

Prediction and visualization of sugar content distribution in sugar beet using hyperspectral imaging

Mohsen Mahdiani¹, Mehdi Khojastehpour^{1*}, Mahmood Reza Golzarian²
(Received: 17 January. 2025 ; Accepted: 13 April. 2025)

How to cite this article:

Mahdiani M, Khojastehpour M, Golzarian MR. Prediction and Visualization of Sugar Content Distribution in Sugar Beet Using Hyperspectral Imaging. Journal of Sugar Beet. 2024; (40)2: 237-250. (In Persian with English abstract). DOI: <https://doi.org/10.22092/jsb.2025.368340.1381>

Extended Abstract

Introduction

Sugar beet (*Beta vulgaris*) is the second-largest source of sugar globally and plays a critical role in food security. The sucrose content (sugar content) of sugar beet is a key indicator that determines its economic value for growers, the quality of sugar production in factories, and the performance of cultivars in research. Traditionally, polarimetry has been used to measure sugar content; however, it is time-consuming, relies on hazardous chemicals like lead acetate, and requires skilled personnel. These limitations necessitate faster, cost-effective, and reliable alternatives. This study explores hyperspectral imaging to predict and visualize sugar content in sugar beet paste, addressing the research question: can hyperspectral imaging accurately estimate and map sugar content at the pixel level?. The hypothesis is that hyperspectral imaging, combined with advanced preprocessing and regression models, can provide a robust alternative to polarimetry.

Materials and Methods

A total of 150 sugar beet samples, each containing 40–50 roots, were randomly collected from consignments delivered to the Torbat-Heydarieh Sugar Company. The samples were washed, pulped using an industrial 8-blade pulper, and homogenized for approximately 3 minutes to produce 400–500 grams of uniform pulp per sample. Each pulp was then divided into two portions: one for polarimetric sugar content measurement at the Sugar Beet Seed Institute (Karaj, Iran), using a Betalyzer device at a wavelength of 589 nm (ICUMSA method), and the other for hyperspectral imaging at the

Automation and Computer Vision Laboratory, Ferdowsi University of Mashhad. A desktop hyperspectral imaging system (Parto Afzar Sanat, Zanjan, Iran) operating in the 400–950 nm range with a spectral resolution of 2 nm was used. The system featured a 200 mm scanning length, a spatial resolution of 0.05 mm, and four halogen light sources. Images were periodically calibrated using both white and dark reference panels. Two preprocessing methods-Standard Normal Variate (SNV) and Savitzky-Golay (SG) with a 5-point window and third-degree polynomial-were applied. Two wavelength selection techniques were evaluated: Competitive Adaptive Reweighted Sampling (CARS) and Successive Projections Algorithm (SPA). Three regression models were used: Multiple Linear Regression (MLR), Partial Least Squares (PLS), and Support Vector Regression (SVR). Outliers were removed using Monte Carlo Partial Least Squares (MCPLS) with 5000 iterations. Data analysis was performed using MATLAB (2022b) on an Acer Aspire system equipped with 20 GB RAM and an Intel Core i7 processor.

Results and Discussion

Among the 18 regression models developed, the PLS model with SNV preprocessing and SPA wavelength selection outperformed the others, achieving a coefficient of determination (R^2) of 0.89 and a root mean square error (RMSE) of 0.28 for calibration, and an R^2 of 0.91 and RMSE of 0.24 for validation. This model effectively identified key wavelengths associated with sucrose absorption in the 400–950 nm range, with regression coefficients indicating strong correlations (e.g., peaks at 620 nm and 750 nm, linked to chlorophyll

1. Biosystems Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

*Corresponding author: mkhpour@um.ac.ir

2. School of IT and Engineering, Murdoch University, WA 6150, Australia

and a water overtone, respectively). For the first time, this study visualized the spatial distribution of sugar content at the pixel level in sugar beet pulp, yielding an R^2 of 0.71 and RMSE of 2.89. The lower pixel-level accuracy compared with mean predictions may stem from localized sucrose variations, spectral noise, or model limitations, as the model was trained on average spectra. This finding aligns with previous studies, which reported superior PLS performance in sugar content prediction. The SNV preprocessing significantly reduced the effects of light scattering, enhancing model accuracy. The SPA algorithm efficiently selected optimal wavelengths, reducing model complexity. This visualization capability enables heterogeneity analysis, offering applications in quality control and process optimization in sugar factories. However, pixel-level accuracy requires further improvement through advanced algorithms and noise reduction techniques. Future studies should explore environmental factors (e.g., humidity, temperature) and integrate hyperspectral imaging with polarimetry to enhance precision..

Conclusion

Hyperspectral imaging, combined with SNV preprocessing, SPA wavelength selection, and PLS regression, provides a rapid and reliable approach for predicting sugar content in sugar beet pulp, achieving high accuracy ($R^2 = 0.91$, RMSE = 0.24). The novel visualization of sugar content distribution at the pixel

level offers valuable insights into sample heterogeneity, with promising applications in quality monitoring within the sugar industry. Further research is required to improve pixel-level accuracy and address susceptibility to environmental factors.

Keywords

Hyperspectral imaging, Spectral preprocessing, Sugar beet, Sugar content

References

- Ames R, Camp S, Cox R, Mathurin G. The Automated laboratory for sugar processing. *Journal of Sugar Beet Research*. 2021; 58: 5-39. Doi: <http://doi.org/10.5274/JSBR.58.1.5>
- Babaei B, Khanmohammadi M, Garmarudi AB, Abdollahin Noghabi M. Effect of peeling and point of spectral recording on sucrose determination in sugar beet root using near infrared spectroscopy. *Infrared Physics and Technology*. 2019; 103: 103065. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.103065>
- Wang Q, Che Y, Shao K, Zhu J, Wang R, Sui Y, Guo Y, Li B, Meng L, Ma Y. Estimation of sugar content in sugar beet root based on UAV multi-sensor data. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2022; 203: 107433. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107433>



SBSI



انجمن علوم زراعت و اصلاح نباتات ایران

پیش‌بینی و تصویرسازی توزیع عیار چغندر قند با استفاده از روش تصویربرداری فراطیفی[†]محسن مهدیانی^۱، مهدی خجسته‌پور^{۲*}، محمودرضا گلزاریان^۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۲۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱/۲۴

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.22092/jsb.2025.368340.1381

م. مهدیانی، م. خجسته‌پور و محمودرضا گلزاریان، ۱۴۰۳. پیش‌بینی و تصویرسازی توزیع عیار چغندر قند با استفاده از روش تصویربرداری فراطیفی. چغندر قند ۲۵۰ - ۲۳۷: (۲) ۴۰

