

Statistical models for non-destructive prediction of onion (*Allium cepa* L.) leaf area

Younes Rameshjan¹, Alireza Koocheki^{*2}, Mehdi Nassiri Mahallati³, Leila Jafari⁴

1. Ph.D. Student of Agroecology, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. E-mail: yramshjan@gmail.com
2. Corresponding Author, Professor, Dept. of Agroecology, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. E-mail: akooch@um.ac.ir
3. Professor, Dept. of Agroecology, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. E-mail: mnassiri@um.ac.ir
4. Assistant Prof., Dept. of Horticultural Science, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Hormozgan, Iran. E-mail: jafari.leila@hormozgan.ac.ir

Article Info

Article type:
Full Length Research Paper

Article history:

Received: 05.23.2023
Revised: 08.07.2023
Accepted: 08.26.2023

Keywords:

Coefficient of determination,
Leaf Area,
Leaf Length,
Leaf Width,
Regression

ABSTRACT

Background and Objectives: The importance of rapid, non-destructive, and accurate estimation of leaf area (LA) in agronomic and physiological studies is well known. The need for such estimates of leaf area in particular for leaves with unusual shapes has led to studies relating leaf dimensions and leaf area. However, a search of literature revealed that little information is available for short day onion (*Allium cepa* L.). The objective of this study was to develop a statistically validated regression model for leaf area prediction from simple non-destructive measurements for onion cultivated in the South of Iran.

Materials and Methods: In order to prepare the required plant samples to measure leaf area parameters, an experiment was conducted in the cropping year 2020-2021 in a field of 300 square meters located in Hormozgan province-Rahdad district. The short-day cultivar Takii was used because of its wide planting area in the province. 40 leaves were chosen at random from plants growing in the farm, half were left for validation of the model and the other 20 leaves were subjected to measurement and calibration. The standard method (LICOR LI-3000C) was used for measuring the actual areas of the leaves. Before measuring the leaf area, two main parameters related to leaf length and width were accurately determined for each leaf. To select the best variables and the regression model for estimating leaf area, the fitted simple and multiple linear regression were subjected to the stepwise elimination method. Finally, the accuracy of the selected models was validated using the root mean square error (RMSE) and coefficient of determination (R^2).

Results: All linear models for estimation of leaf area with width (W) and length (L) as well as models including both variables were subjected to regression analysis. The results indicated that leaf length (L) is more appropriate variable for estimating onion leaf area and leaf width (W) was not able to properly describe leaf area. Based on the findings of this research leaf area estimation model with both W and L had the best prediction, with $RMSE\%=8.64$, $RMSE=1.76$ and $R^2=0.91$. ($Area=0.121 + 0.01537 L^2 + 0.3225 L \times W$).

Conclusion: As the understanding of plant growth and development has been increasing, such mathematical models will be very useful tools for the

prediction of leaf area for many plants without the use of expensive devices. Thus, the models from the present study will enable researchers of plant growth modeling to predict leaf area non-destructively with the equations developed.

Cite this article: Rameshjan, Younes, Koocheki, Alireza, Nassiri Mahallati, Mehdi, Jafari, Leila. 2024. Statistical models for non-destructive prediction of onion (*Allium cepa* L.) leaf area. *Journal of Plant Production Research*, 31 (1), 127-147.



© The Author(s).

DOI: 10.22069/JOPP.2023.21340.3041

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

مدل‌های آماری برای پیش‌بینی غیرتخریبی سطح برگ پیاز (*Allium cepa* L.)

یونس رامش‌جان^۱، علیرضا کوچکی^{۲*}، مهدی نصیری محلاتی^۳، لیلا جعفری^۴

۱. دانشجوی دکتری اگرواکولوژی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران. رایانامه: yramshjan@gmail.com
۲. نویسنده مسئول، استاد گروه اگرواکولوژی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران. رایانامه: akooch@um.ac.ir
۳. استاد گروه اگرواکولوژی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران. رایانامه: mnassiri@um.ac.ir
۴. استادیار گروه علوم باغبانی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه هرمزگان، ایران. رایانامه: jafari.leila@hormozgan.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله کامل علمی - پژوهشی	سابقه و هدف: اهمیت اندازه‌گیری سریع، غیرمخرب و دقیق سطح برگ در آزمایش‌های زراعی و فیزیولوژیکی به خوبی شناخته شده است و نیاز به برآوردهای سریع و غیرتخریبی سطح برگ منجر به مطالعه‌هایی در رابطه با ابعاد و سطح برگ‌ها گردیده است. به‌علاوه این مشکل در مورد گونه‌های که دارای برگ‌های با شکل نامتعارف بارزتر است. در حال حاضر اطلاعات محدودی در این مورد برای پیاز (<i>Allium cepa</i> L.) در دسترس است. هدف از این مطالعه ایجاد مدل رگرسیونی با تعیین اعتبار آماری برای پیش‌بینی اندازه سطح برگ پیاز به صورت غیرتخریبی در جنوب ایران می‌باشد.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۰۲ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۰۵/۱۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۰۴	
واژه‌های کلیدی: رگرسیون، سطح برگ، ضریب تبیین، طول برگ، عرض برگ	مواد و روش‌ها: به منظور تهیه نمونه‌های گیاهی مورد نیاز جهت اندازه‌گیری متغیرهای سطح برگ، آزمایشی در سال زراعی ۱۴۰۰-۱۳۹۹ در زمینی به مساحت ۳۰۰ مترمربع در استان هرمزگان-دهستان رهداد اجرا شد. تعداد ۴۰ برگ از بوته‌های پیاز کشت شده در مزرعه به طور تصادفی انتخاب شدند، نیمی از آن‌ها برای واسنجی (کالیبراسیون) و نیم دیگر برای تعیین اعتبار مدل‌های رگرسیون مورد استفاده قرار گرفت و از روش استاندارد (LICOR LI-3000C) برای اندازه‌گیری سطح واقعی برگ‌ها استفاده شد. قبل از اندازه‌گیری سطح برگ، دو متغیر اصلی یعنی طول و عرض برای هر برگ به‌طور دقیق تعیین شد. برای انتخاب بهترین متغیرها و به‌دست آوردن معادله تخمین سطح برگ از رگرسیون ساده (خطی) و رگرسیون خطی چندگانه استفاده شد. در نهایت اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل‌های ارائه شده بر اساس جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) صورت گرفت.
	یافته‌ها: تمام مدل‌های خطی برای توصیف سطح برگ (A)، با طول (L)، با عرض (W) و نیز معادلات با دو متغیر طول و عرض برگ در معرض تحلیل رگرسیون قرار گرفت. نتایج نشان

داد که طول برگ متغیر بهتری برای توصیف سطح برگ پیاز است و عرض برگ توصیف خوبی از سطح برگ نشان نمی‌دهد. بر اساس یافته‌های این پژوهش مدل پیش‌بینی سطح برگ با حضور هر دو متغیر طول و عرض: $A = 0.121 + 0.01537 L^2 + 0.3225 L \times W$ با $R^2 = 0.91$ و $RMSE\% = 8.64$ بهترین برآورد را داشت.

نتیجه‌گیری: اندازه‌گیری سطح برگ به ویژه برای گیاهانی با برگ‌های لوله‌ای مانند پیاز دشوار و وقت‌گیر است، چنین مدل‌های ریاضی ابزار بسیار مفیدی برای پیش‌بینی سطح برگ در بسیاری از گیاهان بدون استفاده از دستگاه‌های گران‌قیمت خواهد بود. مدل‌های این مطالعه روش ساده، سریع، غیرتخریبی و کم‌هزینه‌ای برای تخمین سطح برگ پیاز ارائه می‌کند که می‌تواند مورد استفاده پژوهش‌گران قرار گیرد.

استناد: رامش‌جان، یونس، کوچکی، علیرضا، نصیری محلاتی، مهدی، جعفری، لیلا (۱۴۰۳). مدل‌های آماری برای پیش‌بینی غیرتخریبی سطح برگ پیاز (*Allium cepa* L.). نشریه پژوهش‌های تولید گیاهی، ۳۱ (۱)، ۱۴۷-۱۲۷.

