبستگی بین متغیرها

متغیرها	ارتفاع کل درخت (H Total)	ارتفاع تنه (H Stem)	قطر در ارتفاع کنده (D1)	قطر برابر سینه (D 1.30)	قطر در انتهای تنه (D Top)
حجم	۰/٤۱۲**	۰/۳۲٤**	۰/۸۰۹**	۰/۷۹٥**	۰/٥٦٤**

** سطح ۰/۰۱ معنی‌داری را نشان می‌دهد

جدول ۲. ارزیابی دو شبکه MLP و RBF در پیش‌بینی حجم تنه درخت با توجه به نوع و تعداد متغیر ورودی

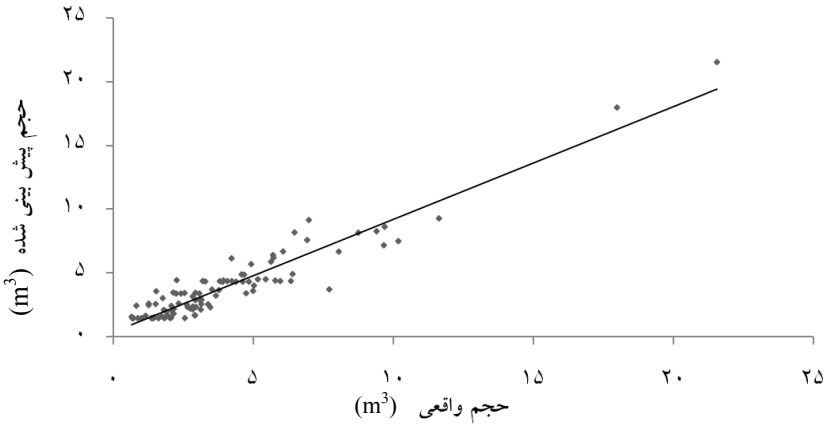
نوع شبکه	تعداد لایه پنهان	تابع انتقال	RMSE	%RMSE	MSE	R
MLP	۲	sigmoid	۱/۱۸	۰/۳	۰/۰٥	۰/۹۳
RBF	۱٥	softmax	۱/۰٥	۰/۲۷	۰/۰۱	۰/۹٥



شکل ۲. مقایسه خروجی حجم واقعی با خروجی حجم پیش بینی شده توسط شبکه RBF

همان‌طور که معیارهای ارزیابی نشان می‌دهند، شـبکه عصـبی RBF دارای R بیشـتر و RMSE کمتری نسبت به شبکه MLP می‌باشد. در نتیجه از این نوع شبکه به منظور پیش‌بینی حجم تنه درخت استفاده شد. شکل ۲ مقایسه بـین خروجـی حجـم پـیش‌بینـی شـده توسـط شـبکه RBF در مقابـل داده‌های حجم واقعی را نشان می‌دهد.

در شکل ۳ نتیجه آزمون شبکه عصبی RBF در پیش‌بینی حجم تنه درخت در مقابل حجم واقعی تنه درخت آورده شده است که بیانگر قابلیت خوب شبکه عصبی در پیش‌بینی حجم می‌باشد.



شکل ۳. مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه RBF در مقابل مقادیر واقعی

بحث و نتیجه‌گیری

استفاده از روابط به منظور محاسبه حجم درختان از آن جهت می‌تواند ارزشمند باشند که امکان پیش‌بینی حجم را برای سایر درختان با اندازه‌گیری چند متغیر میسر می‌سازد، از طرفی رابطه‌ای می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد که با حداقل تعداد متغیر مورد نیاز، حجم را با دقت قابل قبولی برآورد نماید.

بررسی نتایج ارزیابی دو مدل شبکه عصبی نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی RBF با تابع انتقال Softmax در مقایسه با شبکه عصبی MLP با تابع انتقال Sigmoid دارای توانایی بیشتری در پیش‌بینی حجم تنه درخت می‌باشد که با نتایج Jensen *et* (1999)، Blackard & Dean (1999)، Hasenauer *et al.* (2001)، Leduc (2001)، Diamantopoulou (2005)، *et al.* (2004)، Hanewinkela *et al.* Karaman & (2009)، Caliskan Ozcelik *et al.* (2010) و قنبری و همکاران (۱۳۸۸) مطابقت دارد. البته باید متذکر شد که پیدا کردن تعداد لایه پنهان و تابع انتقال مناسب در هر یک از مدل‌های شبکه عصبی نیاز به سعی و خطا دارد. برای این منظور در هر بار آموزش باید معیارهای ارزیابی اندازه‌گیری شده و این عمل تا زمانی تکرار شود که کمترین خطا بین پارامتر پیش‌بینی شده با پارامتر واقعی به دست آید. همان‌طور که در نتایج نیز به دست آمد، شبکه عصبی RBF در مقایسه با MLP نیاز به تعداد لایه‌های پنهان بیشتری دارد. انتخاب تعداد متغیرهای لازم به عنوان ورودی‌های شبکه، بستگی به هدف مجری داشته، به نحوی که اگر هدف برآورد حجم با دقت قابل توجه باشد از مدلی استفاده می‌گردد که دارای بیشترین ورودی باشد. ولی اگر هدف، برآورد با هزینه کمتر باشد از متغیرهایی که نیاز به زمان، امکانات و تخصص کمتری به منظور محاسبه دارند، استفاده خواهد شد.