چکیده

تعیین ساکارز چغندر قند (عیار)، به عنوان شاخص مهم، هم از نظر اقتصادی برای کشاورزان، هم از جهت کیفیت فرآیند تولید برای کارخانه‌های قند و هم برای مراکز تحقیقاتی در ارزیابی عملکرد بذره‌های مختلف چغندر قند از اهمیت بسزایی برخوردار است. پلاریمتری روشی متداول برای اندازه‌گیری عیار چغندر قند است که علاوه بر مصرف مواد شیمیایی و نیاز به نیروی متخصص، زمان‌بر نیز است. برای مقابله با این معایب، ضرورت جایگزینی این روش با روش‌های سریع‌تر و مقرون‌به‌صرفه و با قابلیت اطمینان بالا، اجتناب‌ناپذیر است، با این هدف از ۱۵۰ محموله چغندر قند تحویلی به شرکت قند تربت حیدریه نمونه‌برداری شد. هر نمونه شامل ۴۰ الی ۵۰ ریشه چغندر قند بود که به صورت تصادفی انتخاب، شستشو و خمیرگیری شدند. از هر نمونه حداقل ۵۰۰ گرم خمیر یکنواخت تهیه گردید. بخشی از خمیر به دست‌آمده عیارسنجی و بخشی دیگر مورد تصویربرداری فراطیفی در دامنه‌ی طول موجی ۴۰۰ تا ۹۵۰ نانومتری با وضوح ۲ نانومتری قرار گرفت. در این مطالعه از دو روش پیش‌پردازش طیفی، دو روش انتخاب طول موج مؤثر و سه روش رگرسیونی استفاده شد. از ۱۸ مدل رگرسیونی توسعه‌یافته، مدل حداقل مربعات جزئی با پیش‌پردازش نرمال متغیر استاندارد و الگوریتم طرح‌ریزی متوالی بهترین عملکرد را با ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطای کالبراسیون به ترتیب برابر با ۰/۸۹ و ۰/۲۸ و برای اعتبارسنجی، به ترتیب برابر با ۰/۹۱ و ۰/۲۴ ارائه داد. این مطالعه برای نخستین بار امکان تصویرسازی توزیع مکانی عیار قند را در سطح پیکسل خمیر چغندر قند با مقدار ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطای به ترتیب برابر ۰/۷۱ و ۲/۸۹ فراهم آورد. این توانایی نوآورانه، امکان شناسایی ناهمگنی عیار در سطح نمونه‌ها را فراهم می‌کند. واژه‌های کلیدی: پیش‌پردازش طیفی، تصویربرداری فراطیفی، عیار چغندر قند.

[†] این مقاله مستخرج از رساله دانشجویی دوره دکتری است.

۱. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.

۲. استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.

۳. گروه فناوری اطلاعات و مهندسی، دانشکده مرداک، استرالیا



مقدمه

تأمین پایدار غذای جمعیت روبه‌رشد جهان، نیازمند افزایش بهره‌وری و کیفیت محصولات کشاورزی است. چغندر قند (*Beta vulgaris*)، به‌عنوان دومین منبع بزرگ تأمین‌کننده شکر در جهان (Anonymous 2024)، نقش کلیدی در امنیت غذایی ایفا می‌کند. در این میان، عیار چغندر قند (میزان ساکارز موجود در ریشه)، شاخصی تعیین‌کننده در ارزش اقتصادی محصول برای کشاورزان و کیفیت فرایند تولید شکر در کارخانه‌های قند محسوب می‌شود (Roggo et al. 2004)؛ بنابراین، تعیین دقیق و کارآمد عیار قند، از اهمیت بسزایی در زنجیره تولید چغندر قند، از مراحل به‌نژادی و تولید بذر تا برداشت، فرآوری و کنترل کیفیت محصول نهایی برخوردار است.

روش مرسوم و متداول تعیین عیار چغندر قند در صنعت قند، پلاریمتری است چنان‌چه یک دستگاه خودکار به‌طور تصادفی از محموله‌های چغندر قند تحویلی به کارخانه نمونه‌برداری می‌کند. هر نمونه شامل ۴۰ الی ۵۰ ریشه است که تحت فرایندهای شستشو، خمیرگیری و یکنواخت‌سازی خمیر قرار می‌گیرند. وزن خمیر به‌دست‌آمده ۱/۵ الی ۲ درصد وزن هر نمونه را تشکیل می‌دهد. استخراج مواد جامد محلول خمیر به روش هضم سرد با اختلاط ۲۶ گرم خمیر با ۱۷۷ سی‌سی مخلوط شفاف‌کننده استات سرب قلیایی انجام می‌شود. محلول به‌دست‌آمده برای تعیین میزان ساکارز به روش پلاریمتری وارد دستگاه ساکاریمتر می‌شود (Babae et al. 2013; Fasahat et al. 2022). این روش، بر مبنای اندازه‌گیری میزان چرخش نور پلاریزه عبوری از محلول استخراج‌شده از چغندر قند، میزان ساکارز را با دقت قابل قبولی تعیین می‌کند (Ames et al. 2021). با این وجود، روش پلاریمتری با محدودیت‌های قابل توجهی همراه است. زمان‌بر بودن، مصرف مواد شیمیایی (از جمله مواد سمی مانند استات سرب)، وابستگی به نیروی انسانی متخصص و هزینه بالای تجهیزات و مواد مصرفی، از جمله چالش‌های اصلی این روش سنتی محسوب می‌شوند. این محدودیت‌ها، ضرورت توسعه و جایگزینی روش‌های سریع‌تر، مقرون‌به‌صرفه و با قابلیت اطمینان بالا را اجتناب‌ناپذیر می‌سازد.

در دهه‌های اخیر، تصویربرداری فراطیفی به‌عنوان یک فناوری نوین و قدرتمند در تجزیه مواد، به‌طور فزاینده‌ای مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. این فناوری، با ادغام قابلیت‌های تصویربرداری و طیف‌سنجی، امکان جمع‌آوری اطلاعات طیفی و مکانی را به‌طور هم‌زمان از نمونه فراهم می‌آورد و پتانسیل بالایی در ارزیابی سریع کیفیت محصولات کشاورزی و مواد غذایی ارائه می‌دهد (Jo et al. 2024). کاربردهای موفق تصویربرداری فراطیفی در صنایع غذایی و کشاورزی بسیار متنوع است و شامل شناسایی عیوب سطحی محصولات (Thien Pham et al. 2022)، ارزیابی ترکیبات داخلی میوه‌ها (Xuan et al. 2022)، تشخیص بیماری‌های گیاهی (Mahlein et al. 2012; Leucker et al. 2016; Barreto et al. 2020) و پایش وضعیت تغذیه‌ای گیاهان می‌شود.

