Evaluation of a Laboratory-Scale Anaerobic Digestion System with ANFIS-Based Adaptive Control and Hybrid Biogas Production Modelling

A. Jalali [1*], Sh. Abdollahpour[1]

1- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran
(*- Corresponding Author Email: a.jalali@tabrizu.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2026.100403.1517

Introduction

Anaerobic digestion (AD) is a well-established biochemical process for organic waste valorisation and renewable energy generation. However, the inherent complexity, nonlinearity, and time-varying dynamics of AD pose significant challenges for process stability and optimisation. Conventional control strategies (ON/OFF, PID) often fail due to limited adaptability to complex microbial interactions and varying substrate characteristics. In Iran, despite abundant biomass resources, biogas technology remains underdeveloped due to low fossil fuel costs, insufficient technical expertise, and limited public awareness. This study aimed to design, construct, and evaluate a laboratory-scale AD system with an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)-based intelligent controller. The core innovation lies in integrating fuzzy logic reasoning with neural network learning in real time and self-adaptive regulation of process variables. Additionally, a novel hybrid ANFIS-Gompertz model was developed as a proof-of-concept for dynamic kinetic parameter estimation, and the feasibility of using a low-cost optical sensor for early warning monitoring, along with theoretical scale-up analysis, was investigated.

Materials and Methods

Substrate and Reactor: Fresh cattle manure (1:1 with water) was characterised for moisture (90.54%), TS (9.46%), VS (78.21%), COD (910 mg L^{-1} O_2), and C/N ratio (21:1). A 2 L borosilicate glass reactor (H/D = 1) with variable-speed agitation (50–150 rpm) and a hot water jacket heating system was fabricated.

ANFIS Control System: The ANFIS controller had three inputs (temperature, pH, and pressure) and three outputs (agitation speed, heating power, and gas release), with two Gaussian membership functions per input (8 fuzzy rules) to prevent overfitting. It was implemented on an ESP32 microcontroller with sensors (LM35, MPX5700DP, E201C9, MQ4, and TCS34725) for turbidity monitoring.

Experimental Design: Response Surface Methodology (RSM) with a Box-Behnken design (17 runs) optimised temperature (30–40°C), agitation speed (50–150 rpm), and HRT (15–35 days). Kinetic models (modified Gompertz, logistic, and first-order) and a hybrid ANFIS-Gompertz model were developed. Model evaluation used R^2, RMSE, AIC, and BIC, with 5-fold cross-validation and three independent reproducibility runs. Theoretical scale-up to 330 L and 1,000 L was analysed based on hydrodynamic similarities.

Results and Discussion

ANFIS Control Performance: The ANFIS controller achieved 98.5% prediction accuracy, steady-state temperature error of 0.12 ± 0.03°C, settling time of 4.2 ± 0.5 min, and an overshoot of 2.1 ± 0.3%. Energy consumption was reduced by 28.9% compared to PID control (768 ± 25 W vs. 1,080 ± 38 W). pH error was maintained at ±0.02.

Biogas Production: Total biogas production over 30 days was 33.6 L (19% increase over simple control), with a maximum methane content of 62.5%. Average daily production was 1.12 ± 0.25 L day^{-1} (CV = 1.19% across replicates). Volatile fatty acids (VFAs) peaked at 1,800 mg L^{-1} (days 10–15), with the VFAs/alkalinity ratio reaching 1.8, indicating transient acidification followed by recovery. Ammonia remained below the inhibitory threshold (1,050 mg L^{-1} < 3,000 mg L^{-1}).

Kinetic Modelling: The hybrid ANFIS-Gompertz model provided the best fit (R^2 = 0.960, RMSE = 0.85, AIC = 35.2, and BIC = 39.2), outperforming modified Gompertz (R^2 = 0.994, RMSE = 0.95), logistic (R^2 = 0.986, RMSE = 1.40), and first-order (R^2 = 0.950, RMSE = 2.55) models. Estimated B_m = 33.6 L, R_m = 0.132 L day^{-1}, λ = 4 days. Five-fold cross-validation confirmed good generalisability (mean R^2 = 0.955 ± 0.006, RMSE = 0.92 ± 0.06). However, due to limited training data, this model is presented as a proof-of-concept requiring further validation with larger datasets for industrial applications.

RSM Optimisation: Optimal conditions were 36.6°C, 110 rpm, and 24 days HRT, achieving 33.6 ± 0.3 L (error < 0.6% vs. predicted 33.8 L). ANOVA confirmed model significance ($F = 38.5$, $p < 0.001$, $R^2 = 0.972$). Reproducibility was excellent (CV = 1.19% for biogas, 1.44% for hybrid model RMSE).

Scale-Up Analysis: Theoretical scale-up to 330 L (pilot) and 1,000 L (industrial) while maintaining a constant Reynolds number (0.27×10^4) was analysed. Recommended pilot parameters: agitation speed 100 rpm, heating power 1,200 W, and insulation thickness 5 cm. Daily biogas production projections: 185 L day^{-1} (pilot) and 560 L day^{-1} (industrial). Experimental validation at pilot scale and CFD simulations are required for confirmation.

Conclusion

An automated laboratory-scale AD system with ANFIS-based control was successfully developed and evaluated. The key achievements include: (1) ANFIS control with 28.9% energy savings and superior stability compared to PID; (2) RSM-optimised conditions (36.6°C, 110 rpm, and 24 days) achieving 33.6 L biogas with 62.5% methane; (3) a proof-of-concept hybrid ANFIS-Gompertz model ($R^2 = 0.960$, RMSE = 0.85) demonstrating the potential of integrating intelligent systems with kinetic modelling; (4) a low-cost optical sensor (TCS34725) as an effective early warning system for process instability; and (5) theoretical feasibility of scale-up to 330 L based on hydrodynamic similarity.

Acknowledgement

This research was financially supported by the University of Tabriz. The authors sincerely thank the Department of Biosystems Engineering and the Vice-Presidency for Research and Technology for their support.

Keywords: ANFIS Control, Biogas, Energy, Kinetic Modelling

ارزیابی سامانه‌ی هضم بی‌هوازی آزمایشگاهی با کنترل‌کننده‌ی تطبیقی فازی–عصبی (ANFIS) و مدل‌سازی هیبریدی تولید بیوگاز

آرمان جلالی[1*]، شمس‌اله عبداله‌پور[1]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۵/۲۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۷/۰۸

چکیده

این تحقیق به طراحی و ارزیابی یک سامانه‌ی آزمایشگاهی تمام‌اتوماتیک برای هضم بی‌هوازی می‌پردازد که در آن کنترل تطبیقی ANFIS، پایش برخط کم‌هزینه، مدل‌سازی هیبریدی سینتیکی و بهینه‌سازی چندمتغیره، به‌صورت یکپارچه پیاده‌سازی شده‌اند. نوآوری اصلی در یکپارچه‌سازی این مؤلفه‌ها در قالب یک سامانه‌ی کامل و ارزیابی عملکرد آن در شرایط آزمایشگاهی است. آزمایش‌ها با راکتور ۲ لیتری و کود گاوی تازه (نسبت ۱:۱ با آب) در دمای ۳۵ درجه سانتی‌گراد به مدت ۳۰ روز انجام شد. کنترل‌کننده ANFIS با ۳ ورودی و ۳ خروجی می‌باشد. نتایج نشان داد این سیستم با خطای دمایی۰/۰۳ ± ۰/۱۲ درجه و کاهش ۹/۲۸ درصدی مصرف انرژی نسبت به PID، عملکرد پایدارتری دارد. مدل ترکیبی ANFIS–گومپرتز با ساختار کاهش یافته به‌عنوان مطالعه اثبات مفهوم، پتانسیل بالایی در تخمین پارامترهای سینتیکی نشان داد. بیشینه درصد متان ۶۲/۵ ٪ و میانگین تولید روزانه ۰/۱۲۵ ± ۱/۱۲ لیتر در سه تکرار ثبت شد. بهینه‌سازی با RSM شرایط بهینه را دمای ۳۶/۶ درجه، سرعت همزن ۱۱۰ دور در دقیقه و زمان ماند ۲۴ روز تعیین کرد که در آن شرایط کل بیوگاز ۰/۳ ± ۳۳/۶ لیتر بود. سنسور نوری TCS34725 با ضریب تعیین ۰/۸۰ را نشان داد، اما در محیط واقعی هاضم این مقدار به ۰/۶۵ کاهش یافت. بنابراین، این سنسور به‌دلیل دقت ناکافی (R^2<0.70) برای پایش کمی فرایندهای بیوشیمیایی حساس توصیه نمی‌شود و صرفاً به‌عنوان یک ابزار کیفی برای تشخیص تغییرات شدید کدورت (نه جایگزین کروماتوگرافی گازی) قابل استفاده است. تحلیل تئوری مقیاس پذیری تا حجم ۳۳۰ لیتر بررسی گردید.