DOI: 10.22069/JOPP.2023.21340.3041



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

مقدمه

شاخص سطح برگ^۱، سطح کل برگ‌ها در واحد سطح زمین ($m^2 \cdot m^{-2}$)، کمیتی بدون بعد است و مهم‌ترین شاخص برای توصیف ساختار کانوپی گیاهان زراعی محسوب می‌شود (۱). شاخص سطح برگ مهم‌ترین عامل تعیین‌کننده جذب نور بوده و با بسیاری از فرآیندهای زراعی و فیزیولوژیکی از جمله رشد، فتوسنتز، تعرق، تعادل انرژی و تولید گیاه مرتبط است (۲). بنابراین هر گونه تغییر در شاخص سطح برگ (بر اثر تنش‌های زیستی، غیر زیستی و عملیات مدیریتی) با تغییراتی در تولید گیاهان همراه خواهد بود. در مدل‌های شبیه‌سازی رشد گیاهان زراعی، شاخص سطح برگ متغیری کلیدی محسوب شده و محاسبه دقیق آن دارای اهمیت است. از زمان بررسی‌های نورمن و کمبل (۱۹۸۹) و ولز (۱۹۹۰)، مطالعات زیادی با روش‌های مستقیم و غیرمستقیم اندازه‌گیری شاخص سطح برگ برای گونه‌های زراعی (۳، ۴، ۵، ۶) و غیرزراعی انجام شده است (۷، ۸، ۹، ۱۰). از جمله روش‌های مستقیم عبارت است از استفاده از روش توزین تصویر برگ و مقایسه با وزن کاغذ استاندارد (۱۱، ۱۲)، تصویر برداری با استفاده از دستگاه‌های پلانی متری (۱۳، ۱۴) و رابطه وزن برگ با سطح برگ (۱۵). البته برخی از این روش‌ها علاوه بر ابزار پیچیده به برداشت برگ‌های گیاه و نمونه‌گیری‌های تخریبی نیاز داشته و در برخی از آزمایش‌ها، زمان کافی برای انجام چنین اندازه‌گیری‌هایی وجود ندارد. از طرفی دیگر نمونه‌گیری تخریبی ممکن است به دلیل کاهش تعداد بوته‌های باقی‌مانده در کرت‌های آزمایشی برای اندازه‌گیری‌های بعدی مشکل ایجاد کند. از این‌رو، روش‌های غیرمستقیم، شامل روابط خطی بین سطح برگ و یک یا چند بعد از برگ (طول و عرض) راهکاری ارزان، سریع، قابل اعتماد و غیرمخرب برای

اندازه‌گیری سطح برگ است و گاه روش‌های تخریبی ذکر شده در بالا به ویژه در مورد برخی گیاهان زراعی از جمله پیاز سودمندتر خواهد بود.

مدل‌سازی سطح برگ یک راه آسان برای پیش‌بینی سطح برگ از طریق روش‌های رگرسیون است که به‌جای روش‌های تخریبی، به تخمین غیرمخرب سطح برگ کمک می‌کنند (۱۶). مدل‌سازی سطح برگ برای بسیاری از محصولات از جمله کاکائو (*Theobroma cacao* L.) (۱۷)، گیاهان دارویی و معطر (۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۱) ریحان (*Ocimum basilicum* L.) (۱۶)، ارکیده (*Dendrobium nobile* L.) (۲۲)، لوبیا معمولی (*Phaseolus vulgaris* L.) (۲۳)، گزارش شده است. با این‌حال، مورفولوژی برگ و ساقه پیاز (*Allium cepa* L.) با مورفولوژی سایر گیاهان زراعی تا حد زیادی متفاوت است. برگ‌های پیاز از سطح بالایی یک ساقه قاعده‌ای مخروطی شکل، خارج می‌شوند. ساختار برگ‌ها لوله‌ای است و در سطح بالایی به‌طور قابل توجهی صاف می‌باشند. در طی رشد بوته‌های پیاز، برگ‌ها از بلند تا کوتاه و ضخیم تا نازک تغییر می‌کنند. بنابراین سطح جانبی برگ‌ها نیز از پایه تا نوک برگ متفاوت است (۲۴). این ویژگی‌ها باعث شده که پژوهش‌گران مدل‌های غیرتخریبی متنوعی را برای توصیف دقیق سطح برگ پیاز ارائه کنند (۲۵، ۲۶، ۲۷). نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی سطح برگ با روش‌های غیرمستقیم به ژنوتیپ و شرایط رشد بستگی دارد. از آنجایی‌که شکل برگ (نسبت طول به عرض) ممکن است در بین ارقام مختلف (۲۸) و شرایط رشد (۲۹) متفاوت باشد، چنین روابط آلومتری به مکان، گونه، رقم و در برخی موارد، به سال نیز وابسته است (۱). بنابراین، هدف از این مطالعه توسعه و ارزیابی مدل‌های رگرسیونی است که سطح برگ پیاز را با استفاده از اندازه‌گیری‌های ساده و غیرتخریبی برای

1- Leaf Area Index (LAI)

شرایط کشت پائیزه ارقام پیاز کوتاه در استان هرمزگان پیش‌بینی کند.

مواد و روش‌ها

مطالعه موردی (برخی از مشخصات آزمایش):
 داده‌های این مطالعه از آزمایشی مزرعه‌ای در سال زراعی ۱۳۹۹-۱۴۰۰ در زمینی به مساحت ۳۰۰ مترمربع جمع‌آوری شد. این آزمایش شامل ۳ تاریخ کشت پائیزه (۲۰ مهر، ۱۰ آبان و ۱۰ آذر ۱۳۹۹) بود. منطقه مورد مطالعه در استان هرمزگان- دهستان رهداد از توابع مرکزی شهرستان رودان واقع در ۳۰ کیلومتری شمال شهرستان رودان با عرض جغرافیایی ۲۷/۶ درجه و طول جغرافیایی ۵۷ درجه و ارتفاع ۶۱۶ متر از سطح دریا بود. این منطقه دارای تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های نسبتاً سرد است. البته طول دوره گرما در این منطقه به دلیل نزدیکی به استان کرمان و ارتفاع از سطح دریا (۶۱۶ متر) نسبت به بقیه شهرهای استان هرمزگان کوتاه‌تر است. خاک محل آزمایش دارای بافت شنی لومی، عمق متوسط (بیش از ۶۰۰ میلی‌متر) و ترکیبی از ۷۰ درصد شن، ۲۸ درصد سیلت و ۲ درصد رس بود (۳۰). آماده‌سازی مزرعه، شامل شخم متوسط و در دو مرحله عمود برهم قبل از کاشت بود. سپس ردیف‌هایی با فاصله ۷۵ سانتی‌متر ایجاد و به صورت دستی پستی و بلندی زمین اصلاح گردید و کشت بر روی پشته‌ها انجام شد. آبیاری نیز به صورت تحت فشار با نوار تیپ بود. بذر پیاز رایج در منطقه (نام برند: تاکی، نام بذر و رقم: پیاز هیبرید گرانو سوپرکس، مدل و رنگ: زرد - روز کوتاه، مبدأ بذر: کشور ژاپن) ابتدا در خزانه کاشته شد و جهت یکسان بودن سن نشاها، برای هر تاریخ کشت، خزانه جداگانه ایجاد شد و ۵۰ روز بعد با تراکم ۶۵ بوته در مترمربع در زمین اصلی نشاکاری گردید. عملیات مدیریتی

اتخاذ شده در طول فصل رشد شامل آبیاری، کوددهی، مبارزه با علف‌های هرز و مبارزه با آفات، به روش کشاوران بومی و طبق عرف منطقه انجام گردید.

نمونه‌برداری: به منظور تعیین سطح برگ بوته‌های پیاز، نمونه‌برداری به صورت تصادفی در سراسر کرت‌های آزمایش در تاریخ ۱۵ بهمن سال ۱۳۹۹ انجام شد. نمونه‌های برگ با اندازه‌های بزرگ تا کوچک از برگ‌های سبز کاملاً توسعه‌یافته جمع‌آوری شد (۲) و بلافاصله پس از برداشت، برگ‌ها بدون توجه به سن گیاه مخلوط (۲۶) و به آزمایشگاه منتقل شدند. برای اندازه‌گیری‌های مناسب، برگ‌های آسیب‌دیده و هم‌چنین گیاهان دارای رشد غیرعادی حذف شدند.

قبل از واسنجی (کالیبراسیون^۱)، مجموعه داده‌های آزمایش به‌طور تصادفی به دو بخش تقسیم شدند. بخش اول برای کالیبره کردن (تعیین ضرایب) مدل‌های رگرسیون و بخش دوم برای اعتبارسنجی^۲ استفاده شد. به این ترتیب از مجموع ۴۰ برگ نمونه‌گیری شده، تعداد ۲۰ برگ برای برازش مدل رگرسیون و تعداد ۲۰ برگ برای تعیین اعتبار در نظر گرفته شد. قبل از اندازه‌گیری سطح برگ با روش مستقیم استفاده از دستگاه، ابتدا ۲ متغیر برای هر برگ (طول و عرض) به عنوان متغیر اصلی تعریف و مستقیماً با یک نوار اندازه‌گیری و کولیس (دقت ۱ میلی‌متر) اندازه‌گیری شدند: طول کل برگ (L)، عرض یا پهنای برگ (W) در پایه برگ اندازه‌گیری شد. سپس سطح تک‌تک برگ‌ها به روش استاندارد با استفاده از دستگاه سطح برگ‌سنج (LI-COR-3100C) اندازه‌گیری شد (۲). لازم به ذکر است، برای جلوگیری از منفی شدن عرض از مبدأ در مدل‌های رگرسیون نقاط ۰:۰ نیز به داده‌ها اضافه شد.

1- Calibration

2- Validation

یعنی «معیار اطلاعات آکائیک»^۵ یا AIC (۳۵، ۳۶، ۳۷، ۳۸) و Cp مالو^۶ (۳۹، ۴۰) بیش‌تر از بقیه مورد استفاده قرار می‌گیرند. هر دو معیار به پژوهش‌گران این امکان را می‌دهند که چندین مدل را با هم مقایسه و رتبه‌بندی کنند تا مشخص شود که کدام یک از آن‌ها به بهترین وجه متغیر مورد مطالعه را برآورد می‌کند تا بر این اساس بتوان مناسب‌ترین انتخاب از بین برآزش مدل‌های مختلف را انجام داد. بویزونون و همکاران (۲۰۱۳) نشان دادند که در مورد مدل‌های رگرسیون خطی نتیجه AIC و Cp مشابه خواهد بود (۴۱) بنابراین در این مطالعه جهت سهولت استفاده، برای مقایسه بین مدل‌های رگرسیون از آماره مالو استفاده شد که با معادله ۱ محاسبه می‌شود (۴۰):

$$Cp = \frac{RSS}{RMS} - n + 2(k + 1) \quad (1)$$

در این معادله، n تعداد مشاهدات یا تعداد نقاط داده، k تعداد پارامترهای مدل (تعداد متغیرهای مدل به اضافه یک برای عرض از مبدأ)، RSS مجموع مربعات خطای مدل رگرسیون زیر مجموعه مورد بررسی و RMS میانگین مربعات (واریانس) خطای مدل رگرسیون کامل (شامل همه متغیرهای مستقل) می‌باشد.