در زمینه ارزیابی کیفیت چغندر قند نیز، پتانسیل تصویربرداری فراطیفی به‌تدریج مورد توجه قرار گرفته است. مطالعات اولیه، کارایی طیف‌سنجی قابل حمل را در محدوده مرئی-مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز برای تعیین عیار قند در چغندر قندهای سالم و برش‌خورده به اثبات رسانده‌اند (Pan et al. 2013; Pan et al. 2014; Pan et al. 2015a; Pan et al. 2015b; Pan et al. 2016). این مطالعات، به شناسایی طول موج‌های کلیدی در طیف مرئی-مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز مرتبط با عیار قند و توسعه مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر طیف‌سنجی قابل حمل منجر شدند. در ادامه، پژوهش‌ها به کاربرد تصویربرداری فراطیفی هوایی برای پایش گسترده مزارع چغندر قند و تخمین عیار قند در سطح مزرعه معطوف گردید. مطالعه ونگ و همکاران (Wang et al. 2022) به‌عنوان نمونه‌ای از این رویکرد، نشان داد که استفاده از تصاویر فراطیفی هوایی، همراه با شاخص‌های گیاهی جدید استخراج‌شده از داده‌های فراطیفی، می‌تواند دقت تخمین عیار را به میزان قابل توجهی بهبود بخشد و پتانسیل جایگزینی روش‌های طیفی مبتنی بر سنجنده‌های چندطیفی رایج را ارائه دهد. همچنین بابایی و همکاران (Babae et al. 2019) با بررسی نقاط مختلف

یکنواخت سازی شدند. طبق دستورالعمل عیارسنجی، وزن خمیر حاصل از هر نمونه بین ۴۰۰ تا ۵۰۰ گرم بود. هر نمونه خمیر به دو بخش تقسیم و شماره گذاری گردید. سپس در دمای منفی ۲۰ درجه سانتی گراد به منظور حفظ کیفیت فریز شدند. یک بخش برای انجام تصویربرداری به آزمایشگاه اتوماسیون و بینایی کامپیوتر (ACVL) در دانشگاه فردوسی مشهد ارسال شد و بخش دیگر جهت تعیین عیار به آزمایشگاه تکنولوژی قند مؤسسه تحقیقات اصلاح و تهیه بذر چغندر قند در کرج فرستاده شد.

روش معمول تعیین عیار به صورت پلاریمتری است (Pirzad et al. 2013) که در آن دستگاه بتالایزر درصد ساکارز را بر اساس طول موج ۵۸۹ نانومتر بر اساس روش مرسوم ICUMSA نشان می دهد (Kunz 2004). پس از گرفتن تصاویر و استخراج طیف های میانگین از مناطق خاص از نمونه خمیرها، با استفاده از روش های رایج پیش پردازش، انتخاب طول موج مؤثر و رگرسیون، مدل های رگرسیونی ایجاد و مدل برتر بر روی تصاویر گرفته شده اعمال شد تا تصویرسازی مشخصی از توزیع عیار نمایش داده شود.

دستگاه تصویربرداری و مشخصات آن

در این تحقیق، از یک دستگاه تصویربرداری فراطیفی به صورت پایش خطی رومیزی، ساخت شرکت پرتو افزار صنعت (زنجان، ایران) استفاده شد (شکل ۱). مشخصات کلیدی این دستگاه عبارتند از: طول پایش ۲۰۰ میلی متر، وضوح پایش ۰/۰۵ میلی متر، ارتفاع بازوی عمودی ۴۰۰ میلی متر و چهار منبع نور هالوژن که روشنایی یکنواختی را فراهم می کنند. محدوده طیفی تصویربرداری این دستگاه بین ۴۰۰ تا ۹۵۰ نانومتر با فاصله طیفی ۲ نانومتر بین تصاویر طیفی متوالی است.

به منظور اطمینان از دقت کالیبراسیون، دستگاه تصویربرداری به صورت دوره ای و هر ۱۰ نمونه یک بار با یک صفحه سفید بازتابنده استاندارد، کالیبره شد و با پوشاندن عدسی با درپوش، یک تصویر مرجع تاریک به دست آمد. این دستگاه علاوه بر ذخیره و نمایش میانگین طیف یک ناحیه انتخابی، قابلیت ذخیره سازی تصاویر طیف سنجی را نیز دارا است. تمرکز

چغندر قند، نشان دادند که در چهار نقطه مشخص (حدود یک سانتی متر بالا و زیر گردن) تفاوتی در تعیین عیار وجود ندارد و طول موج ۱۳۹۳ نانومتر را به عنوان بهترین طول موج شناسایی ساکارز گزارش کردند.

با وجود پیشرفت های قابل توجه در کاربرد تصویربرداری فراطیفی در ارزیابی کیفیت چغندر قند، بیشتر پژوهش های پیشین بر روی چغندر قند سالم یا برش خورده متمرکز بوده و کمتر به بررسی خمیر چغندر قند پرداخته اند. این در حالی است که روش های سنتی و رایج در کارخانه های قند، همچنان مبتنی بر فرآیند خمیرگیری و تجزیه خمیر چغندر قند است. در این راستا، مطالعات روخو و همکاران (Roggo et al. 2003; Roggo et al. 2004). به عنوان یک نقطه مرجع مهم، به بررسی ویژگی های کیفی خمیر چغندر قند با استفاده از طیف سنجی پرداخته و کارایی این روش را در تعیین پارامترهای کیفی خمیر به اثبات رسانده است بنابراین، مطالعه ای روش های مبتنی بر خمیر چغندر قند، با هدف انطباق بیشتر با فرآیندهای صنعتی موجود، می تواند راهکاری عملی تر و کارآمدتر برای بهبود فرآیند عیارسنجی در کارخانه های قند ارائه دهد.

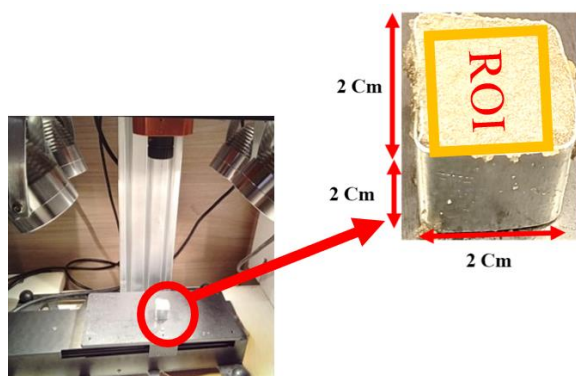
در این راستا، پژوهش حاضر با هدف توسعه و ارزیابی روشی مبتنی بر تصویربرداری فراطیفی از خمیر چغندر قند برای تعیین عیار انجام شده است. در این پژوهش، از فناوری های پیش پردازش داده و الگوریتم های انتخاب طول موج مؤثر برای بهبود کیفیت مدل سازی بهره گرفته شده و برای نخستین بار امکان تصویرسازی توزیع مکانی عیار در سطح پیکسل فراهم شده است.

مواد و روش ها

در این پژوهش از محموله های چغندر قند تحویلی به شرکت قند تربت حیدریه، ۱۵۰ نمونه تهیه شد. هر نمونه شامل ۴۰ الی ۵۰ ریشه بود که توسط دستگاه روپرو به صورت تصادفی انتخاب شد. نمونه ها پس از انتخاب شستشو شده و توسط دستگاه خمیرگیر صنعتی ۸ اره، خمیرگیری و توسط همزن آزمایشگاهی استاندارد، طبق دستورالعمل به مدت حدود ۳ دقیقه

همچنین، اعداد ۳۶ و ۱۱۴ نمایانگر وضوح فضایی تصاویر (به ترتیب تعداد پیکسل در راستای عرض و ارتفاع) هستند.