واژه‌های کلیدی: انرژی، بیوگاز، کنترل فازی–عصبی، مدل‌سازی سینتیکی

مقدمه

تولید انرژی از منابع تجدیدپذیر به‌عنوان یکی از راهکارهای اساسی برای کاهش وابستگی به سوخت‌های فسیلی و کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای مطرح است (Mohammadzadehchali *et al.*, 2026; Sánchez-Aguirre, Espinosa-Solares, Toledo, & Ramírez-Arpide, 2026). در این میان، هضم بی‌هوازی (Anaerobic Digestion) پسماندهای آلی به‌دلیل تولید بیوگاز به‌عنوان یک سوخت پاک و همچنین مدیریت پایدار پسماند، توجه بسیاری از محققان و صنعتگران را به خود جلب کرده است (Angelidaki *et al.*, 2018; Mata-Alvarez, Macé, & Llabrés, 2000). هضم همزمان پسماندهای مختلف آلی نیز به‌عنوان راهکاری مؤثر برای افزایش بازده بیوگاز مطرح شده است؛ به‌طوری‌که اسرات و پوروشوتام کوله (Asrat & Purushottam Kolhe, 2025) در پژوهشی، هضم همزمان لجن تصفیه‌خانه فاضلاب و ضایعات نان را به‌منظور افزایش بازده بیوگاز بررسی کردند. آن‌ها با تنظیم نسبت‌های مختلف اختلاط این دو سوبسترا و پایش پارامترهایی مانند pH، اسیدهای چرب فرار و نرخ تولید متان نشان دادند که هضم همزمان، بازده بیوگاز را به‌طور قابل‌توجهی در مقایسه با هضم تک‌سوبسترا افزایش می‌دهد. بهبود حاصل‌شده عمدتاً به متعادل‌شدن نسبت C/N، افزایش دسترسی به مواد مغذی و کاهش تجمع اسیدهای چرب فرار نسبت داده شد که در نهایت پایداری فرایند را نیز بهبود بخشید. این یافته‌ها نشان می‌دهد که انتخاب و ترکیب مناسب سوبستراها می‌تواند به‌عنوان یک راهبرد کم‌هزینه برای ارتقای عملکرد هاضم‌های بی‌هوازی مورد استفاده قرار گیرد. همچنین با پتانسیل‌سنجی و مدل‌سازی تولید بیوگاز از تفاله‌های آب‌میوه‌گیری سیب، به بررسی امکان استفاده از این پسماند فراوان و کم‌ارزش در

۱– گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
(*– نویسنده مسئول: Email: a.jalali@tabrizu.ac.ir)

https://doi.org/10.22067/jam.2026.100403.1517

فرایند هضم بی‌هوازی پرداختند. آن‌ها در ابتدا پتانسیل تولید بیوگاز را به‌صورت تجربی اندازه‌گیری کردند و سپس با استفاده از مدل‌های سینتیکی، رفتار تولید بیوگاز را در طول زمان شبیه‌سازی نمودند. نتایج آن‌ها نشان داد که تفاله سیب پتانسیل بالایی برای تولید بیوگاز دارد و مدل‌سازی می‌تواند در پیش‌بینی بازده و سینتیک تولید مؤثر باشد و به طراحی و بهره‌برداری بهتر هاضم‌ها کمک کند. این پژوهش بر اهمیت ترکیب و پیش‌تیمار سوبسترا در تعیین بازده نهایی تأکید دارد و نشان می‌دهد که ترکیب سوبسترا تأثیر مستقیمی بر سینتیک تولید بیوگاز دارد (Sami, Akram, & Sharifi, 2021). با توجه به پتانسیل بالای تولید پسماندهای آلی در ایران و نبود دانش فنی کافی در زمینه‌ی طراحی و ساخت سامانه‌های کارآمد هضم بی‌هوازی، توسعه‌ی این فناوری از اولویت‌های پژوهشی کشور محسوب می‌شود (Karimi & Mirmohammadsadeghi, 2015). فرایند هضم بی‌هوازی شامل چهار مرحله‌ی اصلی هیدرولیز، اسیدزایی، استات‌زایی و متان‌زایی است که توسط گروه‌های مختلف میکروبی انجام می‌شود (Angelidaki *et al.*, 2018). پارامترهای متعددی بر کارایی این فرایند تأثیر می‌گذارند که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به دما، pH، زمان ماند هیدرولیکی (HRT)، سرعت همزن، نرخ بارگذاری آلی (OLR) و نسبت کربن به نیتروژن (C/N) اشاره کرد (Kariyama, Zhai, & Wu, 2018; Mao, Feng, Wang, & Ren, 2015). علاوه‌بر این، پیش‌تیمار سوبسترا نیز نقش مؤثری در بهبود تخمیر بی‌هوازی دارد؛ محمودی اشکفتکی و همکاران (Mahmoodi-Eshkaftaki, Lotfalian Dehkordi, Khafajeh, & Bahram Shabahrami, 2026) با استفاده از پیش‌تیمار فراصوت، تولید بیوهیدروژن از ضایعات کشاورزی را به‌طور معنی‌داری افزایش دادند. موفقیت در عملیات هضم بی‌هوازی به نحوه‌ی اختلاط و هم‌زدن سیال بستگی دارد، زیرا هم‌زنی باعث افزایش نرخ سینتیک، یکنواختی دما و جلوگیری از ته‌نشینی مواد جامد می‌شود (Negahban, Ebrahimi-Nik, & Rohani, 2025). در تحقیقی، با مدل‌سازی فرایند تولید بیوگاز از فضولات گاوی در هاضم اختلاط کامل با تغذیه نیمه‌پیوسته، به بررسی تأثیر پارامترهای عملیاتی بر نرخ تولید متان پرداختند. آن‌ها با استفاده از داده‌های تجربی و مدل‌سازی ریاضی نشان دادند که عواملی مانند نرخ بارگذاری آلی، زمان ماند هیدرولیکی و دمای عملیاتی تأثیر مستقیمی بر نرخ تولید متان دارند. مدل ارائه‌شده در این پژوهش توانست رفتار هاضم را با دقت قابل‌قبولی پیش‌بینی کند و به‌عنوان ابزاری برای بهینه‌سازی شرایط بهره‌برداری معرفی شود. این مطالعه بر اهمیت مدل‌سازی ریاضی در درک بهتر رفتار هاضم‌های اختلاط کامل و پیش‌بینی عملکرد آن‌ها تأکید می‌کند و نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های تجربی با مدل‌های ریاضی می‌تواند به طراحی و بهره‌برداری بهینه‌تر منجر شود (Taghinazhad, Abdi, & Adl, 2018).

به دلیل ماهیت غیرخطی، پویا و تأخیردار فرایند هضم بی‌هوازی، کنترل‌کننده‌های کلاسیک مانند PID و ON/OFF عملکرد مطلوبی در حفظ شرایط پایدار ندارند (Negahban *et al.*, 2025). دلایل اصلی این ناکارآمدی عبارتند از: (۱) غیرخطی بودن ذاتی سینتیک میکروبی با نقاط عطف متعدد، (۲) تأخیر زمانی چندروزه بین اعمال تغییر و مشاهده‌ی پاسخ، (۳) تغییرپذیری ترکیب سوبسترا که ضرایب ثابت PID را ناکارآمد می‌سازد، و (۴) وابستگی متقابل پارامترهای فرایند که کنترل مستقل هر متغیر را غیرممکن می‌کند. در سال‌های اخیر، سیستم‌های کنترل هوشمند مبتنی بر منطق فازی و شبکه‌های عصبی به دلیل قابلیت یادگیری و تطبیق‌پذیری، توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده‌اند (Jang, 1993). سیستم استنتاج فازی–عصبی تطبیقی (ANFIS) با ترکیب مزایای منطق فازی (قابلیت استدلال با داده‌های نامطمئن) و شبکه‌های عصبی (قابلیت یادگیری از داده‌ها)، ابزاری قدرتمند برای مدل‌سازی و کنترل فرایندهای پیچیده‌ی بیوشیمیایی محسوب می‌شود (Amran *et al.*, 2024; Fröner-Lacerda *et al.*, 2024).

مدل‌سازی سینتیکی تولید بیوگاز با استفاده از مدل‌هایی مانند گومپرتز اصلاح‌شده، لجستیک و مرتبه‌ی اول به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است. مدل گومپرتز اصلاح‌شده به دلیل قابلیت توصیف دقیق فاز تأخیر، فاز نمایی و فاز اشباع، بیش‌ترین کاربرد را داشته است (Gadhi *et al.*, 2026; Zhu *et al.*, 2026). با این حال، ترکیب مدل‌های سینتیکی با سیستم‌های هوشمند مانند ANFIS، رویکردی نوین در افزایش دقت پیش‌بینی تولید بیوگاز به‌شمار می‌رود (Rego, Leite, Leite, & Santos, 2026). همچنین، پایش آنلاین پارامترهای کلیدی مانند اسیدهای چرب فرار (VFAs) نقش مهمی در تشخیص زودهنگام ناپایداری فرایند دارد و استفاده از روش‌های سریع و کم‌هزینه مانند سنسورهای نوری، جایگزینی برای روش‌های زمان‌بر کروماتوگرافی محسوب می‌شود (Jiménez-Páez, Ding, González Fermoso, & García-Martín, 2024).