اعتبارسنجی مدل‌های انتخابی: درنهایت، برای تعیین اعتبار مدل‌های انتخابی، از ۲۰ برگ باقی مانده که در ساخت و کالیبره کردن مدل‌ها دخالت نداشتند استفاده شد. واسنجی مدل‌ها، مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل و مقادیر اندازه‌گیری شده (واقعی)، مرحله مهمی قبل از به‌کارگیری مدل در انجام مطالعات شبیه‌سازی است (۴۲). به این منظور، از سنجه‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا^۷ (RMSE)، (RMSE) (% RMSE) (۴۳) (معادلات ۲ و ۳) و ضریب تبیین^۸ (R^2) برای اعتبارسنجی مدل‌های ارائه شده استفاده شد.

تحلیل آماری: آماره‌های توصیفی (میانگین، انحراف معیار، حداقل و حداکثر مقدار و ضریب تغییرات) برای هر یک از متغیرهای توصیف‌کننده سطح برگ محاسبه شد. همچنین محاسبه ضرایب همبستگی، برای شناسایی مهم‌ترین ساختارهای همبستگی بین متغیرهای برگ و تعیین این‌که کدام متغیرها در توصیف ویژگی‌های برگ مفیدتر هستند، صورت گرفت.

توسعه مدل: علاوه بر طول (L) و عرض (W) برگ متغیرهای دیگری نیز از روی این دو جزء ($L, L^2, \ln L, L/W, W \times L, \ln W, W^2, W$) ساخته شد. از این متغیرها قبلاً برای تعیین سطح برگ در پیاز و گونه‌های دیگر (۲۵، ۲۴، ۲۶، ۳۱، ۲۷) استفاده شده است. جهت توسعه مدل، ابتدا رگرسیون خطی زیرمجموعه^۱ (۳۲، ۳۳) برای به‌دست آوردن بهترین رابطه ممکن بین سطح (A) و عرض برگ (W)، بین سطح و طول برگ (L) و مدل‌های با حضور توأم طول و عرض برگ از طریق رگرسیون خطی بررسی شد. با این روش می‌توان پی برد که آیا تنها با یک متغیر (طول یا عرض برگ) می‌توان تقریب دقیقی از مساحت برگ‌ها به‌دست آورد یا این‌که برای تخمین سطح برگ به مدلی با هر دو متغیر نیاز است. در نهایت این مدل‌ها در معرض رگرسیون چندگانه^۲ به روش گام به گام پیش‌رونده^۳ و پس‌رونده^۴ قرار گرفتند (۳۴). معنی‌داری کلی مدل‌های توسعه‌یافته با استفاده از آزمون F و معنی‌داری ضرایب رگرسیون با استفاده از آزمون t بررسی شد (۳۲، ۳۳) و با توجه به مقادیر ضریب تبیین ساده و تصحیح شده (R^2, R^2_{adj}) تعدادی از مدل‌ها انتخاب و اعتبارسنجی گردید.

مقایسه مدل‌های انتخابی: انتخاب مناسب‌ترین مدل رگرسیون از بین انواع مدل‌های برآزش شده به داده‌ها موضوع مهمی است و روش‌های مختلفی برای این منظور ارائه شده است. البته در میان آن‌ها دو روش

- 5- Akaike's Information Criterion
- 6- Mallows's Cp
- 7- Root Mean Square Error
- 8- Coefficient of determination

- 1- Best subsets regression
- 2- Multiple regression
- 3- Forward stepwise regression
- 4- Backward stepwise regression

نتایج و بحث

نتایج آمار توصیفی نشان داد که تغییرات بین مقادیر اندازه گیری شده سطح برگ، زیاد (CV حدود ۲۸ درصد) بود؛ در حالی که ضریب تغییرات متغیرهای اصلی اندازه‌گیری شده (W, L) در زمان نمونه‌برداری بسیار شبیه به یکدیگر بود (CV هایی حدود ۱۷ درصد، جدول ۱). همان‌گونه که قبلاً نیز ذکر شد بالا بودن ضریب تغییرات سطح برگ‌های اندازه‌گیری شده به دلیل انتخاب دامنه وسیعی از برگ‌ها از کوچک تا بزرگ و در مراحل مختلف رشد و نمو می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$RMSE(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{n}} \cdot \frac{100}{O} \quad (3)$$

که در آن‌ها، O_i و S_i به ترتیب مشاهده i ام و مقدار پیش‌بینی شده آن، n تعداد مشاهدات و \bar{O} میانگین مشاهدات می‌باشد.

تجزیه و تحلیل‌های آماری با استفاده از نرم‌افزار Minitab ver. 20 و نهایتاً برازش توابع و رسم نمودارها با استفاده از نرم‌افزار Slidewrite و اکسل انجام شد.

جدول ۱- آمار توصیفی متغیرهای اندازه‌گیری شده برگ.

Table 1. Descriptive statistics of the measured leaf variables.

سطح برگ Area (cm ²)	عرض برگ W (cm)	طول برگ L (cm)	
20.4	0.64	29.8	میانگین Average
5.7	0.11	5.27	انحراف معیار Standard deviation
2.29	0.50	14	حداقل Minimum
28.05	0.70	38	حداکثر Maximum
27.9	17.8	17.7	ضریب تغییرات (درصد) CV%

متغیر برای توصیف تغییرات سطح برگ پیاز در نظر گرفت. به‌علاوه تغییرات طول و عرض برگ از یکدیگر مستقل بوده و همبستگی معنی‌داری بین این دو مشاهده نشد (جدول ۲).

ضرایب همبستگی پیرسون بین متغیرهای برگ نشان داد که بین تمام متغیرها روابط معنی‌داری برقرار نیست و فقط طول برگ رابطه قوی با سطح برگ دارد ($r=0/96$). بنابراین، این متغیر را می‌توان مناسب‌ترین

جدول ۲- جدول ضرایب همبستگی پیرسون بین متغیرهای اندازه‌گیری شده برگ.

Table 2. Pearson correlation coefficients between the leaf variables.

	Area	L	W
Area	1		
L	0.96**	1	
W	0.31 ^{ns}	0.18 ^{ns}	1

** معنی‌دار در سطح احتمال ۰/۰۱، ^{ns} بی‌معنی

سطح برگ (Area)، عرض برگ (W) و طول برگ (L)

** Significant at 0.01 probability level, ^{ns} non-significant
Leaf Area (Area), Leaf Length (L) and Leaf Width (W)

که عرض برگ و متغیرهای محاسبه شده حاصل از آن (LnW و W^2) به تنهایی و در ترکیب با یکدیگر قادر به پیش‌بینی مطلوب سطح برگ پیاز نیستند. در تمام زیرمجموعه‌های عرض برگ ضریب تبیین مدل‌ها کوچک و از ۰/۷۸ بالاتر نبود. به بیان دیگر این زیرمجموعه‌ها در بهترین حالت حدود ۷۸ درصد از تغییرات مساحت برگ را توصیف می‌کنند که قطعاً برای پیش‌بینی دقیق سطح برگ مطلوب نخواهد بود. به‌علاوه مقادیر Cp نیز در این زیرمجموعه‌ها بالا و بیش‌تر از دامنه قابل‌قبول برای انتخاب مدل مناسب بود (جدول ۳).

توسعه مدل: یکی از راه‌های بررسی مدل‌های رگرسیون، استفاده از ویژگی بهترین زیرمجموعه است (۳۲، ۳۳). در این روش به جای شناسایی یک مدل واحد براساس اهمیت آماری، ویژگی بهترین زیرمجموعه‌های مختلف توأم با برخی از آماره‌ها مانند ضریب تبیین (R^2)، ضریب تبیین تصحیح شده برای تعداد متغیرهای مستقل موجود در مدل (R^2_{adj})، انحراف معیار خطا (S) و ضریب Cp مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. نتایج رگرسیون زیرمجموعه برای پیش‌بینی مساحت بر اساس عرض برگ (جدول ۳) نشان داد

جدول ۳- رگرسیون بهترین زیرمجموعه برای تخمین سطح برگ پیاز با عرض برگ.

Table 3. Best subsets regression for estimation onion leaf area with leaf width.

No. Vars	R^2	R^2 (adj)	Mallows Cp	S	W^2	LnW	W
1	73.9	72.8	4.4	3.3821			X
1	59.6	58	18.8	4.2072	X		
1	55.2	53.4	23.3	4.4311		X	
2	77.9	76	2.3	3.178	X		X
2	74.6	72.4	5.7	3.4078		X	X
2	65.7	62.7	14.7	3.9629	X	X	
3	78.2	75.3	4	3.2263	X	X	X

W = عرض برگ، S = انحراف معیار خطا، R-Sq = ضریب تبیین، No. Vars = تعداد متغیرها در مدل

W= Leaf width, S= Standard deviation if residuals, R-Sq= coefficient of determination, Vars= Variables in the model

(S و نهائماً دو مدل از زیرمجموعه‌های طول برگ (یکی مدل پلی نومیال با L و L² و دیگری مدل کامل با هر سه متغیر) مدل‌های مناسبی برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز تنها با اندازه‌گیری طول برگ محسوب می‌شوند. این دو مدل رگرسیون دارای Cp مطلوب بوده، انحراف معیار خطای آن‌ها (S) حداقل است و قادرند بیش از ۹۷ درصد از تغییرات سطح برگ پیاز را توصیف کنند (جدول ۴).