برای تجزیه و تحلیل داده‌ها، از نرم‌افزار MATLAB (VER 2022b, MathWorks Inc, US) بر روی یک سیستم ACER ASPIRE با ۲۰ گیگابایت حافظه رم و پردازنده مرکزی Intel Core i7 استفاده شد.



شکل ۱ دستگاه تصویربرداری فرا طیفی به همراه نمای بزرگ شده از قالب فلزی طراحی شده و انتخاب منطقه مورد نظر (ROI)

Fig. 1 Hyperspectral imaging setup showing an enlarged view of the designed metal mold and the selected region of interest (ROI)

روش بازتابی انجام می‌شود بنابراین خمیر به میزان کافی در قالب ریخته شد تا سطح آن را پر کند. چون بازتاب از روی سطح انجام می‌شود و نفوذ زیادی ندارد، تلاش شد تا خمیر به میزانی در قالب قرار گیرد که سطح صافی ایجاد کند. سپس با استفاده از چاقو، سعی شد تا سطح نمونه‌ها بدون اعمال فشار و تراکم، صاف شود تا هرگونه اختلاف ارتفاع احتمالی از بین برود زیرا روش بازتابی به شرایط سطح حساس است (Jong et al. 2024) (شکل ۱). بدون استفاده از این قالب، صاف کردن سطح نیاز به تلاش زیادی داشت و احتمال تغییر رنگ در طول این فرآیند بالا بود. در صورت بروز تغییر رنگ در نمونه در حین نمونه‌برداری، با توجه به مقدار زیاد خمیر تهیه‌شده، مقداری از خمیر از قسمت میانی نمونه برداشته می‌شد (بخشی که تغییر رنگ نداشت) و در قالب قرار می‌گرفت.

پس از آماده‌سازی، نمونه در زیر دستگاه تصویربرداری قرار گرفت و یک ناحیه مورد نظر (ROI) به ابعاد ۵۱x۵۱ پیکسل در مرکز هر سطح نمونه با استفاده از نرم‌افزار تصویربرداری

اصلی این مطالعه بر روی تجزیه و تحلیل تصاویر ذخیره‌شده بوده است.

تصاویر درون دستگاه به صورت یک مکعب فراطیفی با ابعاد ۱۱۴ × ۳۶ × ۵۱۶ شکل می‌گیرند. در این مکعب، عدد ۵۱۶ نشان‌دهنده وضوح طیفی تصویر است که معادل تعداد طیف‌های به دست آمده در بازه ۴۰۰ تا ۹۵۰ نانومتر است.

آماده‌سازی و تصویربرداری نمونه‌ها

پس از آماده‌سازی، هر یک از نمونه‌ها در ظروف پلاستیکی در بسته با قابلیت تحمل دمای پایین با حداقل تبادل هوا قرار داده شده و در فریزر با دمای منفی ۲۰ درجه سانتی‌گراد نگهداری شد. سپس، نمونه‌ها به سرعت و در کمتر از ۲۴ ساعت به آزمایشگاه منتقل شدند. به منظور استانداردسازی در تجزیه آزمایشگاهی، یک قالب مکعبی از جنس فولاد ضدزنگ با ابعاد داخلی (طول، عرض و ارتفاع) ۲ سانتی‌متر تهیه شد. دلیل انتخاب ابعاد کوچک قالب، دستیابی سریع به نمونه‌ای با ضخامت حداقل ۵ میلی‌متر و سطح صاف و یکنواخت برای تصویربرداری بازتابی بود. این قالب برای شکل‌دهی یکنواخت خمیر چغندر قند استفاده شد تا اطمینان حاصل شود که تمامی نمونه‌ها دارای ابعاد یکسانی هستند و شرایط یکسانی در طول نمونه‌برداری دارند.

نمونه‌ها به سرعت و با دقت درون قالب‌ها قرار گرفتند. از آنجایی که خمیر به صورت همگن تهیه شده بود، وزن خمیر داخل هر قالب متغیر بود. دلیل این تغییر این بود که تصویربرداری به

مربوطه تعیین شد. سپس، تصاویر طیفی در تمام باندهای طیفی از این ROI تعریف شده، برداشت گردید.

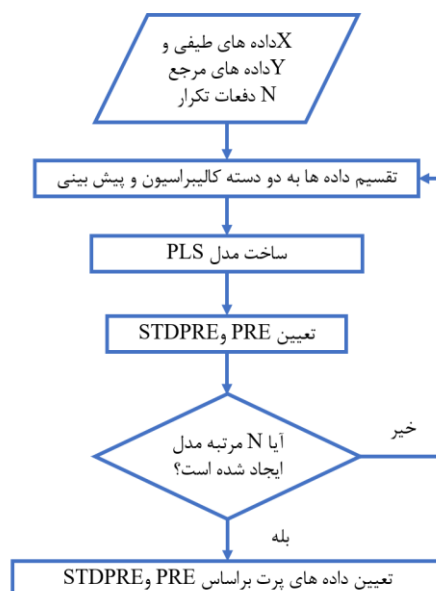
پیش پردازش تصاویر

در داده‌های طیف‌سنجی، وجود نویز (خطای) دستگاه در هر دو انتهای محدوده طیفی، حذف طیف‌های خاصی را در مرحله پیش‌پردازش ضروری می‌سازد (Xu et al. 2024). به‌منظور کاهش اثر نویز دستگاه در هر دو انتهای محدوده طیفی، طیف‌های مربوط به طول موج‌های ۴۹۷-۴۰۰ نانومتر و ۹۰۰-۸۵۳ نانومتر (تقریباً ۱۰۰ طیف از هر انتها) حذف شدند و ۳۲۱ طیف باقیمانده، در مراحل بعدی پردازش، مورد استفاده قرار گرفتند.

حذف داده‌های پرت با استفاده از روش حداقل مربعات جزئی مونت کارلو

به‌منظور مقابله با اثر داده‌های پرت بر مدل‌های پیش‌بینی که ممکن است ناشی از خطاهای ابزاری یا عملیاتی

باشند، در این مطالعه از روش حداقل مربعات جزئی مونت کارلو (MCPLS) با پارامترهای مندرج شده در مطالعه ژانگ و همکاران (Zhang et al. 2015) استفاده شد. این روش به این صورت است که در یک فرآیند تکراری، ۷۵ درصد از ۱۵۰ نمونه، به‌صورت تصادفی به‌عنوان داده‌های کالیبراسیون انتخاب و باقیمانده‌ی نمونه‌ها به‌عنوان داده‌های پیش‌بینی منظور شده، سپس مدل رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLS) ایجاد می‌شود. این تکرار ۵۰۰۰ مرتبه صورت پذیرفت تا اطمینان حاصل شد که هر نمونه چندین بار در مجموعه پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفته است. در نتیجه، هر نمونه مجموعه‌ای از خطاهای باقیمانده پیش‌بینی (PRE) را تولید کرد. در نهایت، برای هر نمونه در مجموعه پیش‌بینی، میانگین خطاهای باقیمانده پیش‌بینی‌شده (MPRE) و انحراف استاندارد خطاهای باقیمانده پیش‌بینی‌شده (STDPRE) محاسبه گردید (شکل ۲) (Guo et al. 2012). داده‌هایی که مقدار MPRE آن‌ها خارج از بازه ± 0.5 و مقدار STDPRE آن‌ها بیشتر از ۰/۲۶ بود، به‌عنوان داده پرت شناسایی و حذف شدند (Zhang et al. 2015).