علی‌رغم تحقیقات گسترده در زمینه‌ی تولید بیوگاز، کمبود یک سامانه‌ی آزمایشگاهی تمام‌اتوماتیک با کنترل هوشمند تطبیقی و قابلیت پایش لحظه‌ای پارامترها، به‌وضوح احساس می‌شود. اگرچه استفاده از ANFIS در مدل‌سازی و پیش‌بینی فرایندهای هضم بی‌هوازی در مطالعات پیشین گزارش شده است، نوآوری اصلی پژوهش حاضر در یکپارچه‌سازی چهار مؤلفه‌ی کلیدی در قالب یک سامانه‌ی کامل آزمایشگاهی است: (۱) کنترل تطبیقی بلادرنگ: طراحی و پیاده‌سازی کنترل‌کننده‌ی ANFIS با معماری MIMO (چند ورودی–چند خروجی) روی برد ESP32 که به‌صورت همزمان سه متغیر خروجی (سرعت همزن، توان گرمایشی، فرمان خروج گاز) را بر اساس سه ورودی (دما، pH، فشار) تنظیم می‌کند. (۲) پایش برخط کم‌هزینه: ارزیابی سنسور نوری TCS34725 به‌عنوان ابزار هشداردهی اولیه برای پایش کیفی تغییرات کدورت (با وجود محدودیت‌های دقت،

به‌عنوان جایگزینی کم‌هزینه برای روش‌های زمان‌بر آزمایشگاهی معرفی می‌شود). (۳) مدل هیبریدی نوین: توسعه‌ی مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz که در آن پارامترهای سینتیکی مدل گومپرتز (Bm, Rm, λ) به‌صورت تابعی از شرایط عملیاتی (دما، سرعت همزن، HRT) مدل‌سازی می‌شوند، برخلاف مدل‌های سنتی که این پارامترها را ثابت فرض می‌کنند. (۴) بهینه‌سازی همزمان: استفاده از روش سطح پاسخ (RSM) برای بهینه‌سازی همزمان سه فاکتور عملیاتی و اعتبارسنجی مدل در شرایط بهینه. نوآوری مقاله نه در استفاده‌ی صرف از ANFIS، بلکه در ترکیب و یکپارچه‌سازی این چهار مؤلفه در قالب یک سامانه‌ی آزمایشگاهی کامل است که قابلیت کنترل، پایش، مدل‌سازی و بهینه‌سازی را به‌صورت هم‌زمان ارائه می‌دهد. این سامانه به‌عنوان یک بستر آزمایشگاهی چندمنظوره برای تحقیقات آینده در زمینه‌ی هضم بی‌هوازی و همچنین به‌عنوان یک مطالعه‌ی اثبات مفهوم برای کاربردهای صنعتی معرفی می‌شود. با این حال، چالش اصلی در توسعه‌ی سیستم‌های هضم بی‌هوازی، انتقال نتایج از مقیاس آزمایشگاهی به صنعتی است (Fröner-Lacerda *et al.*, 2024; Garção, Müller, & Lemmer, 2026) و مطالعات کمی به بررسی جامع مقیاس‌پذیری با حفظ تشابه هیدرودینامیکی پرداخته‌اند. بنابراین، هدف این تحقیق، طراحی، ساخت و ارزیابی سامانه‌ی هضم بی‌هوازی با کنترل هوشمند ANFIS و بهینه‌سازی پارامترها با روش سطح پاسخ (RSM)، همراه با تحلیل تئوری مقدماتی مقیاس‌پذیری تا حجم ۳۳۰ لیتر می‌باشد.

مواد و روش‌ها

مشخصات سوبسترا

نمونه‌های پسماند گاوی از گاوداری دانشگاه تبریز تهیه و با نسبت وزنی ۱:۱ با آب مخلوط شدند. درصد رطوبت، مواد جامد کل (TS)، مواد جامد فرار (VS) و خاکستر بر اساس استاندارد ASTM 2540 B تعیین گردید. COD با استاندارد ASTM 11252 D و نیتروژن کل با دستگاه کجلدال اندازه‌گیری شد. اسیدهای چرب فرار (VFAs) با کروماتوگرافی گازی (Agilent 6890A) اندازه‌گیری شدند. قلیائیت و آمونیاک به‌ترتیب با تیتراسیون و اسپکتروفتومتری مطابق استاندارد APHA اندازه‌گیری شدند. سنسور نوری TCS34725 صرفاً به‌عنوان یک ابزار کیفی برای هشداردهی اولیه و تشخیص تغییرات شدید کدورت (نه اندازه‌گیری دقیق) استفاده شد و تأکید شد که نتایج آن نیازمند تأیید با کروماتوگرافی گازی است.

طراحی رآکتور و سیستم کنترل

رآکتور با حجم مفید ۲ لیتر از جنس شیشه با نسبت ارتفاع به قطر (H/D) برابر ۱ طراحی شد. سیستم گرمایش با المنت کارتریجی (۱۰۰ وات) در جکت آب گرم طراحی گردید. سیستم کنترل ANFIS با معماری ۵ لایه، شامل ۳ ورودی (دما، pH، فشار) و ۳ خروجی (سرعت همزن، توان گرمایشی، فرمان خروج گاز)، روی ESP32 پیاده‌سازی شد. از حسگرهای LM35 (دما)، E201C9 (pH)، MPX5700DP (فشار) و MQ4 (متان) استفاده شد. ساختار شبکه با ۲ تابع عضویت گاوسی برای هر ورودی (۸ قانون فازی) طراحی شد.

لایه ۱ (لایه فازی‌سازی): توابع عضویت گاوسی با دو تابع برای هر ورودی (کم و زیاد) جهت کاهش تعداد قوانین و جلوگیری از بیش‌برازش:

رابطه (۱): توابع عضویت گاوسی در لایه فازی‌سازی

$$\mu_{A_i}(x) = exp\left[-\left(\frac{(x-c_i)}{a_i}\right)^2\right] \quad (۱)$$

که در رابطه فوق $\mu_{Ai}(x)$، مقدار تابع عضویت گاوسی برای ورودی x؛ x، مقدار ورودی؛ c_i، مرکز تابع عضویت -iام؛ a_i، پهنای تابع عضویت -iام (انحراف معیار)؛ A_i، مجموعه‌ی فازی مرتبط با ورودی -iام است.

لایه ۲ (لایه قواعد): خروجی هر گره حاصل ضرب سیگنال‌های ورودی (رابطه ۲):

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \times \mu_{C_i}(z) \quad (۲)$$

که در آن، w_i، وزن قانون i و $\mu_{Ai}(x)$، $\mu_{Bi}(y)$، $\mu_{Ci}(z)$ به‌ترتیب برابر تابع عضویت ورودی x، تابع عضویت ورودی y و تابع عضویت ورودی z می‌باشد.

لایه ۳ (نرمال‌سازی): نرمال‌سازی وزن‌ها (رابطه ۳):

$$\overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^{n} w_j} \quad (۳)$$

در این رابطه $\bar{w}_i$، w_j و n به‌ترتیب وزن نرمال‌شده قانون i، وزن قانون j و تعداد قوانین هستند.

لایه ۴ (نتیجه‌گیری): خروجی هر گره (رابطه ۴):

$$O_i = \overline{w_i} \times (p_i \times x + q_i \times y + r_i \times z + s_i) \quad (۴)$$

که در آن، O_i، خروجی گره i؛ p_i، q_i، r_i، s_i، پارامترهای نتیجه‌گیری؛ x، y، z، ورودی‌های سیستم می‌باشند.

لایه ۵ (جمع): جمع تمام خروجی‌ها (رابطه ۵):

$$Output = \sum_{i=1}^{i} O_i = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i f_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \quad (۵)$$

Output برابر خروجی نهایی سیستم ANFIS، fi، تابع نتیجه‌گیری مرتبط با قانون i و wi برابر وزن قانون i است.

آموزش شبکه و محدودیت داده‌ها

با توجه به محدودیت تعداد داده‌های تجربی مستقل (۱۷ آزمایش RSM و ۳۰ نقطه‌ی سری زمانی)، ساختار شبکه با ۲ تابع عضویت برای هر ورودی (مجموعاً ۸ قانون فازی) طراحی شد تا خطر بیش‌برازش کاهش یابد. برای افزایش پایداری عددی آموزش شبکه،

از تکنیک افزودن نویز گاوسی با دامنه ۲ درصد انحراف معیار به داده‌های اصلی استفاده شد. تأکید می‌شود که: ۱) روش افزایش داده صرفاً برای افزایش پایداری عددی آموزش شبکه به‌کار رفته و به‌هیچ وجه جایگزین داده‌های تجربی واقعی نمی‌شود. ۲) تمامی نتایج گزارش‌شده برای مدل ANFIS–گومپرتز، مبتنی بر داده‌های تجربی واقعی است. آموزش شبکه با استفاده از الگوریتم هیبرید در ۱۰۰۰ دوره (epoch) و با معیار توقف خطای ۰/۰۰۱ انجام گرفت. برای افزایش پایداری عددی آموزش شبکه، از تکنیک افزودن نویز گاوسی با دامنه ۲ درصد انحراف معیار به داده‌های اصلی استفاده شد. تعداد داده‌های آموزشی واقعی قبل از افزودن نویز، ۴۷ داده (شامل ۱۷ آزمایش RSM و ۳۰ نقطه‌ی سری زمانی) و پس از افزودن نویز، ۱۴۱ داده (۳ برابر داده‌های اصلی) بود. لازم به ذکر است که به‌منظور ارزیابی تأثیر این روش، مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz بدون داده‌های افزوده‌شده (صرفاً با ۴۷ داده‌ی واقعی) نیز به‌عنوان خط پایه (Baseline) آموزش داده شد که نتایج آن در جدول ۶ با عنوان «مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz (بدون افزودن نویز)» گزارش شده است. انتخاب دامنه‌ی ۲ درصد نویز مبتنی بر مطالعات پیشین در حوزه‌ی مدل‌سازی فرایندهای بیوشیمیایی (Negahban *et al.*, 2025; Rego *et al.*, 2026) بوده و با توجه به محدوده‌ی تغییرات پارامترهای عملیاتی (دما، سرعت همزن، HRT)، این مقدار نویز تأثیر محسوسی بر ماهیت فیزیکی داده‌ها نداشته و صرفاً موجب بهبود همگرایی عددی الگوریتم آموزش می‌شود. تأکید می‌شود که روش افزایش داده صرفاً برای افزایش پایداری عددی آموزش شبکه به‌کار رفته و به‌هیچ وجه جایگزین داده‌های تجربی واقعی نمی‌شود. شایان ذکر است که به‌دلیل محدودیت تعداد داده‌های تجربی مستقل (۴۷ داده) و به‌منظور جلوگیری از بیش‌برازش، ساختار شبکه با ۲ تابع عضویت برای هر ورودی (مجموعاً ۸ قانون فازی) طراحی شد.