در مقابل نتایج رگرسیون زیرمجموعه طول برگ و متغیرهای محاسبه شده حاصل از آن (جدول ۴) نشان داد که طول برگ در مقایسه با عرض آن، متغیر مناسب‌تری برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز است. تمام مدل‌های زیرمجموعه طول برگ (به جز مدل یک‌متغیره با Ln L) بیش از ۹۵ درصد تغییرات سطح برگ پیاز را توصیف کردند. البته ضریب Cp در تمام این زیرمجموعه‌ها در دامنه مطلوب قرار نداشت؛ بنابراین بر این اساس با توجه به شاخص‌های آماری (R², Cp)

جدول ۴- رگرسیون بهترین زیرمجموعه برای تخمین سطح برگ پیاز با طول برگ (L).

Table 4. Best subsets regression for estimation onion leaf area with leaf length (L).

No. Vars	R ²	R ² (adj)	Mallows Cp	S	L	Ln L	L ²
1	96.4	96.2	8.9	1.2648			X
1	95.4	95.3	16.6	1.4142	X		
1	79.2	78.3	154.2	3.0206		X	
2	97.3	97	3	1.1149	X		X
2	97	96.7	5.3	1.1702	X	X	
2	96.9	96.6	6.3	1.1916		X	X
3	97.4	97	4	1.1147	X	X	X

L = طول برگ، S = انحراف معیار خطا، R-Sq = ضریب تبیین، No. Vars = تعداد متغیرها در مدل

L= Leaf length, S= Standard deviation of residuals, R-Sq= coefficient of determination, Vars= Variables in the model

درصد پیش‌بینی نمود که دقت بسیار مطلوبی محسوب می‌شود. البته باید توجه داشت در استفاده عملی از مدل‌های رگرسیون برای پیش‌بینی غیرتخریبی سطح برگ، مناسب‌ترین مدل باید علاوه بر این که از دقت بالایی برخوردار است، دارای کم‌ترین تعداد متغیر باشد تا بتوان با سهولت و سرعت بیشتری از آن استفاده کرد. بنابراین در ادامه همه مدل‌های انتخاب شده که بر اساس شاخص‌های آماری از دقت کافی برخوردار بودند در معرض رگرسیون گام به گام قرار گرفتند تا با حذف متغیرهای بی‌تأثیر در قدرت پیش‌بینی، مدلی با حداقل تعداد متغیر و حداکثر دقت به دست آید.

در ادامه همه مدل‌های زیرمجموعه با هر دو متغیر طول و عرض برگ نیز مورد ارزیابی قرار گرفت، از آنجا که تعداد مدل‌های زیرمجموعه با دو متغیر و سایر متغیرهای حاصل از آن‌ها زیاد است در جدول ۵ تنها زیرمجموعه‌هایی که دارای ضریب تبیین بالاتری بودند نشان داده شده‌اند. تمامی این مدل‌ها بیش از ۹۷ درصد تغییرات سطح برگ پیاز را توصیف کرده، Cp آن‌ها مطلوب (کم‌تر یا مساوی تعداد متغیرهای موجود در مدل به علاوه ۱) بوده و انحراف معیار خطای (S) پایینی داشتند (جدول ۵). بر این اساس می‌توان نتیجه‌گیری کرد که سطح برگ پیاز را می‌توان با دو متغیر طول و عرض برگ با خطای کم‌تر از ۳

جدول ۵- رگرسیون بهترین زیرمجموعه برای تخمین سطح برگ پیاز با دو متغیر طول (L) و عرض برگ (W).

Table 5. Best subsets regression of onion leaf area with both leaf length (L) and width (W).

No. Vars	R-Sq	R-Sq (adj)	R-Sq (pred)	Mallows Cp	S	L	W	L×W	L/W	LnL	LnW	L ²
2	97.6	97.4	96.7	0.9	1.0506		X					X
2	97.6	97.4	96.8	1	1.0531			X				X
3	97.8	97.5	96.4	1.3	1.0298		X	X	X			
3	97.8	97.5	96.1	1.3	1.0308	X	X	X				
3	97.7	97.4	96.6	1.7	1.0408	X		X				X
4	97.9	97.5	96.2	2.5	1.0322	X	X	X		X		
4	97.8	97.4	96.1	2.8	1.0416		X	X	X	X		
4	97.8	97.4	96.3	2.8	1.0426	X		X		X		X
5	97.9	97.4	93.1	4.2	1.0502			X	X	X	X	X
5	97.9	97.4	87.3	4.3	1.0519		X	X	X	X	X	
5	97.9	97.4	94.5	4.3	1.0541	X	X	X		X		X
6	97.9	97.3	77	6.1	1.0739		X	X	X	X	X	X
6	97.9	97.3	72.4	6.1	1.0753	X	X	X	X	X	X	
6	97.9	97.3	90.1	6.2	1.076	X		X	X	X	X	X
7	97.9	97.1	58.5	8	1.1008	X	X	X	X	X	X	X

L = طول برگ، W = عرض برگ، S = انحراف معیار خطا، R-Sq = ضریب تبیین، No. Vars = تعداد متغیرها در مدل
L= Leaf length, W= Leaf width, S= Standard deviation of residuals, R-Sq= coefficient of determination, Vars= Variables in the model

مرحله پالایش^۱: در مرحله پالایش، هر یک از مدل‌های انتخاب شده از میان بهترین زیرمجموعه‌ها (جدول‌های ۴ و ۵) در معرض رگرسیون گام به گام قرار گرفتند تا به کمک این تکنیک، متغیرهای اضافی که تأثیر معنی‌داری در افزایش دقت پیش‌بینی مدل ندارند حذف شده و مدل‌هایی پالایش شده با حداقل تعداد متغیر مستقل به دست آید (۴۵، ۴۶).
با به‌کارگیری تکنیک فوق، ۴ مدل رگرسیون (مدل‌های ۱ تا ۴) انتخاب شدند:

نتایج معادلات رگرسیون چندمتغیره (جدول‌های ۳، ۴ و ۵) نشان داد قدرت پیش‌بینی سطح برگ با حضور توأم طول و عرض برگ در ترکیب با یکدیگر در مقایسه با مدل‌هایی که این متغیرها به صورت انفرادی حضور داشتند افزایش یافت. اسدی و همکاران (۲۰۱۸) نیز بیان نمودند که دقت پیش‌بینی شاخص سطح برگ گندم با ترکیب چند متغیر نسبت به رگرسیون خطی تک‌متغیره بهبود می‌یابد (۴۴).

$$\text{Area} = 0.707 + 0.021302 L^2 \quad \text{مدل (۱):}$$

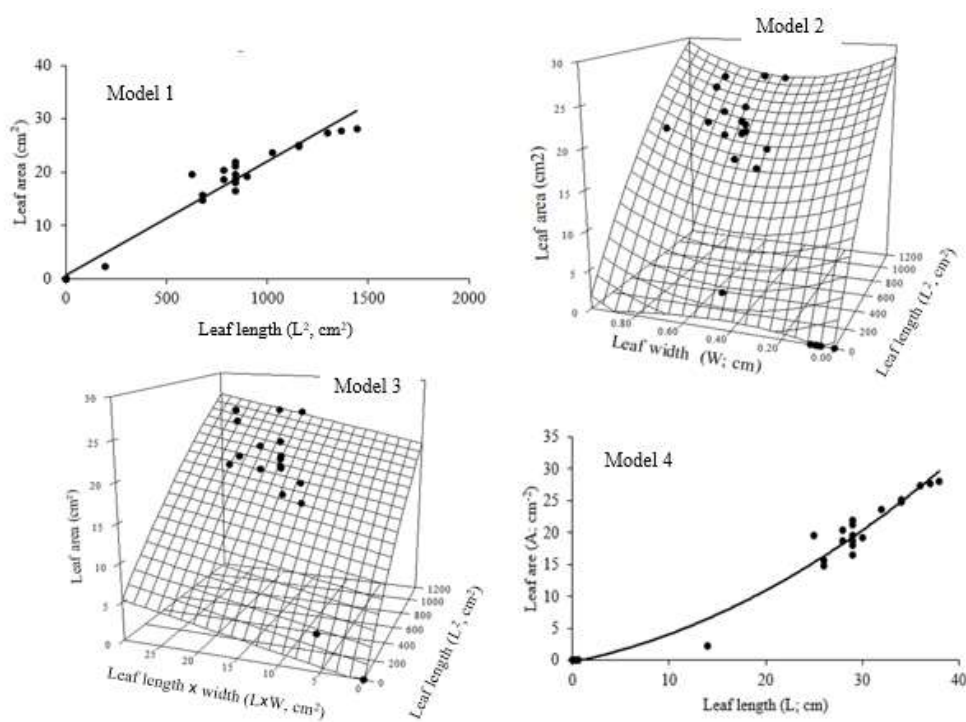
$$\text{Area} = -0.523 + 0.01798 L^2 + 7.07 W \quad \text{مدل (۲):}$$

$$\text{Area} = 0.121 + 0.01537 L^2 + 0.3225 L \times W \quad \text{مدل (۳):}$$

$$\text{Area} = -0.299 + 0.01260 L^2 + 0.310 L \quad \text{مدل (۴):}$$

از نظر ضریب تعیین ($R^2=0/99$) و بهترین مدل براساس یک اندازه‌گیری منفرد شامل W^2 بود (۲۸). رویه سطح برگ حاصل از مدل‌های دومتغیره (مدل‌های ۲ و ۳) نشان داد که سطح برگ با هر یک از متغیرهای مستقل ($L \times W$ ، L و W) خود رابطه مستقیمی دارد و در این بین رابطه سطح برگ با L^2 قوی‌تر از $W \times L$ و W است. از سوی دیگر رویه سطح برگ حاصل از مدل دومتغیره (مدل ۴) نشان داد سطح برگ به وسیله متغیرهای L و L^2 در مدل‌های پلی‌نومیال درجه ۲ نسبت به مدل درجه ۱ (مدل ۱) با دقت بالاتری قابل پیش‌بینی بوده (شکل ۱).