در نهایت با توجه به این‌که این پژوهش در مقیاس کوچک و تنها در مورد کاربرد شبکه

عصبی در پیش‌بینی حجم تنه درخت انجام شد، پیشنهاد می‌گردد که در سایر مناطق و همچنین از سایر کاربردهای این روش نوین بهره جسته و قابلیت آن در تحقیقات جنگل مورد ارزیابی قرار گیرد.

منابع

۱) قنبری، ف.، شتایی، ش.، دهقانی، ا.، ایوبی، ش.، ۱۳۸۸. برآورد مشخصه تراکم درختان جنگل با استفاده از آنالیز زمین و شبکه عصبی مصنوعی. مجله پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل، ۱۶ (٤). ٤۲-۲۵.

۲) کیا، م.، ۱۳۸۹. شبکه‌های عصبی در MATLAB. خدمات نشر کیان رایانه سبز. ۲۲۹ صفحه.

۳) معصومیان، ع.، ۱۳۷٦. بررسی شکل درخت جهت برآورد حجم آن در گونه راش در توده جنگلی ویسر. پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد رشته جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی نور، دانشگاه تربیت مدرس. ۱۵۲صفحه.

4) Atkinson, P. M., and Tatnall, A. R., 1997. Introduction neural networks in remote sensing. Int. J. Remote Sensing, 18: 699-709.

5) Benediktsson, J. A., Swain, P. H., and Erosy, O. K. 1990. Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote Sensing data. IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing, 28: 540-551

6) Blackard, J. A., Dean, D. J., 1999. Comparative accuracies of artificial neural networks and discriminant analysis in predicting forest cover types from cartographic variables. Computers and Electronics in Agriculture, 24: 131–151.

7) Civco, D. L., and Wanug, Y., 1994. Classification of multispectral, multitemporal, multisource spatial data using artificial neural networks. Congress on Surveying and Mapping, USA: 12 p.

8) Coulson, R. N., Folse, L. J., and Loh, D. K., 1987. Artificial intelligence and natural resource management. Science, 237: 262-267.

9) Diamantopoulou, M. J., 2005. Artificial neural networks as an alternative tool in pine bark volume estimation. Computers and Electronics in Agriculture, 48: 235–244.

10) Gimblett, R. H., and Ball, G. L., 1995. Neural network architectures for monitoring and simulating changes in forest resources management. AI Applications, 9: 103-123.

11) Hanewinkela, M., Zhou, W., and Schill, C., 2004. A neural network approach to identify forest stands susceptible to wind damage. Forest Ecology and Management, 196: 227–243.

12) Hasenauer, H., Merkl, D., and Weingartner, M., 2001. Estimating tree mortality of norway spruce stands with neural networks. Advances in Environmental Research, 5: 405–414.

13) Jensen, J. R., Qiu, F., and Ji, M., 1999. Predictive modelling of coniferous forest age using statistical and artificial neural network approaches applied to remote sensor data. int. j. remote sensing, 20 (14): 2805 – 2822.

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

15) Leduc, D. J., Matney, T. G., Belli, K. L., and Baldwin, V. C. J., 2001. Predicting diameter distributions of longleaf pine plantations: A comparison between artificial neural networks and other accepted methodologies. Southern Research Station, RS.: 25 p.

16) Lek, S., Delacoste, M., Baran, P., Dimopoulos, I., Lauques, J., and Aulagnier, S., 1996. Application of neural networks to modelling nonlinear relation-ships in ecology. Ecol. Modell, 90: 39-52.

17) McRoberts, R. E., Schmoldt, D. L., and Rauscher, H. M., 1991. Enhancing the scientific process with artificial intelligence. Forest Science Applications, 5: 5-26.

18) Norusis, M. J., 2007. Spss neural networks 17.0. SPSS Inc. Chicago IL.: 135 p.

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

20) Strobll, R. O., and Forte, F., 2007. Artificial neural network exploration of the influential factors in drainage network derivation. Hydrological processes, 21: 2965-2978

Application of Artificial Intelligence in Trees Stem Volume Estimation

H. Bayati[1*] and A. Najafi[2]

1*) M. Sc. Student in Forestry, Natural Resources College, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran. Corresponding Author: hadi.bayati@modares.ac.ir
2) Assistant Professor, Forestry Department, Natural Resources College, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Abstract

Volume estimation of the tree is considered as one of the important sections of the forest growth prediction and production. So far, many relationships such as: Newton, Smalian, Pressler and Huber have been used to estimate the volume of the trees that all these relationships require measurements of diameters at certain heights that are difficult to obtain on standing trees especially when diameter measurements have to be taken several meters above ground. In this study, an attempt was made to implement the new technology of Artificial Intelligence (AI), and one of its subsets as Artificial Neural Networks (ANN), since there was no primary assumption about the distribution of data, and for industrial bole volume estimation of 101 trees of trees marked of Research and Educational Forest of Tarbiat Modares University. For this purpose, DBH, diameter at stump height, end diameter stem, stem height and total tree height were measured with high accuracy. Two neural network models, multi-layer perception (MLP) and radial basis function (RBF), were developed to estimate bole volume. The results indicated that the radial basis function neural network was more accurate in bole volume estimation than the multi-layer perception neural network. Comparing evaluation criteria for ANN showed that MLP and RBF neural networks had RMSE value 1.18 and 1.05, respectively.

Keywords: Forest Management, Artificial Intelligence, Forest Harvesting, Multi-Layer Perception, Radial Basis Function.