طراحی آزمایش و بهینه‌سازی با RSM

از روش سطح پاسخ (RSM) با طرح Box-Behnken برای بهینه‌سازی سه فاکتور مستقل شامل دما (۳۰–۴۰ درجه سانتی‌گراد)، سرعت همزن (۵۰–۱۵۰ دور در دقیقه) و زمان ماند (۱۵–۳۵ روز) استفاده گردید. مجموعاً ۱۷ آزمایش با ۵ نقطه مرکزی انجام گرفت. داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار Design-Expert نسخه ۱۳ تحلیل شدند.

تابع هدف بیشینه‌سازی

$$Maximize\ J(t) = \alpha \times Q_{biogas}(t)\beta \times P_{energy}(t) \quad (۶)$$

که در آن، J(t)، $Q_{biogas}(t)$، $P_{energy}(t)$، به‌ترتیب تابع هدف در زمان t، نرخ تولید بیوگاز و توان مصرفی در زمان t و ضرایب α و β به‌ترتیب ضریب وزنی برای تولید بیوگاز (۰/۷) و ضریب وزنی برای مصرف انرژی (۰/۳) هستند.

مدل درجه دوم RSM

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i X_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ii} X_i^2 + \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=i+1}^{k} \beta_{ij} X_i X_j + \varepsilon \quad (۷)$$

در این رابطه، Y برابر پاسخ (تولید بیوگاز)؛ β_0 و β_i، β_{ii}، β_{ij} به‌ترتیب برابر عرض از مبدأ، ضرایب خطی، ضرایب درجه دوم و ضرایب اثرات متقابل، همچنین X_i, X_j برابر فاکتورهای مستقل (دما، سرعت همزن، زمان ماند) و k به‌عنوان تعداد فاکتورها و ε برابر خطای تصادفی است.

مدل‌سازی سینتیکی

برای مدل‌سازی تولید تجمعی بیوگاز، از سه مدل سینتیکی استفاده گردید (Gadhi *et al.*, 2026; Zhu *et al.*, 2026):

مدل گومپرتز اصلاح‌شده

$$B(t) = B_m \times exp\left\{-exp\left[\frac{R_m \times e}{B_m} \times (\lambda - t) + 1\right]\right\} \quad (۸)$$

در رابطه فوق B(t)، B_m و R_m به‌ترتیب تولید تجمعی بیوگاز در زمان t (لیتر)، پتانسیل بیشینه تولید بیوگاز (لیتر)، نرخ بیشینه تولید بیوگاز (لیتر در روز)، λ برابر دوره تأخیر (روز)، e، عدد اولر و t مقدار زمان (روز) است.

مدل لجستیک

$$B(t) = \frac{B_m}{1+\exp\left[\frac{4R_m(\lambda-t)}{Bm}+2\right]} \quad (۹)$$

مدل مرتبه اول

$$B(t) = B_m \times [1 - exp(-k\,t)] \quad (۱۰)$$

که در آن، k برابر ثابت سرعت (روز$^{-1}$) است.

برازش داده‌ها با نرم‌افزار MATLAB 2024 و الگوریتم لونبرگ–مارکوارت انجام گرفت. برای مقایسه مدل‌ها از معیارهای AIC و BIC استفاده شد.

در این تحقیق، یک مدل ترکیبی جدید به‌نام ANFIS-Gompertz Hybrid توسعه داده شد که در آن، شبکه‌ی عصبی–فازی تطبیقی (ANFIS) وظیفه‌ی تخمین پارامترهای سینتیکی مدل گومپرتز را بر اساس شرایط عملیاتی بر عهده دارد. معماری این مدل ترکیبی به‌صورت زیر طراحی گردید:

ساختار شبکه‌ی ANFIS در مدل ترکیبی:

شبکه‌ی ANFIS با ۳ ورودی و ۳ خروجی طراحی شد:

$$B(t) = y_1 \times \exp\left\{-\exp\left[\frac{y_2 \times e}{y_1} \times (y_3 - t) + 1\right]\right\} \quad (۱۱)$$

ورودی‌ها: دمای عملیاتی (T، برحسب درجه سانتی‌گراد)، سرعت همزن (N، برحسب دور در دقیقه)، و زمان ملند هیدرولیکی (HRT، برحسب روز)

خروجی‌ها: پارامترهای مدل گومپرتز شامل: y_1 = Bm (پتانسیل

بیشـــینه تولید بیوگاز، برحســـب لیتر)، $y_2 = Rm$ (نرخ بیشـــینه تولید بیوگاز، برحســـب لیتر در روز) و $y_3 = \lambda$ (دوره تأخیر، برحســـب روز) می‌باشد.

معماری لایه‌های ANFIS

فرایند آموزش End-to-End

آموزش مدل ترکیبی به‌صـــورت ســـرتاســـری (End-to-End) با اســـتفاده از الگوریتم هیبرید (ترکیب روش حداقل مربعات برای پارامترهای نتیجه‌گیری و روش پس‌انتشار خطا برای پارامترهای توابع عضویت) انجام گرفت. تابع هزینه بر اساس ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE) بین خروجی نهایی مدل ترکیبی و داده‌های تجربی تولید بیوگاز تعریف شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left[B_{Experimental}(t_i) - B_{model}(t_i)\right]^2} \quad (۱۲)$$

که RMSE برابر ریشـــه‌ی میانگین مربعات خطا، n ، تعداد داده‌های آموزشی و $B_{experimental}(t_i)$ و $B_{model}(t_i)$ به‌ترتیب برابر تولید تجمعی بیوگاز تجربی در زمان t_i (لیتر) و تولید تجمعی بیوگاز پیش‌بینی‌شده توسط مدل در زمان t_i (لیتر) است.

مزیت کلیدی مدل ترکیبی

برخلاف مدل گومپرتز ســـنتی که پارامترهای B_m, R_m, λ را به‌صورت ثابت در نظر می‌گیرد، مدل ترکیبی توسعه‌یافته اجازه می‌دهد این پارامترها به‌صـــورت تطبیقی و وابســـته به شـــرایط عملیاتی (دما، سرعت همزن و زمان ماند) تنظیم شوند. به‌عبارت دیگر، مدل ترکیبی وابستگی پارامترهای سینتیکی به شرایط فرایند را مدل‌سازی می‌کند، در حالی‌که مدل‌های سنتی این وابستگی را نادیده می‌گیرند.

داده‌های تجربی و اعتبارسنجی مدل

برای آموزش و اعتبارســـنجی مدل‌های ســـینتیکی و شـــبکه‌ی ANFIS، از دو منبع داده استفاده گردید:

(۱) داده‌های ســـری زمانی: تولید روزانه بیوگاز، درصـــد متان، دما، pH و فشار در طول ۳۰ روز هضم بی‌هوازی (۳۰ نقطه‌داده‌ی زمانی با فواصل ۲۴ ساعته).

(۲) داده‌های طراحی آزمایش RSM: ۱۷ آزمایش شامل ۵ نقطه‌ی مرکزی (۳ تکرار در نقطه‌ی مرکزی) و ۱۲ شـرایط عملیاتی مختلف در محدوده‌ی دما (۴۰–۳۰ درجه)، سرعت همزن (۱۵۰–۵۰ دور در دقیقه) و زمان ماند (۳۵–۱۵ روز).

تعداد کل داده‌های مســـتقل: ۴۷ داده (۳۰ داده‌ی ســـری زمانی + ۱۷ داده‌ی RSM).

روش تقســـیم داده‌ها برای آموزش ANFIS: داده‌ها به‌صـــورت تصادفی و با نسبت ۷۰:۱۵:۱۵ به‌ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تقسـیم شـدند. برای جلوگیری از سـوگیری در تقسـیم‌بندی، از روش طبقه‌بندی‌شـده (Stratified Split) بر اسـاس محدوده‌ی تولید بیوگاز اسـتفاده شـد تا هر سـه مجموعه، توزیع مشـابهی از داده‌های کم‌بازده، متوسط و پربازده داشته باشند.

اعتبارسـنجی خارجی (External Validation): برای تأیید نهایی مـدل، نتایج مـدل ترکیبی ANFIS-Gompertz بـا داده‌هـای ســـه آزمایش مجزای ۳۰ روزه (که در بخش تکرارپذیری انجام شـــد و در فرایند آموزش اسـتفاده نشـده بودند) مقایسـه گردید. این داده‌ها صـرفاً برای ارزیابی نهایی مدل به‌کار رفتند.