شکل ۲ روندنمای تعیین داده‌ای پرت بر اساس روش MCPLS

Fig. 2 Flowchart for outlier detection using the MCPLS method

هموارسازی ۵ و درجه چندجمله‌ای ۳ استفاده گردید. علاوه بر این، تأثیر این روش‌های پیش‌پردازش بر عملکرد مدل پیش‌بینی ارزیابی و با معیارهای عملکرد به‌دست‌آمده در زمانی که فقط

پیش‌پردازش داده‌ها و انتخاب طول موج مؤثر

در مطالعه حاضر از دو روش پیش‌پردازش نرمال‌سازی متغیر استاندارد (SNV) و ساویتزگی-گولای (SG) با پنجره

داده‌های خام بدون هیچ‌گونه پیش‌پردازشی به مدل وارد می‌شود، مقایسه شد.

برای افزایش دقت مدل‌سازی و کاهش زمان محاسباتی، از دو الگوریتم نمونه‌گیری مجدد وزنی رقابتی (CARS) و الگوریتم طرح‌ریزی متوالی (SPA) استفاده شد. CARS از نمونه‌برداری مونت کارلو و ضرایب رگرسیون PLS برای حذف تدریجی طول موج‌های کم‌اهمیت استفاده می‌کند. از سوی دیگر، SPA روشی است که همبستگی را با تصویر کردن طول موج‌ها بر فضاها متعامد به حداقل می‌رساند و طول موج‌هایی با بیشترین تصویر را انتخاب می‌کند. این روش‌ها به‌طور معمول برای انتخاب طول موج در تجزیه و تحلیل طیفی استفاده می‌شود (Ji et al. 2020; Shao et al. 2020).

تشخیص (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) به‌عنوان معیار ارزیابی استفاده شد. R^2 نشان‌دهنده‌ی میزان تبیین واریانس داده‌ها توسط مدل رگرسیونی است و معیاری برای سنجش برازش مدل رگرسیونی با داده‌های کالیبراسیون و اعتبارسنجی به شمار می‌رود. RMSE نیز بیانگر میزان اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل و مقادیر واقعی اندازه‌گیری‌شده است. در ارزیابی عملکرد یک مدل رگرسیونی، مقادیر بالاتر R^2 (نزدیک به یک) نشان‌دهنده‌ی پایداری و برازش بهتر مدل با داده‌ها است، از سوی دیگر مقادیر پایین‌تر RMSE (نزدیک به صفر) بیانگر توانایی بالاتر مدل در پیش‌بینی دقیق و کاهش خطای پیش‌بینی است (Feng et al. 2023).

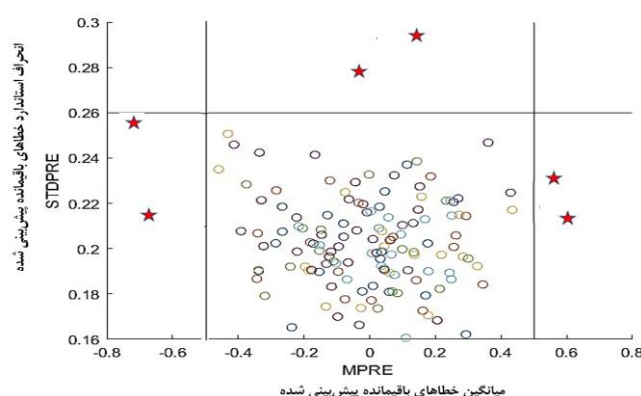
نتایج و بحث

الف) حذف داده پرت

در این مطالعه اجرای فرآیند شناسایی نقاط پرت با استفاده از الگوریتم MCPLS انجام شد که منجر به شناسایی شش نمونه به‌عنوان داده پرت شد (شکل ۳). این داده‌ها از مجموعه نمونه حذف و مجموعه داده نهایی شامل ۱۴۴ نمونه گردید.

ارزیابی مدل

پس از حذف داده‌های پرت، ۸۰ درصد از نمونه‌ها برای کالیبراسیون و ۲۰ درصد نمونه‌ها برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شدند. انتخاب نسبت ۸۰-۲۰ برای داده‌های کالیبراسیون و پیش‌بینی، یک نسبت رایج در مطالعات یادگیری ماشین برای اطمینان از آموزش کافی مدل و ارزیابی معتبر عملکرد پیش‌بینی آن در داده‌های جدید و دیده نشده است. سپس از ضریب



شکل ۳ شناسایی داده‌های پرت که نقاط ستاره ای داده‌های پرت شناسایی شده است

Fig. 3 Outlier detection: starred points indicate the identified outliers

روش رگرسیونی (رگرسیون خطی چندگانه MLR، PLS و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان SVR)، دو روش انتخاب طول موج (SPA و CARS) و سه حالت پیش‌پردازش داده (None،

ب) مقایسه و ارزیابی مدل‌های رگرسیونی

با انجام مراحل پیش‌پردازش داده‌ها و انتخاب طول موج‌های مؤثر، ۱۸ مدل رگرسیونی مختلف با ترکیب سه

SG, SNV) ایجاد شد. نتایج حاصل از این مدل‌ها در جدول ۱ ارائه شده است که در آن برتری مدل PLS در پیش‌بینی عیار چغندر قند مشخص است.

جدول ۱ نتایج ارزیابی مدل‌های رگرسیونی برای پیش‌بینی عیار چغندر قند

Table. 1 Evaluation results of regression models for predicting sugar content

مدل رگرسیونی Regression model	پیش‌پردازش Preprocessing	الگوریتم انتخاب طول موج Wavelength selection algorithm	کالیبراسیون Calibration		اعتبار سنجی Validation	
			ضریب تعیین R ² (%)	ریشه میانگین مربعات خطا RMSE	ضریب تعیین R ² (%)	ریشه میانگین مربعات خطا Root mean square error
MLR	None	SPA	0.66	0.64	0.79	0.65
	SNV	SPA	0.76	0.45	0.88	0.40
	SG	SPA	0.66	0.91	0.73	0.80
	None	CARS	0.49	0.94	0.76	0.73
	SNV	CARS	0.65	0.77	0.83	0.58
	SG	CARS	0.72	2.85	0.68	1.09
PLS	None	SPA	0.75	0.68	0.81	0.63
	SNV	SPA	0.89	0.28	0.91	0.24
	SG	SPA	0.78	0.65	0.84	0.50
	None	CARS	0.45	1.65	0.72	0.82
	SNV	CARS	0.73	0.33	0.86	0.40
	SG	CARS	0.56	1.60	0.64	1.15
SVR	None	SPA	0.45	0.33	0.84	0.46
	SNV	SPA	0.77	0.50	0.89	0.38
	SG	SPA	0.72	1.80	0.74	0.77
	None	CARS	0.52	1.02	0.69	0.85
	SNV	CARS	0.80	0.81	0.90	0.28
	SG	CARS	0.42	1.82	0.69	0.90

استفاده از پیش‌پردازش SNV در پژوهش حاضر، نقش کلیدی در بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی عیار قند ایفا نمود. مدل‌های آموزش‌دیده با داده‌های پیش‌پردازش‌شده با SNV، به‌طور قابل‌توجهی دقت بالاتری نسبت به مدل‌های آموزش‌دیده با داده‌های خام یا سایر روش‌های پیش‌پردازش (مانند SG) نشان دادند. این یافته، اهمیت پیش‌پردازش داده‌های طیفی را برای کاهش اثرات پراکندگی نور و افزایش دقت مدل‌سازی در ارزیابی محصولات کشاورزی تأیید می‌کند. ویزکارا و روسل (Viscarra 2008) نیز در مطالعات خود بر اهمیت پیش‌پردازش SNV در کاهش اثرات پراکندگی و بهبود دقت مدل‌های طیف‌سنجی در محصولات کشاورزی مختلف تأکید کرده‌اند.