در شکل ۱ برازش این ۴ مدل به مقادیر اندازه‌گیری شده سطح برگ نشان داده شده است. بررسی کارایی مدل یک‌متغیره (مدل ۱) نشان داد که مربع طول برگ (L^2) ارتباط خطی با سطح برگ داشته و ضریب همبستگی آن بیش از ۰/۹۶ بود (جدول ۲ و شکل ۱). بنابراین با تغییرات جزئی در مربع طول برگ، سطح برگ نیز به همان میزان تغییر می‌کند. در دیگر گیاهان نیز مطالعاتی جهت تعیین یک روش غیرمخرب و سریع برای تخمین سطح برگ صورت گرفته است. استوپانی و همکاران (۲۰۰۳) در آزمایشی روی کلم بروکلی، نشان دادند عرض برگ در پهن‌ترین نقطه (W) بهترین پیش‌بینی‌کننده سطح برگ



شکل ۱- مدل‌های رگرسیون برازش شده به مقادیر اندازه‌گیری شده سطح برگ پیاز، مدل‌های ۱ و ۴ تنها بر اساس طول برگ و مدل‌های ۲ و ۳ با ترکیبی از طول و عرض، سطح برگ را پیش‌بینی می‌کنند. تجزیه واریانس و آزمون ضرایب این مدل‌ها به ترتیب در جدول‌های ۶ و ۷ ارائه شده است.

Fig. 1. Fitted regression models to the measured values of onion leaf area. Models 1 & 4 are only based on leaf length and prediction of models 2 & 3 are based on both leaf length and width. Analysis of variance and test of coefficients of these models are given in table 6 and 7, respectively.

نتایج تجزیه واریانس ۴ مدل فوق (جدول ۶) نشان داد که هر ۴ مدل و متغیرهای مستقل تعریف شده در آن‌ها از نظر آماری معنی‌دار بوده ($P < 0.01$) و به‌علاوه واریانس عدم برازش^۱ در هیچ‌کدام از این مدل‌ها معنی‌دار نشده است. بنابراین ۴ مدل انتخاب شده جهت پیش‌بینی سطح برگ پیاز از نظر آماری مطلوب می‌باشند.

جدول ۶- نتایج آنالیز واریانس رگرسیون مدل‌های انتخابی.

Table 6. The results of regression variance analysis of selected models.

تعداد متغیر مستقل No. Independent variables	شماره مدل No. Model	منابع Source	درجه آزادی DF	MS
1	مدل (۱) Model (1)	رگرسیون (Regression)	1	2476.56**
		L^2	1	2476.56**
		خطا (Error)	24	3.91
		Lack-of-Fit	15	4.69 ^{ns}
2	مدل (۲) Model (2)	رگرسیون (Regression)	2	1254.16**
		L^2	1	608.25**
		W	1	31.75**
		خطا (Error)	23	2.69
2	مدل (۳) Model (3)	Lack-of-Fit	19	2.6 ^{ns}
		رگرسیون (Regression)	2	1254.01**
		L^2	1	181.47**
		$L \times W$	1	31.45**
1	مدل (۴) Model (4)	خطا (Error)	23	2.71
		Lack-of-Fit	19	2.61 ^{ns}
		رگرسیون (Regression)	2	1250.25**
		L^2	1	47.4**
1	مدل (۴) Model (4)	L	1	23.93**
		خطا (Error)	23	3.03
		Lack-of-Fit	14	3.32 ^{ns}

** معنی‌دار در سطح احتمال ۰/۰۱، ^{ns} بی‌معنی

عرض برگ (W) و طول برگ (L)

** Significant at 0.01 probability level, ^{ns} non-significant
Leaf Length (L) and Leaf Width (W)

در جدول ۷ نتایج آزمون ضرایب ۴ مدل منتخب ارائه شده است. در تمامی مدل‌ها ضرایب رگرسیون معنی‌دار ($P < 0.01$) ولی ضریب ثابت (عرض از مبدا) غیرمعنی‌دار بود. مدل‌های ۱ و ۴ سطح برگ پیاز را تنها براساس طول برگ پیش‌بینی می‌کنند با این تفاوت که مدل ۴ دوجمله‌ای کامل است در حالی که مدل ۱ تنها بر پایه جمله درجه دوم طول برگ پیش‌بینی می‌کند. مدل‌های ۲ و ۳ ترکیبی هستند و پیش‌بینی را بر اساس ترکیب طول و عرض برگ پیاز انجام می‌دهند.

مدل (۱) مشابه مدل ارائه شده برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز توسط جیملی و همکاران (۱۹۹۱) با $R^2 = 0.92$ بود، البته آن‌ها طول کل برگ (L) را به‌عنوان متغیر مستقل در نظر گرفتند (۲۴). پژوهش‌گران دیگر مدلی با دو متغیر طول و لگاریتم طول برگ را برای برآورد سطح برگ پیاز توسعه دادند (۲۶). مانیول و اوور (۱۹۷۴) نیز همبستگی بالایی بین طول برگ‌های انگور و مساحت آن‌ها گزارش کرده‌اند (۴۷). نتایج پژوهش حاضر نشان داد که در مراحل حذف گام به گام متغیرها، فرم درجه ۲ طول برگ در مدل حفظ شده و حضور این جمله در مقایسه با فرم درجه ۱ طول برگ قدرت پیش‌بینی سطح برگ را افزایش می‌دهد.

مدل (۱) مشابه مدل ارائه شده برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز توسط جیملی و همکاران (۱۹۹۱) با

جدول ۷- نتایج آنالیز ضرایب رگرسیون در مدل‌های انتخابی پیش‌بینی سطح برگ پیاز.

Table 7. The results of regression coefficient analysis for the selected onion leaf area prediction models.

تعداد متغیر مستقل independent variables	شماره مدل Model number	متغیرهای مستقل Independent Variables or Term	ضریب Coefficient (±SE)	P-Value	VIF
1	مدل (۱) Model (1)	ضریب ثابت Constant	0.707(±0.71)	0.33 ^{ns}	
		L ²	0.021302(±0.001)	0.001 ^{**}	1
2	مدل (۲) Model (2)	ضریب ثابت Constant	-0.523(±0.69)	0.457 ^{ns}	
		L ²	0.01798(±0.0012)	0.001 ^{**}	2.9
		W	7.07(±2.06)	0.002 ^{**}	2.9
2	مدل (۳) Model (3)	ضریب ثابت Constant	0.121(±0.616)	0.846 ^{ns}	
		L ²	0.01537(±0.0018)	0.001 ^{**}	7.11
		L×W	0.3225(±0.095)	0.002 ^{**}	7.11
2	مدل (۴) Model (4)	ضریب ثابت Constant	-0.299(±0.721)	0.682 ^{ns}	
		L	0.0126(±0.0032)	0.001 ^{**}	18.27
		L ²	0.31(±0.11)	0.01 ^{**}	18.27

** معنی‌دار در سطح احتمال ۰/۰۱، ^{ns} بی‌معنی

** Significant at 0.01 probability level, ^{ns} non-significant

حدود ۷ درصد است در حالی‌که مدل‌های (۱) و (۴) دقت پایین‌تری دارند. شاخص آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) نیز یکی دیگر از شاخص‌هایی است که نشان‌دهنده دقت پیش‌بینی است و هم‌چون انحراف معیار عمل کرده و مقادیر پیش‌بینی شده را با میانگین مشاهدات مورد مقایسه قرار می‌دهد. اگر مقدار این شاخص در مقایسه با میانگین مشاهدات مقدار ناچیزی باشد نشان‌دهنده دقت بالای مدل است (۵۰). دامنه آماره RMSE برای سطح برگ شبیه‌سازی شده براساس مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه از ۱/۷۶ تا ۲/۱۳ بود. میزان RMSE برای سطح برگ شبیه‌سازی شده با استفاده از مدل‌های ۱ و ۴ به ترتیب ۲/۱۳ و ۱/۸۶ بود، که قابلیت پایین‌تر این معادلات را نشان می‌دهد (شکل ۵ (A و D)). این درحالی است که با استفاده از مدل‌های ۲ و ۳ میزان این آماره برای هر دو مدل ۱/۷۶ بود (شکل ۵ (B و C)). علی‌رغم همبستگی ضعیف ($r=0/89$) بین سطح برگ و عرض برگ پیاز (جدول ۲) براساس شکل ۵ می‌توان بیان نمود که با وارد کردن عرض برگ (W) به عنوان یک متغیر مستقل، مدل قادر به برآورد دقیق‌تر مقدار سطح برگ خواهد بود. یشتیلا و تایه (۲۰۱۶) نیز در بررسی مدل‌های پیش‌بینی غیرتخریبی برای تخمین سطح برگ برای محصولات گیاهی رایج در اتیوپی، بیان داشتند که بیش‌تر تغییرات در مقادیر سطح برگ با دخالت دادن هردو پارامتر طول برگ و عرض برگ توضیح داده می‌شود (۲). برخی از پژوهش‌گران براین باورند که سطح برگ بر اساس طول برگ به تنهایی، با استفاده از روابط لگاریتمی، قابل اعتمادتر از سطح برگ براساس طول و عرض است (۵۱). ویندت (۱۹۶۷) رابطه لگاریتمی را بر اساس طول به تنهایی برای تخمین سطح برگ گیاهان مختلف بررسی کرد. وی ضرایب همبستگی ۰/۹۹ برای کرچک، ۰/۹۴ برای سورگوم و ۰/۹۵ برای پنبه به دست آورد، و استفاده از