برای اطمینـان از قـابلیـت تعمیم‌پـذیری مـدل ترکیبی ANFIS–گـومـپـرتـز و جلـوگـیـری از بـیـش‌بـرازش (Overfitting)، از روش اعتبارسنجی متقابل ۵ بخشی (۵–fold Cross-Validation) استفاده شـد. در این روش، داده‌ها به ۵ بخش مسـاوی تقسـیم شـده و در هر مرحله، ۴ بخش برای آموزش و ۱ بخش برای آزمون اسـتفاده گردید. این فراینـد ۵ بـار تکرار شـــد و میـانگین معیـارهـای ارزیـابی (R^2 و RMSE) گزارش گردید. تمامی داده‌های مورد اسـتفاده برای آموزش شـبکه، داده‌های تجربی واقعی حاصـل از آزمایش‌های RSM و پایش روزانه فرایند می‌باشـند. به‌منظور اعتبارســـنجی خارجی (External Validation)، نتایج مدل ترکیبی با داده‌های سـه آزمایش مجزای ۳۰ روزه (که در بخش تکرارپذیری انجام شـد) مقایسـه گردید. این داده‌ها در فرایند آموزش شـبکه اسـتفاده نشـده بودند و صـرفاً برای ارزیابی نهایی مدل به‌کار رفتند.

تحلیل تئوری مقدماتی مقیاس‌پذیری

به‌منظور بررســـی تئوری امکان بزرگ‌نمایی ســـامانه‌ی هضـــم بی‌هوازی از مقیاس آزمایشگاهی (۲ لیتر) به مقیاس پایلوت (۳۳۰ لیتر) و صـنعتی (۱۰۰۰ لیتر)، یک تحلیل مقدماتی بر اساس تشابه هندسی (Geometric Similarity) و تشـــابـه هـیـدرودیـنـامـیـکـی (Hydrodynamic Similarity) انجـام گرفـت. دلیـل انتخـاب این رویکرد، ماهیت پیچیده و غیرنیوتنی سـیال هاضـم و وابسـتگی شـدید رژیم جریان به پارامترهای بدون‌بعد است.

با توجه به مطالعات پیشـــین در زمینه‌ی مقیاس‌پذیری راکتورهای همزن‌دار (Maluta, Alberini, Paglianti, & Montante., 2024)، روابط مقیاس‌پذیری بر اســـاس معادلات قطر رآکتور: $D \propto V^{1/3}$، ســـرعت همزن: برای ثابت مـاندن عدد رینولدز، $N \propto D^{-\frac{2}{3}}$، توان همزن: $P \propto N^3 D^5$، توان گرمـایشـــی: برای جبران اتلاف حرارت $Q \propto V^{\frac{2}{3}}$، نسبت سطح به حجم: $S/V \propto V^{\frac{-1}{3}}$ محاسبه شد.

ارزیابی سامانه هضم بی‌هوازی

سیسـتم هضـم بی‌هوازی طراحی‌شـده شـامل همزن، حسـگرهای

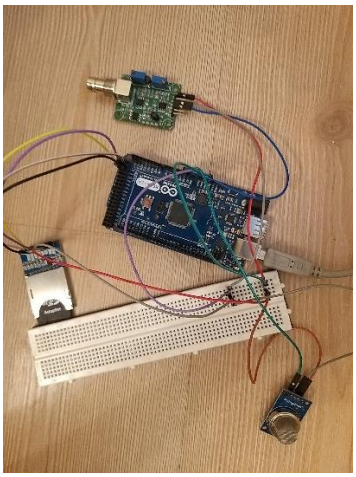
دما، pH و فشار و کنترل‌کننده‌ی هوشمند ANFIS است که سرعت و زمان هم‌زنی را به‌صورت تطبیقی (۱۵۰–۵۰ دور در دقیقه، ۱۵–۳ دقیقه) بر اساس شرایط فرایند تنظیم می‌کند. آزمایش با ۰/۷۵ کیلوگرم کود گاوی تازه و نسبت ۱:۱ با آب، در دمای ۳۵ درجه و هم‌زنی دوره‌ای (هر ۶ ساعت، ۵ دقیقه) به مدت ۳۰ روز انجام شد. درصد متان خروجی با سنسور MQ4 کالیبره‌شده پایش گردید، هرچند به‌دلیل ماهیت نیمه‌هادی، مقادیر تخمینی بوده و لندازه‌گیری دقیق با کروماتوگرافی گازی پیشنهاد شد. داده‌ها شامل تولید گاز، متان، دما، pH و فشار روزانه در مموری کارت ذخیره و با Excel نمودارسازی شدند. سیستم از نظر عدم نشتی و صحت اتصال حسگرها تأیید گردید و عملکرد تطبیقی کنترل‌کننده نسبت به حالت‌های ثابت، مزیت نشان داد. در جدول ۱ مشخصات سنسورهای مورد استفاده نشان داده شده است (شکل ۱).

جدول ۱– مشخصات فنی سنسورهای مورد استفاده در سامانه‌ی هضم بی‌هوازی

Table 1- Technical specifications of sensors used in the anaerobic digestion system

سنسور Sensor	پارامتر اندازه‌گیری Parameter	محدوده‌ی اندازه‌گیری Range	دقت Accuracy	تکرارپذیری Repeatability	زمان پاسخ‌دهی Response Time	خطای کالیبراسیون Calibration Error	عدم‌قطعیت(±) Uncertainty (±)
LM35	دما Temperature	0–100 °C	±0.5 °C	±0.1 °C	< 1 sec	±0.2 °C	±0.55 °C
E201C9	pH	0–14	±0.1 pH	±0.05 pH	< 5 sec	±0.05 pH	±0.12 pH
MPX5700DP	فشار Pressure	0–700 kPa	±2.5% of reading	±0.5% of reading	< 1 ms	±1% of reading	±2.7% of reading
MQ4	متان Methane	300–10,000 ppm	±10% of reading	±5% of reading	< 10 sec	±5% of reading	±11% of reading
TCS34725	شدت نور بازتابی (کدورت کیفی) Reflected light intensity (turbidity, qualitative)	0–65535 (16-bit digital values) (مقادیر دیجیتال ۱۶ بیتی)	±5% of reading	±2% of reading	< 0.5 sec	±3% of reading	±6% of reading





شکل ۱– هاضم بی‌هوازی ۲ لیتری آزمایشگاهی و سنسورها

Fig. 1. 2-litre laboratory anaerobic digester and sensors

نتایج و بحث

نتایج آزمایشگاهی سوبسترا

نتایج حاصل از اندازه‌گیری مشخصات فیزیکی و شیمیایی کود گاوی در نسبت ترکیب ۱:۱ با آب در جدول ۲ ارائه شده است.

نتایج حاصل از اندازه‌گیری سوبسترا در جدول ۲ ارائه شده است.

نسبت کربن به نیتروژن (۲۱:۱)، درصد TS (۹/۴۶٪)، درصد VS (۷۸/۲۱٪) و COD (۹۱۰ mg L^{-1}) همگی در محدوده مطلوب برای فرایند AD قرار داشتند.

جدول ۲- مشخصات کود گاوی در نسبت یک به یک ترکیب با آب

Table 2- Characteristics of cattle manure at 1:1 ratio with water

نمونه Sample	نسبت ترکیب با آب (وزنی) Mixing ratio with water (weight)	درصد رطوبت Moisture (%)	درصد مواد جامد TS (%)	درصد مواد جامد فرار VS (%)	درصد خاکستر Ash (%)	COD (mg L^{-1} O_2)	جرم مخصوص Density (kg m^{-3})
کود گاوی Cattle manure	1:1	90.54	9.46	78.21	21.79	910	1,065

سیستم کنترل هوشمند ANFIS

سیستم کنترل ANFIS با ۳ ورودی (دما، pH، فشار) و ۳ خروجی (سرعت همزن، توان گرمایشی، خروج گاز) و ۸ قانون فازی (۲×۲×۲) طراحی گردید. نتایج عملکرد سیستم کنترل در جدول ۲ ارائه شده است. سیستم کنترل ANFIS با دقت ۹۸/۵ درصد و خطای دمای پایدار ۰/۰۳ ± ۰/۱۲ درجه سانتی‌گراد، عملکرد بهتری نسبت به کنترل‌کننده‌های PID و ON/OFF داشت. زمان نشست سیستم ANFIS به ۰/۵ ± ۴/۲ دقیقه کاهش یافت (جدول ۳). برای اطمینان از مقایسه‌ی منصفانه، تمام آزمایش‌های مقایسه‌ای بین کنترل‌کننده‌های ANFIS، PID و ON/OFF در شرایط یکسان (دمای نقطه‌ی تنظیم ۳۵ °C، سرعت همزن ۱۱۰ rpm، زمان ماند ۲۴ روز و خوراک یکسان) و با ۳ تکرار مستقل انجام شدند. نتایج آزمون t-test اختلاف معنی‌داری بین عملکرد ANFIS و هر دو کنترل‌کننده‌ی دیگر نشان داد ($p < 0.01$). همچنین، نتایج اعتبارسنجی متقابل ۵ بخشی با میانگین دقت ۹۷/۸٪، نشان‌دهنده‌ی پایداری عملکرد ANFIS در مواجهه با زیرمجموعه‌های مختلف داده‌ها بود. با وجود نتایج امیدوارکننده، مقایسه‌های مستقیم با مطالعات دیگر باید با احتیاط انجام شود، زیرا تفاوت در شرایط خوراک، نوع سوبسترا، حجم راکتور و روش تنظیم کنترل‌کننده‌ها می‌تواند بر نتایج تأثیرگذار باشد.