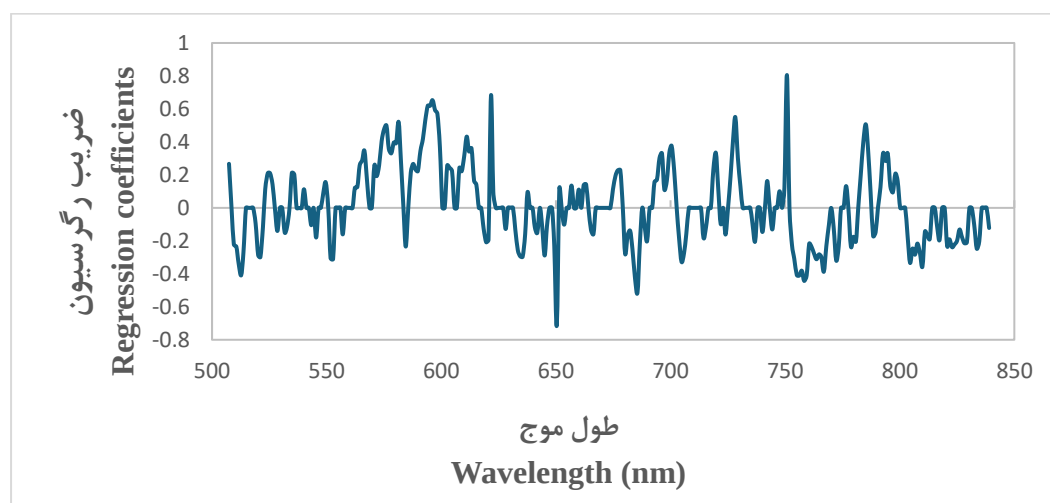
مدل PLS-SNV-SPA، با ضریب تعیین ۰/۹۱ و جذر میانگین مربعات خطا ۰/۲۴ در مرحله اعتبارسنجی، عملکردی به‌مراتب بهتر از مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه و ماشین بردار پشتیبان ارائه داد. این برتری مدل PLS در پیش‌بینی عیار قند چغندر قند با استفاده از داده‌های طیفی، با یافته‌های مطالعات پیشین همخوانی دارد. به‌عنوان مثال، در مطالعه ونگ و همکاران (Wang et al. 2022) نیز، مدل PLS به‌عنوان روش برتر در تخمین عیار قند چغندر قند معرفی شده است. مینائی و همکاران (Minaei et al. 2016)، در پژوهشی مشابه به این نتیجه رسیدند که مدل PLS عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) در تخمین عیار قند چغندر قند دارد.

PLS نشان‌دهنده‌ی تأثیر مهم طول‌موج‌های خاصی در محدوده ۴۰۰ تا ۹۵۰ نانومتر بود، به‌ویژه باندهایی که با ویژگی‌های جذب ساکارز مرتبط هستند. این ضرایب که نشان‌دهنده‌ی وزن هر طول‌موج در پیش‌بینی عیار هستند، همبستگی قوی ($R^2 = 0.91$) و $RMSE = 0.24$ در اعتبارسنجی. را تأیید کردند و دقت بالای مدل در شناسایی نشانه‌های طیفی ساکارز در خمیر چغندرقد را نشان دادند. برخی دره‌ها و قله‌های موجود در شکل ۴، مانند دره موجود در ۶۵۰ نانومتری و قله ۶۲۰ نانومتری متناسب با نتایج مطالعات قبلی در خصوص وجود کلروفیل (Pan *et al.* 2016; Tian *et al.* 2019; Governici *et al.* 2017) در خمیر و هم‌چنین قله ۷۵۰ نانومتری مربوط به اورتون سوم آب (Pan *et al.* 2016) هم‌راستا هستند.

الگوریتم SPA در پژوهش حاضر، نقش مؤثری در انتخاب طول‌موج‌های مؤثر و کاهش پیچیدگی مدل ایفا نمود. برخی پژوهشگران (Ji *et al.* 2020; Shao *et al.* 2020) نیز در مطالعات خود بر کارایی الگوریتم SPA در انتخاب طول‌موج‌های بهینه و کاهش ابعاد داده‌ها در مدل‌سازی طیفی تأکید کرده‌اند. در مقابل، الگوریتم نمونه‌گیری CARS در پژوهش حاضر، عملکردی مشابه یا کمی ضعیف‌تر از SPA داشت که نشان می‌دهد انتخاب الگوریتم مناسب انتخاب طول‌موج، بسته به نوع داده و هدف پژوهش، اهمیت دارد.

ج) مدل برتر و ارزیابی عملکرد آن

بر اساس ارزیابی مدل‌ها، PLS عملکرد برتری از خود نشان داد. این مدل از طول‌موج‌های انتخاب‌شده توسط الگوریتم SPA و پیش‌پردازش SNV بهره برد. ضرایب رگرسیونی مدل



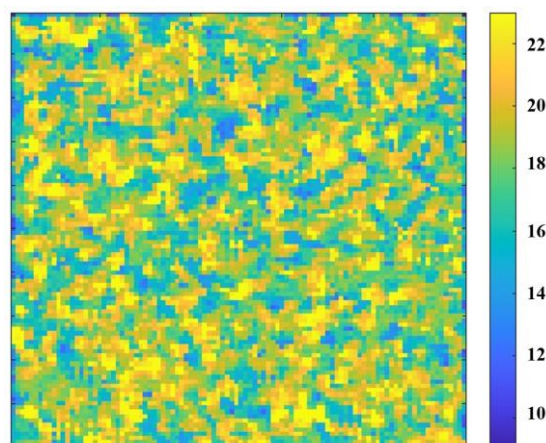
شکل ۴ تغییرات ضرایب رگرسیونی مدل PLS در طیف طول‌موج. قله‌ها و دره‌ها نشان‌دهنده‌ی اهمیت متغیرهای طیفی در پیش‌بینی عیار نمونه‌ها با استفاده از روش PLS هستند

Fig. 4 Variations in the PLS regression coefficients across the wavelength spectrum are shown. The peaks and valleys represent the significance of spectral variables in predicting sugar content using the PLS method

توزیع عیار (شکل ۵) تولید گردید. در این نقشه، رنگ هر پیکسل نشان‌دهنده‌ی مقدار عیار در محدوده ۱۰ تا ۲۲ درصد است. سپس، میانگین عیار پیکسل‌ها برای هر نمونه محاسبه و با مقادیر آزمایشگاهی مقایسه شد (شکل ۶).