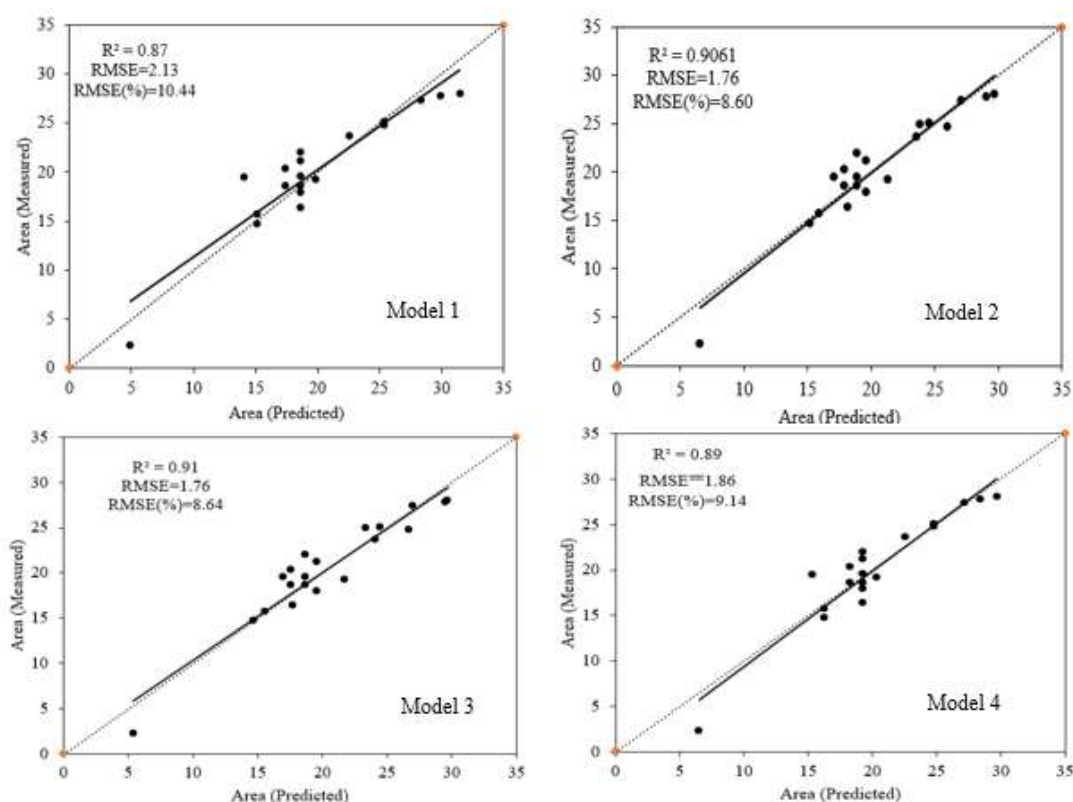
در جدول ۷ ضریب تورم واریانس (VIF) نیز برای هر یک از مدل‌ها نشان داده شده است. یادآوری می‌شود که VIF معیاری از شدت همبستگی خطی بین متغیرهای مستقل موجود در مدل‌های رگرسیون است (۴۸). بنابراین، برای مدل‌هایی با یک متغیر (مثل مدل ۱) مفهومی ندارد. در مدل‌های ۲ یا چندمتغیره حداکثر مقدار قابل قبول VIF معادل ۲ تا ۳ در نظر گرفته می‌شود، مقادیر بالاتر تا حدود ۵ نشانه همبستگی متوسط و مقادیر بالاتر از ۵ بیانگر چند هم‌خطی قابل توجه بین متغیرهای مستقل است (۴۸). براساس نتایج ارائه شده در جدول ۷ مقدار این شاخص برای مدل ۲ با دو متغیر طول و عرض برگ در دامنه مطلوب قرار دارد زیرا همان‌گونه که قبلاً ذکر شد (جدول ۲) همبستگی معنی‌داری بین طول و عرض برگ‌های پیاز مشاهده نشد. در حالی‌که مقدار VIF برای مدل‌های ۳ و ۴ بسیار بزرگ است. البته باید توجه داشت که همبستگی بین متغیرهای مستقل زمانی که متغیرها از روی یکدیگر ساخته شوند (مانند L و L^2 در مدل‌های پلی‌نومیال درجه ۲) امری بدیهی است و در چنین مواردی مقدار VIF با این‌که تأییدی بر همبستگی بین متغیرهاست ولی موجب غیرقابل قبول بودن مدل رگرسیون نخواهد شد (۴۹). بنابراین مدل‌های ۳ و ۴ نیز با وجود VIF بالا به لحاظ آماری قابل قبول هستند.

تعیین اعتبار مدل‌های رگرسیون: نتایج برازش شده با داده‌های مشاهده شده مورد مقایسه قرار گرفتند و اعتبار مدل‌های رگرسیون با استفاده از جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE(\%)$ و $RMSE$) و ضریب تبیین (R^2) ارزیابی شدند (۴۳). با توجه به مقدار R^2 بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده سطح برگ پیاز در چهار مدل انتخابی، می‌توان بیان نمود که مدل‌های (۲) و (۳) از دقت بالاتری در پیش‌بینی سطح برگ برخوردار هستند و خطای برآورد آن‌ها در

خوب، بین ۲۰ تا ۳۰ درصد متوسط و بیش‌تر از ۳۰ درصد ضعیف ارزیابی خواهد شد (۵۰). مقدار این شاخص آماری برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز در مدل‌های (۲) و (۳) در حدود ۲ درصد کم‌تر از مدل‌های (۱) و (۴) بود (شکل ۲) که تأییدکننده برتری مدل‌های ۲ و ۳ می‌باشد.

طول را به تنهایی به جای طول و عرض پیشنهاد کرد (۵۲).

فرم نرمال‌شده جذر میانگین مربعات خطا (RMSE/%) مانند ضریب تغییرات (CV) قابل تفسیر می‌باشد یعنی چنانچه مقادیر RMSE/ کم‌تر از ۱۰ درصد باشد پیش‌بینی عالی، بین ۱۰ تا ۲۰ درصد



شکل ۲- تعیین اعتبار مدل‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ (شکل ۱ و جدول ۷) بر اساس مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده سطح برگ توسط هر مدل. خط ۱:۱ به صورت نقطه‌چین و خط رگرسیون بین مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده به صورت پیوسته نشان داده شده است، در تمام مدل‌ها شیب خط رگرسیون بر اساس آزمون t -استیودنت تفاوت معنی‌داری با ۱ نداشت ($P > 0.01$).

Fig. 2. Validation of models 1, 2, 3 and 4 (described in Fig. 1 and Table 7) based on comparison between measured and predicted values of leaf area by each model. Dotted and continuous lines show 1:1 and regression line, respectively. Slope of regression line for all models was not significantly different from 1 ($P < 0.01$).

(R^2) و انحراف معیار خطای (S) پایینی دارند اما شاخص آماری Cp مالو آن‌ها تفاوت قابل‌توجهی دارد. مقایسه Cp مالو مدل‌های انتخابی به‌طورکلی نشان داد که مدل تک‌متغیره (L^2)، ضعیف‌ترین مدل برای پیش‌بینی سطح برگ است ($Cp=1/9$) و

مقایسه مدل‌های انتخابی: مقایسه آماره‌های R^2 ، انحراف معیار خطا (S) و ضریب Cp مالو در مدل‌های انتخابی برای پیش‌بینی سطح برگ در جدول ۸ ارائه شده است. هر چهار مدل انتخابی، بیش از ۹۶ درصد تغییرات سطح برگ پیاز را توصیف می‌کنند

این شرایط مدل ۲ با وجود C_p پایین، عرض از مبدأ منفی داشته که این امر منجر به ایجاد خطای پیش‌بینی سطح برگ (سطح برگ منفی) در مقادیر کم طول و عرض برگ می‌شود. بنابراین، بهترین مدل برای پیش‌بینی سطح برگ از بین چهار مدل انتخابی مدل شماره ۳ می‌باشد.