مصرف انرژی در سیستم ANFIS به‌طور متوسط در کل دوره‌ی ۳۰ روزه معادل ۱۸ ± ۵۵۲ کیلووات‌ساعت (kWh) بود که با استفاده از یک وات‌متر دیجیتال اندازه‌گیری شد و نسبت به کنترل PID (۲۷ ± ۷۷۸ kWh) حدود ۲۸/۹ درصد کاهش یافت. این نتایج با یافته‌های (Fröner-Lacerda *et al.*, 2024; Negahban *et al.*, 2025) مطابقت دارد. دقت ۹۸/۵٪ گزارش‌شده بر اساس داده‌های آزمون (۲۰٪ داده‌ها) محاسبه گردیده است. جدول ۴ عملکرد مدل را به تفکیک سه مجموعه‌ی داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون نشان می‌دهد. همچنین نتایج اعتبارسنجی متقابل ۵ بخشی با میانگین دقت ۹۷/۸ ٪ بر روی تمام داده‌ها، تعمیم‌پذیری مدل را تأیید کرده است. نتایج ارائه‌شده در جدول ۴ نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی مدل در مجموعه‌داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون به‌ترتیب برابر با ۹۹/۱، ۹۸/۲ و ۹۸/۵ درصد است. اختلاف ناچیز بین دقت آموزش و آزمون (کمتر از ۱ درصد) نشان‌دهنده‌ی عدم وقوع پدیده‌ی بیش‌برازش و تعمیم‌پذیری مناسب مدل است. همچنین، نتایج اعتبارسنجی متقابل ۵ بخشی با میانگین دقت ۰/۴ ± ۹۷/۸ درصد، پایداری عملکرد مدل را در مواجهه با زیرمجموعه‌های مختلف داده‌ها تأیید می‌کند.

به‌منظور توجیه انتخاب ساختار ۸ قانونی، جدول ۵ عملکرد سه ساختار مختلف ANFIS را مقایسه می‌کند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، اگرچه ساختارهای با تعداد قوانین بیشتر (۲۷ و ۶۴ قانون) می‌توانند داده‌های آموزشی را با دقت بالاتری مدل کنند، اما در داده‌های آزمون عملکرد ضعیف‌تری داشته و مقادیر بالاتر AIC نشان‌دهنده‌ی پیچیدگی بیش از حد و پدیده‌ی بیش‌برازش می‌باشد. بنابراین، ساختار ۸ قانونی با کمترین مقدار AIC (۳۵/۲) و RMSE (۰/۱۲) در داده‌های آزمون، بهترین تعادل را بین دقت و پیچیدگی ارائه می‌دهد و برای هدف این تحقیق (اثبات مفهوم در مقیاس آزمایشگاهی) مناسب ارزیابی می‌شود.

جدول ۳- مقایسه عملکرد سیستم‌های کنترل

Table 3- Performance comparison of control systems

شاخص عملکرد Performance index	کنترل ON/OFF	کنترل PID	کنترل ANFIS

خطای پایدار دما Steady-state temperature error (°C)	0.52 ± 0.08	0.31 ± 0.05	0.12 ± 0.03
زمان Settling time (min)	20.5 ± 2.1	10.3 ± 1.2	4.2 ± 0.5
فراجهش Overshoot (%)	15.2 ± 1.8	8.1 ± 0.9	2.1 ± 0.3
خطای پایدار pH Steady-state pH error	0.11 ± 0.02	0.05 ± 0.01	0.02 ± 0.005
مصرف انرژی Energy consumption (W)	1,320 ± 45	1,080 ± 38	768 ± 25
دقت پیش‌بینی Prediction accuracy (%)	2.15 ± 0.35	1.42 ± 0.28	0.45 ± 0.08

جدول ٤- دقت پیش‌بینی سیستم کنترل ANFIS به تفکیک مجموعه‌داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون

Table 4- Prediction accuracy of the ANFIS control system for training, validation, and test datasets

مجموعه داده Dataset	تعداد داده Number of data (%)	دقت پیش‌بینی Prediction accuracy (%)	RMSE دما RMSE Temperature (°C)	RMSE pH	RMSE فشار RMSE Pressure (kPa)
آموزش Training	33 (70%)	99.1 ± 0.3	0.10 ± 0.02	0.015 ± 0.005	0.08 ± 0.01
اعتبارسنجی Validation	7 (15%)	98.2 ± 0.5	0.14 ± 0.03	0.025 ± 0.008	0.12 ± 0.02
آزمون Test	7 (15%)	98.5 ± 0.4	0.12 ± 0.03	0.020 ± 0.006	0.10 ± 0.02
میانگین اعتبارسنجی ۵ بخشی 5-fold CV average	47 (100%)	97.8 ± 0.4	0.15 ± 0.04	0.028 ± 0.009	0.13 ± 0.03

جدول ٥- مقایسه ساختارهای مختلف ANFIS برای تعیین تعداد بهینه‌ی قوانین فازی

Table 5- Comparison of different ANFIS architectures to determine the optimal number of fuzzy rules

ساختار Architecture	تعداد قوانین Number of rules	تعداد توابع عضویت در هر ورودی Number of MFs per input	RMSE (داده‌های آزمون) RMSE (test data)	AIC	نتیجه Result
ساختار حداقل (پیشنهادی) Minimum (proposed)	8 (2×2×2)	2	0.12 ± 0.03	35.2	مناسب برای اثبات مفهوم Suitable for proof-of-concept
ساختار متوسط Medium	27 (3×3×3)	3	0.18 ± 0.05	52.8	بیش‌برازش Overfitting
ساختار کامل Full	64 (4×4×4)	4	0.35 ± 0.08	78.4	بیش‌برازش شدید Severe overfitting

نتایج تولید بیوگاز و پایش آنلاین VFAs با حس‌گر

میانگین تولید روزانه بیوگاز ۰/۲۵±۱/۱۲ لیتر و بیشینه درصد متان ۶۲/۵٪ ثبت شد (جدول ۶). غلظت VFAs در روز ۱۰ به بیشینه (۱۸۰۰ mg L^{-1}) رسید و نسبت VFAs به قلیائیت در این روز به ۱/۸ (شرایط بحرانی) افزایش یافت و سپس به محدوده پایدار بازگشت. بیشینه غلظت آمونیاک (۱۰۵۰ mg L^{-1}) کمتر از حد مهارکنندگی بود. نتایج ANOVA نشان داد که تغییرات VFAs در طول زمان معنی‌دار است ($p<0.001$) (جدول ۷، شکل ۲).

جدول ٦– آمار توصیفی تولید بیوگاز و درصد متان در ۳۰ روز

Table 6- Descriptive statistics of biogas production and methane percentage over 30 days

پارامتر Parameter	انحراف معیار میانگین Mean	 SD	حداقل Minimum	حداکثر Maximum
تولید بیوگاز روزانه (لیتر) Daily biogas production (L)	1.12	0.25	0.90	1.32
درصد متان Methane percentage (%)	50.5	8.5	32.0	62.5
تولید متان روزانه (لیتر) Daily methane production (L)	0.91	0.20	0.37	1.45

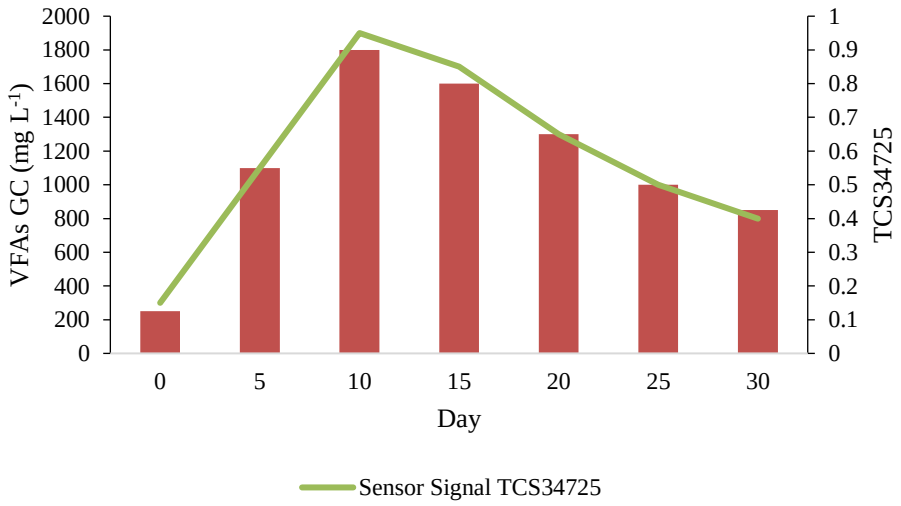
جدول ۷– مشخصات فنی و نتایج ارزیابی مقدماتی سنسور نوری TCS34725 به‌عنوان ابزار پایش کیفی تغییرات کدورت

Table 7- Calibration results of TCS34725 optical sensor for qualitative monitoring of digester liquid turbidity