د) تصویرسازی پراکندگی عیار در خمیر چغندرقد

مدل PLS برتر (PLS-SPA-SNV) بر طیف هر پیکسل اعمال شد. عیار پیش‌بینی‌شده برای هر نقطه محاسبه و نقشه حرارتی

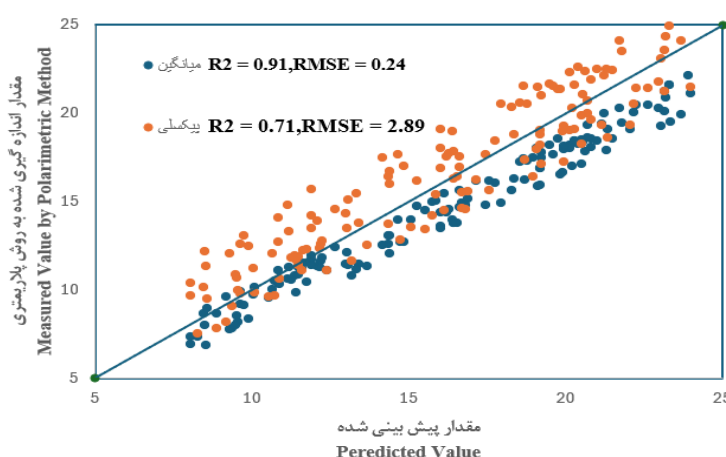


شکل ۵ نقشه پراکندگی عیار در سطح نمونه با اعمال مدل بهینه شده بر طیف هر پیکسل و نمایش تغییرات مکانی عیار، براساس داده‌های طیفی هر پیکسل

Fig. 5 Sugar content distribution map across the sample surface, generated by applying the best model to the spectrum of each pixel, highlighting spatial variations in sugar content based on spectral data at the pixel level.

مربوط باشد. باوجود این محدودیت‌ها، تصویرسازی توزیع عیار در سطح خمیر چغندر قند دستاوردی نوآورانه است که امکان بررسی ناهمگنی عیار و پایش دقیق‌تر کیفیت را فراهم می‌کند. این قابلیت می‌تواند در پایش کیفیت محموله‌ها در کارخانه‌های قند یا بهینه‌سازی فرآیندهای صنعتی مرتبط با چغندر قند کاربرد داشته باشد. با این حال، بهبود دقت پیش‌بینی در سطح پیکسل نیازمند توسعه الگوریتم‌های مدل‌سازی پیشرفته‌تر و بهینه‌سازی روش‌های کاهش نویز است.

نتایج حاکی از آن است که مدل بهینه PLS در پیش‌بینی میانگین عیار ($R^2=0.91$, $RMSE=0.24$) به مقادیر واقعی نزدیک‌تر و دقیق‌تر از پیش‌بینی پیکسلی ($R^2=0.71$, $RMSE=2.89$) است (شکل ۶). این اختلاف می‌تواند ناشی از تغییرات موضعی غلظت ساکارز در سطح خمیر، اثرات نویز طیفی در مقیاس پیکسل و یا محدودیت‌های مدل در تعمیم‌پذیری به داده‌های پیکسلی باشد زیرا مدل بر اساس میانگین طیف‌ها آموزش دیده است. دقت کمتر در سطح پیکسل ممکن است به حساسیت بالای داده‌های طیفی به شرایط سطح نمونه یا ناکافی بودن وضوح طیفی نیز



شکل ۶ نمودار مقایسه‌ای بین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده‌ی عیار، توسط دو روش میانگین طیفی و پیکسلی

Fig. 6 Comparison between the measured values and predicted value using spectral averaging and pixel-wise methods.

نتیجه گیری

در این پژوهش، پتانسیل تصویربرداری فرا طیفی برای پایش سریع عیار چغندر قند بررسی شد. ترکیب پیش پردازش نرمال سازی متغیر استاندارد، الگوریتم طرح ریزی متوالی و مدل رگرسیونی حداقل مربعات جزئی با ضریب تعیین ۰/۹۱ و ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۲۴، امکان تخمین اولیه عیار با دقت بالا را فراهم کرد. اگرچه این روش به دلیل مزایایی مانند سرعت بالا و تحلیل ناهمگنی مکانی عیار در سطح پیکسل می تواند به عنوان ابزاری کمکی در نمونه برداری محموله ها یا بهینه سازی مدیریت برداشت در مزارع استفاده شود اما با توجه به هزینه بالا برای تجهیزات و حساسیت به شرایط محیطی، نیازمند مطالعات بیشتر برای استاندارد سازی و کاهش خطاهای ناشی از عوامل محیطی (مانند رطوبت و دما) است. همچنین ادغام این روش با روش

پلاریمتری پیشنهاد می شود تا همزمان از سرعت فناوری فراطیفی و دقت روش های مرجع بهره برداری شود.

تعارض منافع

هیچ گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

سپاسگزاری

نویسندگان از همکاری شرکت قند تربت حیدریه و همچنین بخش تحقیقات چغندر قند مؤسسه تحقیقات اصلاح تهیه بذر چغندر در خراسان رضوی تشکر و قدردانی می کنند.

References

منابع مورد استفاده

- Ames R, Camp S, Cox R, Mathurin G. The Automated laboratory for sugar processing. *Journal of Sugar Beet Research*. 2021; 58: 5-39. Doi: <http://doi.org/10.5274/JSBR.58.1.5>
- Anonymous. FAO. OECD-FAO Agricultural Outlook 2024-2033, OECD Publishing, Paris/ FAO, Rome. 2024 Doi: <https://doi.org/10.1787/4c5d2cfb-en>
- Babae B, Abdollahian Noghabi M, Jahadakabr M R, Uosefabadi V. Introduction of appropriate method for determining of sugar content in sugar beet produced under drought, salinity and normal conditions. *Journal of Sugar Beet*. (In Persian with English abstract). 2013; 29 (1): 111-199. Doi: <https://doi.org/10.22092/jsb.2013.1298>
- Babae B, Khanmohammadi M, Garmarudi AB, Abdollahin Noghabi M. Effect of peeling and point of spectral recording on sucrose determination in sugar beet root using near infrared spectroscopy. *Infrared Physics and Technology*. 2019; 103: 103065. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.103065>
- Barreto A, Paulus S, Varrelmann M, Mahlein AK. Hyperspectral imaging of symptoms induced by *Rhizoctonia solani* in sugar beet: comparison of input data and different machine learning algorithms. *Journal of Plant Diseases and Protection*. 2020; 127: 441-451. Doi: <https://doi.org/10.1007/s41348-020-00344-8>
- Fasahat P, Rezaei J, Sharifi M, Azizi H, Fatuhi K, Mahdikhani P, Pedram A, Jalilian, A, Babaei B. Assessment of root and white sugar yield stability of sugar beet genotypes. *Seed and Plant Journal*. 2022; 38 (2): 223-237. Doi: <https://doi.org/10.22092/spj.2023.361320.1297>
- Feng S, Shang J, Tan T, Wen Q and Meng Q. Nondestructive quality assessment and maturity classification of loquats based on hyperspectral imaging. *Scientific Reports*. 2023; 13 (1): 13189. Doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-40553-3>
- Governici JL, Faria RM, dos Reis Tinini RC, Mederos BJT. Tomatoes maturation analysis with reflectance spectral images. *Journal of Agricultural Science and Technology B*. 2017; Doi: <http://dx.doi.org/10.17265/2161-6264/2017.06.007>
- Guo W-L, Du Y-P, Zhou Y-C, Yang S, Lu J-H, Zhao H-Y, Wang Y and Teng L-R. At-line monitoring of key parameters of nisin fermentation by near infrared spectroscopy, chemometric modeling and model