مدل‌های دو متغیره نتایج بهتری خواهد داشت و از طرفی با دخالت هر دو متغیر طول و عرض برگ در مدل، برآورد سطح برگ براساس ضریب مالو پایین (۱ و $C_p=0/9$) افزایش می‌یابد. بنابراین براساس این شاخص آماری، مدل ۲ و ۳ بهترین عملکرد و مدل ۱ و ۴ ضعیف‌ترین عملکرد را دارند (جدول ۸). ولی با

جدول ۸- مقایسه شاخص‌های آماری مربوط به ۴ مورد انتخاب شده از بین انواع مدل‌های مورد ارزیابی.

Table 8. Comparison of statistical measures of 4 selected models among all evaluated regression models.

شماره مدل Model number	پارامترهای مدل + ۱ K	انحراف معیار خطا S	C_p	R^2
(1)	2	1.26	8.9	0.964
(2)	3	1.05	0.9	0.976
(3)	3	1.05	1.0	0.976
(4)	3	1.11	3.0	0.973

طول و عرض بهترین نتیجه را داشت (۵۴). البته پیش‌بینی سطح برگ با یک متغیر نیز در برخی پژوهش‌ها گزارش شده است. در مطالعه‌ای برای پیش‌بینی سطح برگ کدو (*Cucurbita pepo* L.) مشخص شد که اگرچه مدل رگرسیون ترکیبی طول و عرض برگ دقت خوبی در پیش‌بینی داشت ولی وابسته به سن گیاه بود و در نهایت مدل با توان دوم عرض برگ (W^2) به عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی سطح برگ این گونه مستقل از سن گیاه انتخاب شد (۵۵). پیش‌بینی سطح برگ با یک متغیر (عرض برگ) در مورد آفتابگردان (۵۶) و گوجه‌فرنگی (۵۷) نیز از دقت بالایی برخوردار بوده است. در آزمایشی روی کلم بروکلی، استوپانی و همکاران (۲۰۰۳) نشان دادند عرض برگ در پهن‌ترین نقطه (W)، بهترین پیش‌بینی‌کننده سطح برگ و بهترین مدل براساس یک متغیر منفرد شامل W^2 بود (۲۸). اولفتی و همکاران (۲۰۰۹) تخمین سطح برگ کلم قرمز را بر اساس مدل‌های پیش‌بینی به‌دست آمده از اندازه‌گیری خطی

با وجودی که پیش‌بینی سطح برگ با یک متغیر وابسته از نظر عملی ساده‌تر به نظر می‌رسد ولی یافته‌های این پژوهش نشان داد که استفاده از دو متغیر مستقل طول و عرض برگ علاوه بر تضمین معیارهای آماری، دقت پیش‌بینی را نیز افزایش خواهد داد. ترکیب دو متغیر طول و عرض برگ در پیش‌بینی مساحت برگ سایر گونه‌ها نیز گزارش شده است. به عنوان مثال در پیش‌بینی سطح برگ واریته‌های مختلف گل سرخ (*Rosa hybrida*) گزارش شد که بهترین مدل رگرسیون، مدلی با حاصل ضرب دو متغیر طول و عرض برگ ($L \times W$) بود. این مدل در مقایسه با مدل‌های مبتنی بر تنها طول، تنها عرض و توان دوم آن‌ها قدرت پیش‌بینی بهتر و خطای کم‌تری داشت (۵۳). این پژوهش‌گران مجموعه‌ای از مدل‌های رگرسیون با تنها یک متغیر و ترکیب دو متغیر را بررسی کردند و نتیجه گرفتند که مدل ترکیبی کارایی بیش‌تری دارد. در مطالعه‌ای برای پیش‌بینی سطح برگ در چهار گونه از میوه‌های ریز (انواع توت) ترکیب

نتیجه‌گیری

مدل‌های ریاضی ابزار بسیار مفیدی برای پیش‌بینی سطح برگ برای بسیاری از گیاهان بدون استفاده از دستگاه‌های گران‌قیمت محسوب می‌شوند. در این مطالعه انواع مدل‌های رگرسیون با ترکیب دو متغیر طول و عرض برگ برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز از ابعاد مختلف مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که عرض برگ به تنهایی نمی‌تواند متغیر مناسبی برای پیش‌بینی سطح برگ پیاز با دقت قابل‌قبول باشد و طول برگ متغیر مناسب‌تری برای این منظور است. با این حال، چنین روابط آلمتری به مکان، گونه، رقم و در برخی موارد، به سال نیز وابسته است. در نتیجه ترکیبی از طول و عرض برگ قدرت پیش‌بینی سطح برگ پیاز را بهبود می‌بخشد و قابل‌تعمیم برای مکان، رقم و سال‌های مختلف نیز می‌باشد. مدل به‌دست آمده از مطالعه حاضر پژوهش‌گران را قادر می‌سازد تا سطح برگ پیاز را به‌طور غیرتخریبی در دامنه وسیعی از اندازه برگ با دقت قابل‌قبولی پیش‌بینی کنند.

طول و عرض برگ و ترکیب آن‌ها بررسی کرده و نشان دادند معادله خطی با عرض به عنوان متغیر مستقل، دقیق‌ترین تخمین سطح برگ را ارائه می‌کند (۵۸). به‌طور کلی به‌نظر می‌رسد که در مورد گونه‌هایی که برگ‌های پهن‌تری دارند عرض برگ متغیر بهتری برای پیش‌بینی سطح برگ است در حالی که برای گونه‌هایی با برگ‌های طویل و با پهنای کم (مثل پیاز) طول برگ و نیز ترکیب طول و عرض برگ قدرت مدل رگرسیون را بالاتر خواهد برد. در تأیید این موضوع در ارقام مختلف اسپند، توری و همکاران (۲۰۰۹) برای تعیین سطح برگ از مدل‌های رگرسیون با استفاده از طول و عرض به عنوان متغیرهای مستقل استفاده کردند (۵۹). عباسی‌کارین و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که رگرسیون با حضور توأم دو متغیر طول و عرض برگ بهترین مدل برای پیش‌بینی سطح برگ گونه‌های اپیلوبیوم است (۶۰). در مورد پیاز نیز گزارش شده که بهترین مدل برای پیش‌بینی غیرتخریبی سطح برگ مدلی با دو متغیر طول و پهنای برگ می‌باشد (۲۵).

منابع

- Breda, N. J. (2003). Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. *Journal of Experimental Botany*, 54 (392), 2403-2417.
- Yeshitila, M. & Taye, M. (2016). Non-destructive prediction models for estimation of leaf area for most commonly grown vegetable crops in Ethiopia. *International Journal of Applied Mathematics & Statistics*, 4(5), 202-216.
- Brenner, A. J., Cueto, R. M., Garcia, J., Gilabert, M. A., Incoll, L. D., Martinez, F. J., Porter, E., Pugnaire, F. I. & Younis, M. T. (1995). A comparison of direct and indirect methods for measuring leaf and surface areas of individual bushes. *Plant, Cell & Environment*, 18(11), 1332-1340.
- Levy, P. E. & Jarvis, P. G. (1999). Direct and indirect measurements of LAI in millet and fallow vegetation in HAPEX-Sahel. *Agricultural and Forest Meteorology*, 97(3), 199-212.
- Norman, J. M. & Campbell, G. S. (1989). Canopy structure. In: Pearcy, R. W., Ehleringer, J. R., Mooney, H. A., Rundel, P. W., eds. *Plant physiological ecology: field methods and instrumentation*. London: Chapman and Hall, 301-325.
- Welles, J. M. (1990). Some indirect methods of estimating canopy structure. *Remote Sensing*, 5(1), 31-43.
- Barclay, H. J., Trofymow, J. A. & Leach, R. I. (2000). Assessing bias from boles in calculating leaf area index in immature Douglas-fir with the Li-Cor canopy analyzer. *Agricultural and Forest Meteorology*, 100(2-3), 255-260.
- Chason, J., Baldocchi, D. & Hutson, M. (1991). A comparison of direct and