پارامتر Parameter	مقدار Value	توضیح Explanation
مدل سنسور Sensor model	TCS34725 (ams OSRAM)	سنسور رنگ با فیلتر مادون‌قرمز Colour sensor with IR filter
محدوده طیفی مؤثر Effective spectral range	400-900 nm (with IR filter)	پوشش دهنده طیف مرئی و نزدیک مادون‌قرمز Covering visible and near-IR spectrum
پروتکل ارتباطی Communication protocol	I2C	اتصال آسان به ESP32 Easy connection to ESP32
R^2 کالیبراسیون با اسید استیک Calibration R^2 with acetic acid	0.05 ± 0.8	همبستگی متوسط در محیط استاندارد Moderate correlation in standard medium
محدوده اندازه‌گیری ($mg\ L^{-1}$) Measurement range ($mg\ L^{-1}$)	500–2,000	بر اساس کالیبراسیون اولیه Based on initial calibration
R^2 همبستگی با داده‌های GC در محیط واقعی Correlation R^2 with GC data in real digester environment	0.08 ± 0.65*	کاهش همبستگی در محیط هاضم Reduced correlation in digester environment
کاربرد اصلی Primary application	پایش روند تغییرات کدورت (کیفی) Qualitative turbidity trend monitoring	فقط برای تشخیص تغییرات شدید Only for detecting severe changes
محدودیت اصلی Main limitation	تداخل با مواد جامد معلق و رنگ‌زاهای میکروبی Interference with suspended solids and microbial pigments	عدم دقت برای اندازه‌گیری کمی Low accuracy for quantitative measurement

* کالیبراسیون با اسید استیک: ۰/۸۰ (در محیط استاندارد) همبستگی با داده‌های GC در محیط واقعی: ۰/۶۵(این مقدار نشان‌دهنده‌ی دقت ناکافی برای کاربردهای کمی است و سنسور صرفاً برای هشدار کیفی قابل‌استفاده می‌باشد).

* Calibration with acetic acid: 0.80 (in a standard environment). Correlation with GC data in a real environment: 0.65 (this value indicates insufficient accuracy for quantitative applications; the sensor is usable only for qualitative alerting).



شکل ۲– مقایسه روند تغییرات شدت نور بازتابی سنسور TCS34725 و غلظت VFAs اندازه‌گیری‌شده با کروماتوگرافی گازی (GC) در طول ۳۰ روز

Fig. 2. Comparison of TCS34725 reflected light intensity trend and VFAs concentration measured by Gas Chromatography (GC) during 30 days

نتایج اندازه‌گیری پارامترهای کلیدی فرایند

نتایج اندازه‌گیری اسیدهای چرب فرار (VFAs)، قلیائیت و آمونیاک در جدول ۸ نشان داد که غلظت VFAs از ۲۵۰ در روز صفر به بیشینه‌ی ۱۸۰۰ میلی‌گرم بر لیتر در روزهای ۱۵–۱۰ رسیده و سپس در روز ۳۰ به ۸۵۰ کاهش یافت که حاکی از فعالیت اسیدزاهای اولیه و سپس متان‌ساهای پایدارکننده است. آزمون ANOVA با اندازه‌گیری‌های مکرر تغییرات معنی‌دار VFAs را تأیید کرد ($F=24.3$, $p<0.001$) و آزمون Tukey HSD تفاوت معنی‌دار روز ۱۰ با روزهای ۰، ۲۰، ۲۵ و ۳۰ را نشان داد ($p<0.05$). نسبت VFAs به قلیائیت از ۰/۱۷ (پایدار) به ۱/۸ (بحرانی) در روزهای ۱۵–۱۰ رسیده و سپس به زیر ۰/۷ کاهش یافت که بیانگر بازگشت پایداری سیستم است. آمونیاک از ۴۵۰ به ۱۰۵۰ میلی‌گرم بر لیتر افزایش یافت که کمتر از حد مهارکنندگی (۳۰۰۰) بود و همبستگی مثبت قوی با VFAs ($r=0.89$) و منفی با قلیائیت ($r=-0.82$) داشت، حتی پس از حذف اثر زمان (همبستگی جزئی ۰/۷۶). pH نیز ابتدا کاهش و سپس به حدود ۷/۲ بازگشت که هماهنگی کامل یافته‌ها را در تأیید عملکرد پایدار فرایند هضم بی‌هوازی نشان می‌دهد.

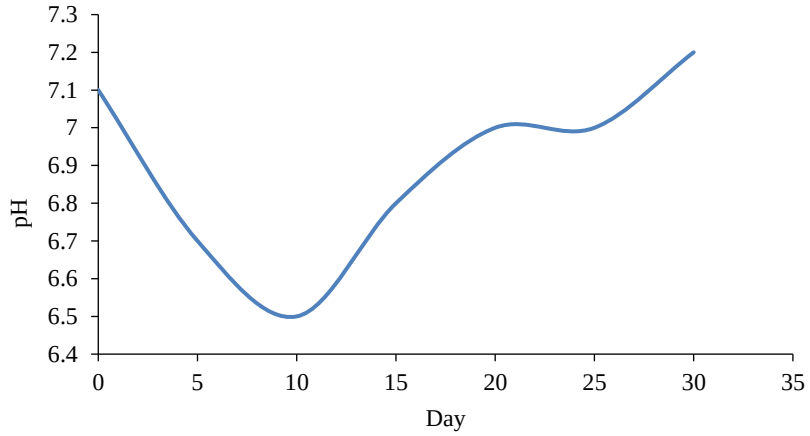
جدول ۸– تغییرات پارامترهای کلیدی فرایند در طول ۳۰ روز

Table 8- Changes in key process parameters during 30 days

روز Day	VFAs (mg L^{-1} as acetic acid)	قلیائیت Alkalinity (mg L^{-1} as $CaCO_3$)	آمونیاک NH_3-N (mg L^{-1})	نسبت VFAs/Alkalinity ratio	وضعیت پایداری Stability status
0	250 ± 45	1,500 ± 80	450 ± 35	0.17	پایدار Stable
5	1,100 ± 95	1,200 ± 65	650 ± 45	0.92	پایدار Stable
10	1,800 ± 110	1,000 ± 55	850 ± 50	1.80	ناپایدار Unstable
15	1,600 ± 95	1,100 ± 60	950 ± 55	1.45	مرزی Borderline
20	1,300 ± 75	1,300 ± 70	1,000 ± 50	1.00	پایدار Stable
25	1,000 ± 65	1,450 ± 75	1,020 ± 45	0.69	پایدار Stable

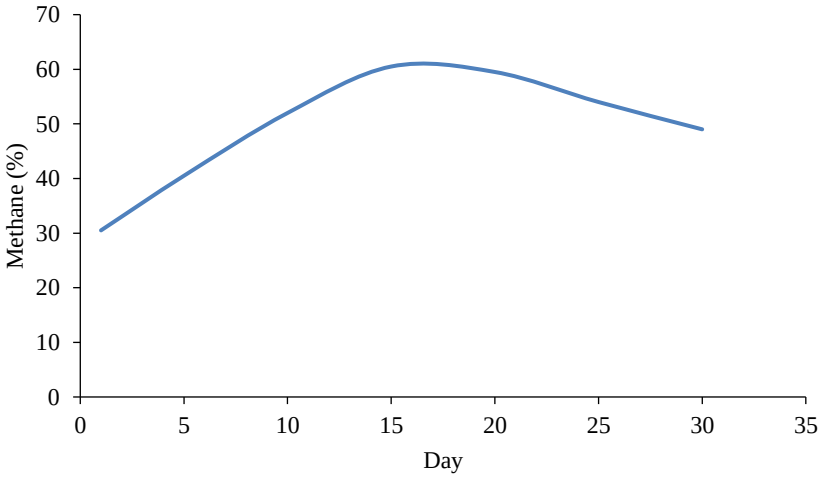
30	850 ± 45	1,550 ± 65	1,050 ± 40	0.55	پایدار Stable

تغییرات pH و درصد متان در طول ۳۰ روز در شکل ۳ و ۴ ارائه شده است. درصد متان از حدود ۳۲٪ در روزهای ابتدایی به بیشینه ۶۲/۵ ٪ در روزهای پایانی دوره رسیده است. روند تولید بیوگاز روزانه در طول ۳۰ روز در شکل ۵ نشان داده شده است. تولید بیوگاز در روزهای ابتدایی کم بوده و با افزایش فعالیت میکروبی، در روزهای میانی به بیشینه خود رسیده و سپس کاهش یافته است.