- improvement. World Journal of Microbiology and Biotechnology. 2012; 28: 993-1002. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11274-011-0897-x>
- Ji H, Wang W, Chong D, Zhang B. CARS algorithm-based detection of wheat moisture content before harvest. Symmetry. 2020; 12 (1): 115. Doi: <https://doi.org/10.3390/sym12010115>
- Jo K, Lee S, Jeong S-K-C, Lee D-H, Jeon H, Jung S. Hyperspectral imaging-based assessment of fresh meat quality: Progress and applications. Microchemical Journal. 2024; 197. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.microc.2023.109785>
- Jong LS, Post AL, Geldof F, Dashtbozorg B, Ruers TJM, Sterenborg H. Separating surface reflectance from volume reflectance in medical hyperspectral imaging. Diagnostics (Basel). 2024; 14 (16) Doi: <https://doi.org/10.3390/diagnostics14161812>
- Kunz M. Sugar analysis beet. The international commission for uniform methods of sugar analysis (ICUMSA). 2004. General Subject 6: 110-117
- Leucker M, Mahlein A-K, Steiner U, Oerke E-C. Improvement of lesion phenotyping in *Cercospora beticola*-sugar beet interaction by hyperspectral imaging. Phytopathology. 2016; 106 (2): 177-184. Doi: <https://doi.org/10.1094/PHYTO-04-15-0100-R>
- Mahlein A-K, Steiner U, Hillnhütter C, Dehne H-W, Oerke E-C. Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases. Plant Methods. 2012; 8: 1-13. Doi: <https://doi.org/10.1186/1746-4811-8-3>
- Minaei S, Bagherpour H, Abdollahian Noghabi M, horasani Fardvani M, Forughimanesh F. A comparative study concerning linear and nonlinear models to determine sugar content in sugar beet by near infrared spectroscopy (NIR). Journal of Food Biosciences and Technology. 2016; 6 (1): 13-22
- Pan L, Lu R, Tu K, Cen H. Detection of moisture, soluble solids, and sucrose content and mechanical properties of sugar beet by hyperspectral scattering imaging. Transactions of the ASABE. 2014; Paper number 141912563. Doi: <https://doi.org/10.13031/aim.20141912563>
- Pan L, Lu R, Zhu Q, McGrath J M, Tu K. Measurement of moisture, soluble solids, sucrose content and mechanical properties in sugar beet using portable visible and near-infrared spectroscopy. Postharvest Biology and Technology. 2015a; 102: 42-50. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2015.02.005>
- Pan L, Lu R, Zhu Q, Tu K, Cen H. Predict compositions and mechanical properties of sugar beet using hyperspectral scattering. Food and Bioprocess Technology. 2016; 9: 1177-1186. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11947-016-1710-5>
- Pan L, Zhu Q, Lu R, McGrath JM. Detection of sucrose content of sugar beet by visible/near infrared spectroscopy. ASABE Meeting Presentation; 2013 July 21- 24; Kansas City, Missouri, USA. 2013 p: 9. Doi: <https://doi.org/10.13031/aim.20131619051>
- Pan L, Zhu Q, Lu R, McGrath JM. Determination of sucrose content in sugar beet by portable visible and near-infrared spectroscopy. Food Chemistry. 2015b; 167: 264-271. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2014.06.117>
- Pirzad A, Mazlomi M, Zardashti MR. Effect of nano-iron foliar application on mineral elements and root α -aminose and its relation with yield in sugar beet (*Beta vulgaris* L.). Research in Field Crop Journal. 2013; 1 (1): 54-63
- Roggo Y, Duponchel L, Huvenne JP. Quality evaluation of sugar beet (*Beta vulgaris*) by near-infrared spectroscopy. Journal of agricultural and food chemistry. 2004; 52 (5): 1055-1061. Doi: <https://doi.org/10.1021/jf0347214>
- Roggo Y, Duponchel L, Huvenne JP. Comparison of supervised pattern recognition methods with McNemar's statistical test: Application to qualitative analysis of sugar beet by near-infrared spectroscopy. Analytica Chimica Acta. 2003; 477 (2): 187-200. Doi: [https://doi.org/10.1016/S0003-2670\(02\)01422-8](https://doi.org/10.1016/S0003-2670(02)01422-8)
- Shao Y, Liu Y, Xuan G, Wang Y, Gao Z, Hu Z, Han X, Gao C and Wang K. Application of hyperspectral imaging for spatial prediction of soluble solid content in sweet potato. RSC advances. 2020; 10 (55): 33148-33154. Doi: <https://doi.org/10.1039/C9RA10630H>

- Thien Pham Q, Liou NS. The development of on-line surface defect detection system for jujubes based on hyperspectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2022; 194: 106743. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106743>
- Tian X, Li J, Wang Q, Fan S, Huang W and Zhao C. A multi-region combined model for non-destructive prediction of soluble solids content in apple, based on brightness grade segmentation of hyperspectral imaging. *Biosystems Engineering*. 2019; 183: 110-120. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2019.04.012>
- Viscarra Rossel RA. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 2008; 90(1): 72-83. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2007.06.006>
- Wang Q, Che Y, Shao K, Zhu J, Wang R, Sui Y, Guo Y, Li B, Meng L, Ma Y. Estimation of sugar content in sugar beet root based on UAV multi-sensor data. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2022; 203: 107433. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107433>
- Xu S, Guo Y, Liang X, Lu H. Intelligent rapid detection techniques for low-content components in fruits and vegetables: a comprehensive review. *Foods*. 2024; 13(7): 1116. Doi: <https://doi.org/10.3390/foods13071116>
- Xuan G, Gao C, Shao Y. Spectral and image analysis of hyperspectral data for internal and external quality assessment of peach fruit. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*. 2022; 272: 121016. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.saa.2022.121016>
- Zhang C, Liu F, Kong W, He Y. Application of visible and near-infrared hyperspectral imaging to determine soluble protein content in oilseed rape leaves. *Sensors*. 2015; 15(7): 16576-16588. Doi: <https://doi.org/10.3390/s150716576>