- indirect methods for estimating forest leaf area. *Agricultural and Forest Meteorology*, 57(1-3), 107-128.
9. Fassnacht, K. S., Gower, S. T., Norman, J. M. & McMurtric, R. E. (1994). A comparison of optical and direct methods for estimating foliage surface area index in forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 71(1-2), 183-207.
 10. Smith, F. W., Sampson, D. A. & Long, J. N. (1991). Comparison of leaf area index estimates from tree allometrics and measured light interception. *Forest Science*, 37(6), 1682-1688.
 11. Goodall, D. W. (1947). Diurnal changes in the area of cacao leaves. *Annals of Botany*, 11(44), 449-451.
 12. Winter, E. J., Salter, P. J., Stanhill, G. & Bleasdale, J. K. (1956). Some methods of measuring leaf area. The growth of leaves. Butterworths, London. pp 151-167.
 13. Daughtry, C. S. (1990). Direct measurements of canopy structure. *Remote Sensing*, 5(1), 45-60.
 14. Nyakwende, E., Paull, C. J. & Atherton, J. G. (1997). Non-destructive determination of leaf area in tomato plants using image processing. *Journal of Horticultural Sciences*, 72(2), 255-262.
 15. Frear, D. E. (1935). Photoelectric apparatus for measuring leaf areas. *Plant Physiology*, 10(3), 569.
 16. Ribeiro, J. E. D. S., Nóbrega, J. S., Coêlho, E. D. S., Dias, T. J. & Melo, M. F. (2022). Estimating leaf area of basil cultivars through linear dimensions of leaves. *Revista Ceres*, 69, 139-147.
 17. Suárez, J. C., Casanoves, F. & Di Rienzo, J. (2022). Non-destructive estimation of the leaf weight and leaf area in common bean. *Agronomy*, 12(3), 711.
 18. Ribeiro, J. E. S., Coêlho, E. S., Figueiredo, F. R. A., Pereira, W. E. & Albuquerque, M. B. (2019b). Leaf area estimation for *Psychotria carthagenensis* and *Psychotria hoffmannseggiana* as a function of linear leaf dimensions. *Acta Scientiarum, Biological Sciences*, 41,1-8.
 19. Ribeiro, J. E. S., Barbosa, A. J. S. & Albuquerque, M. B. (2018). Leaf Area Estimate of *Erythroxylum simonis* Plowman by Linear Dimensions. *Floresta e Ambiente*, 25,1-7.
 20. Ribeiro, J. E. S., Nóbrega, J. S., Figueiredo, F. R. A., Ferreira, J. T. A., Pereira, W. E., Bruno, R. L. A. & Albuquerque, M. B. (2020a). Estimativa da área foliar de *Mesosphaerum suaveolens* a partir de relações alométricas. *Rodriguésia*, 71,1-9.
 21. Ribeiro, J. E. S., Coêlho, E. S., Figueiredo, F. R. A. & Melo, M. F. (2020b). Non-destructive method for estimating leaf area of *Erythroxylum pauferrense* (*Erythroxylaceae*) from linear dimensions of leaf blades. *Acta Botanica Mexicana*, 127,1-12.
 22. Das, M., Deb, C. K., Pal, R. & Marwaha, S. (2022). A Machine Learning Approach for the Non-Destructive Estimation of Leaf Area in Medicinal Orchid *Dendrobium nobile* L. *Applied Sciences*, 12(9), 4770.
 23. Salazar, J. C. S., Muñoz, L. M. M., Bautista, E. H. D., Rienzo, J. A. D. & Casanoves, F. (2018). Non-destructive estimation of the leaf weight and leaf area in cacao (*Theobroma cacao* L.). *Scientia Horticulturae*, 229, 19-24.
 24. Gamiely, S., Randle, W. M., Mills, H. A. & Smittle, D. A. (1991). A rapid and nondestructive method for estimating leaf area of onions. *HortScience*, 26(2), 206-206.
 25. Córcoles, J. I., Domínguez, A., Moreno, M. A., Ortega, J. F. & De Juan, J. A. (2015). A non-destructive method for estimating onion leaf area. *Irish Journal of Agricultural and Food Research*, 54(1), 17-30.
 26. Hoffman, G. J. (1971). Estimating Leaf Area from Length Measurements for Hybrid Granex Onion. *Agronomy Journal*, 63(6), 948-949.
 27. Tei, F., Scaife, A. & Aikman, D. P. (1996). Growth of lettuce, onion, & red beet. 1. Growth analysis, light interception, and radiation use efficiency. *Annual. Botany*, 78(5), 633-643.

28. Stoppani, M. I., Martí, H. R., Francescangeli, N. & Wolf, R. (2003). A Nondestructive and Rapid Method for Estimating Leaf Area Broccoli. *Advances in Horticultural Science*, 17(3), 173-175.
29. Rivera, C. M., Roupael, Y., Cardarelli, M. & Colla, G. (2007). A simple and accurate equation for estimating individual leaf area of eggplant from linear measurements. *European Journal of Horticultural Science*, 72(5), 228.
30. USDA. (2006). "Keys to Soil Taxonomy, 10th ed". United States Department of Agriculture, Natural Resources Conservation Services, Washington D.C., USA. pp. 1-339.
31. Legorburo, A. (2005). Estimation of leaf area in *Vitis vinifera* L. Doctoral Thesis. Higher Technical School of Agricultural Engineers, University of Castilla La Mancha, Albacete, Spain.
32. Wang, Y. (2006). Deterioration & condition rating analysis of water mains (Doctoral dissertation, Concordia University).
33. Wang, Y., Zayed, T. & Moselhi, O. (2009). Prediction models for annual break rates of water mains. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 23(1), 47-54.
34. Goodnight, J. H. (1979). SAS users guide 1979 edition. SAS Institute, Cary, N.C. pp. 1-260.
35. Akaike, H. (1973). Information theory as an extension of the maximum likelihood principle. In: Petrov, B. N., Csaki, F. (eds.) Second international symposium on information theory. Budapest, *Akaemiai Kiado*, 267-281.
36. Burnham, K. P. & Anderson, D. R. (1998). Practical use of the information-theoretic approach. In *Model selection and inference* (pp. 75-117). Springer, New York, NY.
37. Burnham, K. P. & Anderson, D. R. (2002). *Model selection and multimodal inference*, 2nd edn. Springer: New York.
38. Garamszegi, L. Z. (2011). Information-theoretic approaches to statistical analysis in behavioural ecology: an introduction. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 65(1), 1-11.
39. Gilmour, S. G. (1996). The interpretation of Mallows's C_p -statistic. *Journal of the Royal Statistical Society, Series D*, 45(1), 49-56.
40. Mallows, C. L. 1973. Some comments on Cp. *Technometrics*, 15(4), 661-675.
41. Boisbunon, A., Canu, S., Fourdrinier, D., Strawderman, W. & Wells, M. T. (2013). AIC, Cp and estimators of loss for elliptically symmetric distributions. arXiv preprint arXiv:1308.2766.
42. Kobayashi, K. & Salam, M. U. (2000). Comparing simulated and measured values using mean squared deviation and its components. *Agronomy Journal*, 92, 345-352.
43. Jamieson, P. D., Porter, J. R., Goudriaan, J., Ritchie, J. V., Van Keulen, H. & Stol, W. (1998). A comparison of the models AFRCWHEAT2, CERES-Wheat, Sirius, SUCROS2 and SWHEAT with measurements from wheat grown under drought. *Field Crops Research*, 55(1-2), 23-44.
44. Asadi, S., Bannayan, M., Jahan, M. & Faridhosseini, A. (2018). Comparison of different spectral vegetation indices for the remote assessment of winter wheat leaf area index in Mashhad. *Journal of Agroecology*, 10(3), 913-934. [In Persian]
45. Chen, S., Billings, S. A. & Luo, W. (1989). Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification. *International Journal of Control*, 50(5), 1873-1896.
46. Noori, R., Hoshyaripour, G., Ashrafi, K. & Araabi, B. N. (2010). Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration. *Atmospheric Environment*, 44(4), 476-482.
47. Manivel, L. & Weaver, R. J. (1974). Biometrics correlations between leaf area and length measurements of 'Grenache' grape leaves. *HortScience*, 9(4), 27-28.
48. Dodge, Y. (2008). *The concise encyclopedia of statistics*. Springer Science and Business Media.
49. Everitt, B. S. & Skrondal, A. (2010). *The Cambridge dictionary of statistics*. pp. 1-480.

50. Nasiri Mahallati, M. (2008). Modeling. In the New Agriculture book. Collectors: Koocheki, A.R., Khajeh Hosseini, M. University Jihad (University of Mashhad), 712p. [In Persian]
51. Epstein, E. & Robinson, R. R. (1965). A Rapid Method for Determining Leaf Area of Potato Plants. *Agronomy Journal*, 57(5), 515-516.
52. Wendt, C. W. (1967). Use of a Relationship between Leaf Length and Leaf Area to Estimate the Leaf Area of Cotton (*Gossypium hirsutum* L.), Castors (*Ricinus communis* L.), and Sorghum (*Sorghum vulgare* L.). *Agronomy Journal*, 59(5), 484-486.
53. Roupshael, Y., Mouneimne, A. H., Ismail, A., Mendoza-De Gyves, E., Rivera, C. M. & Colla, G. (2010). Modeling individual leaf area of rose (*Rosa hybrida* L.) based on leaf length and width measurement. *Photosynthetica*, 48(1), 9-15.
54. Fallovo, C., Cristofori, V., de-Gyves, E. M., Rivera, C. M., Rea, R., Fanasca, S. & Roupshael, Y. (2008). Leaf area estimation model for small fruits from linear measurements. *HortScience*, 43(7), 2263-2267.
55. Roupshael, Y., Rivera, C. M., Cardarelli, M., Fanasca, S. & Colla, G. (2006). Leaf area estimation from linear measurements in zucchini plants of different ages. *The Journal of Horticultural Science and Biotechnology*, 81(2), 238-241.
56. Roupshael, Y., Colla, G., Fanasca, S. & Karam, F. (2007). Leaf area estimation of sunflower leaves from simple linear measurements. *Photosynthetica*, 45(2), 306-308.
57. Schwarz, D. & Kläring, H. P. (2001). Allometry to estimate leaf area of tomato. *Journal of Plant Nutrition*, 24(8), 1291-1309.
58. Olfati, J. A., Peyvast, G., Sanavi, M., Salehi, M., Mahdipour, M. & Nosrati-Rad, Z. (2009). Comparisons of leaf area estimation from linear measurements of red cabbage. *International Journal of Vegetable Science*, 15(2), 185-192.
59. Torri, S. I., Descalzi, C. & Frusso, E. (2009). Estimation of leaf area in pecan cultivars (*Carya illinoensis*). *Ciencia e Investigacion Agraria*, 36(1), 53-58.
60. Abbasi-Karin, S., Karimzadeh, G., Mohammadi-Bazargani, M. & Mokhtassi-Bidgoli, A. (2020). Non-destructive model to estimate leaf area in *Epilobium* species. *Journal of Plant Physiology and Breeding*, 10(2), 1-12.