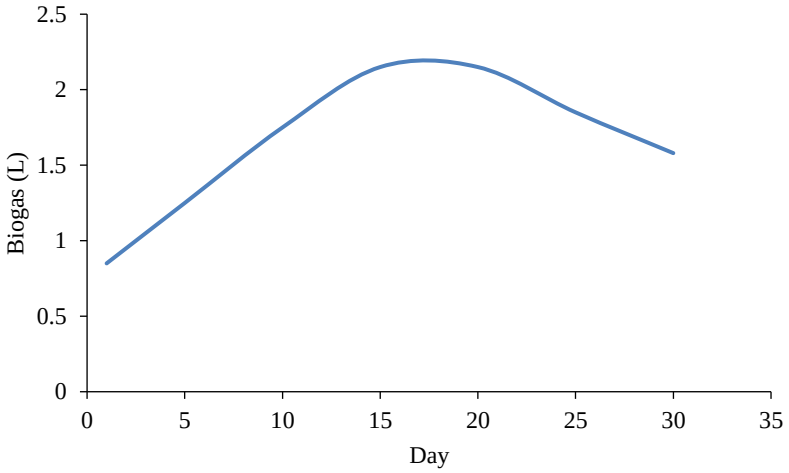
شکل ۳– روند تغییرات pH در طول ۳۰ روز هضم

Fig. 3. pH trend during 30 days of digestion



شکل ٤– تغییرات درصد متان در طول ۳۰ روز

Fig. 4. Methane percentage trend during 30 days



شکل ۵- روند تولید بیوگاز روزانه در طول ۳۰ روز

Fig. 5. Daily biogas production trend during 30 days

مدل‌سازی سینتیکی

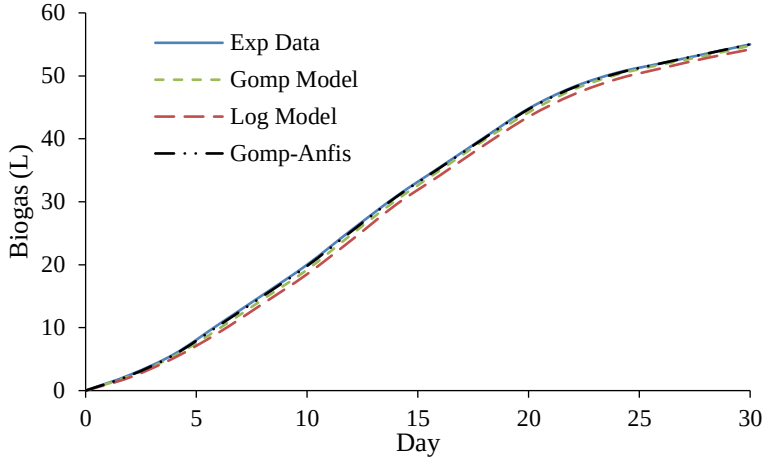
نتایج برازش مدل‌ها در جدول ۹ نشـــان می‌دهد که مدل گومپرتز اصلاح‌شده با R^2=0.994 و RMSE=0.95، بالاترین ضریب تعیین را در میان مدل‌های ســنتی دارد و ۹۹/۴٪ از واریانس داده‌ها را توضـیح می‌دهد. در مقابل، مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz با R^2=0.960 و RMSE=0.85، اگرچه ضـــریب تعیین کمتری (نســـبت به مدل گومپرتز) دارد، اما از نظر RMSE (ریشـــه‌ی میانگین مربعات خطا) عملکرد بهتری ارائه می‌دهد که نشـان‌دهنده‌ی خطای پیش‌بینی کمتر این مدل اســـت. این برتری به دلیل مدل‌ســـازی پویای پارامترهای سینتیکی بر اساس شرایط عملیاتی است. با توجه به محدودیت داده‌ها (۱۷ آزمایش RSM و ۳۰ نقطه ســـری زمانی)، این مدل در مرحله اثبات مفهوم قرار دارد.

جدول ۹- پارامترهای مدل‌های سینتیکی و معیارهای اطلاعاتی

Table 9- Kinetic model parameters and information criteria

پارامتر Parameter	مدل گومپرتز اصلاح‌شده Modified Gompertz	مدل لجستیک Logistic	مدل مرتبه اول First-order	مدل ترکیبی ANFIS-گومپرتز Hybrid ANFIS-Gompertz
Bm (L)	34± 0.55	33.6 ± 2.8	33.6 ± 4.9	33.6± 0.3
Rm (L day^{-1})	0.130 ± 0.012	0.112 ± 0.011	-	0.132 ± 0.008
λ (day)	4.0 ± 0.30	4.1 ± 0.35	-	4.0 ± 0.20
k (day^{-1})	-	-	0.040 ± 0.013	-
R^2	0.994	0.986	0.950	0.960
RMSE	0.95	1.40	2.55	0.85
AIC	41.8	52.0	76.6	35.2
BIC	44.7	54.9	78.4	39.2

اگرچه مدل گومپرتز اصـــلاح‌شـــده دارای R^2 بالاتری اســـت، این مزیت به‌دلیل ساختار پارامتریک و برازش یک منحنی کلی بر داده‌های تجمعی اســـت. در مقابل، مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz با وجود R^2 پایین‌تر، دارای RMSE کمتری اســـت که نشـــان‌دهنده‌ی دقت بالاتر در پیش‌بینی‌های نقطه‌ای و روزانه اســـت. این ویژگی مدل ترکیبی را برای کاربردهای عملی که نیاز به پیش‌بینی لحظه‌ای تولید بیوگاز دارند، مناســـب‌تر می‌ســـازد. همچنین، مدل ترکیبی قابلیت پیش‌بینی در شـــرایط عملیاتی جدید (که در داده‌های آموزشـــی وجود نداشته) را دارد، در حالی‌که مدل گومپرتز چنین قابلیتی ندارد. بنابراین، انتخـاب مـدل ترکیبی بـه‌عنوان مـدل برتر، مبتنی بر معیـار RMSE (خطای پیش‌بینی) و قابلیت تعمیم‌پذیری است، نه صرفاً R^2 (شکل ۶).



شکل ٦- مقایسه داده‌های تجربی با مدل‌های سینتیکی

Fig. 6. Comparison of experimental data with kinetic models

بهینه‌سازی با RSM و اعتبارسنجی

نتایج بهینه‌سازی با RSM در جدول ۱۰ ارائه شده است. برای اعتبارسنجی مدل RSM، آنالیز واریانس (ANOVA) انجام گرفت که نتایج آن در جدول ۱۱ ارائه شده است. مدل درجه دوم با ضریب تعیین R^2=0.972 و R^2-adjusted=0.956، برازش بسیار خوبی با داده‌های تجربی نشان داد. مقدار F-value برابر با ۳۸/۵ و p-value کمتر از ۰/۰۱ حاکی از معنی‌داری آماری مدل در سطح اطمینان ۹۹٪ می‌باشد (جدول ۱۱).

حداکثر تولید بیوگاز در شرایط بهینه (دمای ۳۶/۶ درجه سانتی‌گراد، سرعت همزن ۱۱۰ دور در دقیقه، زمان ماند ۲۴ روز) برابر با ۳۳/۶ لیتر (انحراف معیار ۰/۳) با سه تکرار اندازه‌گیری شد که با مقدار پیش‌بینی‌شده توسط مدل RSM (۳۳/۸ لیتر) مطابقت بسیار خوبی داشت (خطای کمتر از ۱/۳ درصد). نتایج بهینه‌سازی با روش سطح پاسخ (RSM) در جدول ۷ ارائه شده است. برای اعتبارسنجی مدل RSM، آنالیز واریانس (ANOVA) انجام گرفت که نتایج آن در جدول ۱۲ ارائه شده است. مدل درجه دوم با ضریب تعیین R^2=0.972 و R^2-adjusted=0.956، برازش بسیار خوبی با داده‌های تجربی نشان داد. مقدار F-value برابر با ۳۸/۵ و p-value کمتر از ۰/۰۱ حاکی از معنی‌داری آماری مدل در سطح اطمینان ۹۹٪ می‌باشد. عدم معنی‌داری Lack of Fit (p-value=0.124 > 0.05) نشان‌دهنده‌ی کفایت مدل و عدم وجود خطای سیستماتیک در برازش است.

جدول ۱۰- شرایط بهینه و اعتبارسنجی مدل RSM (انجام ۳ تکرار)

Table 10- Optimal conditions and RSM model validation (3 replicates)

پارامتر Parameter	محدوده Range	مقدار بهینه Optimal value	مقدار پیش‌بینی‌شده Predicted value	مقدار تجربی (میانگین±SD) Experimental value (mean ± SD)	خطا(%) Error (%)
دما (°C) Temperature	30-40	36.6	-	36.6 ± 0.2	-
سرعت همزن (rpm) Agitation speed	50-150	110	-	110 ± 3	-
زمان ماند (روز) Retention time (day)	15-35	24	-	24 ± 0.5	-
تولید بیوگاز (L) Biogas production	-	-	33.8	33.8 ± 0.3	0.4
تولید متان (L) Methane production	-	-	17.0	17.0 ± 0.2	0.4

جدول ۱۱- اعتبارسنجی خارجی مدل RSM شرایط بهینه در ۴ نقطه تصادفی

Table 11- External validation of RSM model at 4 random points

آزمایش Run	دما (°C) Temperature	سرعت همزن (rpm) Agitation speed	زمان ماند (روز) Retention time (day)	تولید پیش‌بینی‌شده Predicted production (L)	تولید تجربی Experimental production (L)	خطا Error (%)
1	33	70	20	30.5	30.5 ± 0.5	0.6
2	35	130	28	33.5	33.5 ± 0.4	0.4
3	38	90	18	31.8	31.8 ± 0.6	0.6
4	32	110	30	29.2	29.2 ± 0.5	1.1

جدول ۱۲- نتایج آنالیز واریانس (ANOVA) برای مدلRSM

Table 12- ANOVA results for RSM model

منبع تغییرات Source	مجموع مربعات SS	درجه آزادی df	میانگین مربعات MS	F-value	p-value	معنی‌داری Significance
A- دما Temperature	45.2	1	45.20	55.08	0.0001	معنی‌دار Significant
B- سرعت همزن Agitation speed	38.7	1	38.70	47.16	0.0002	معنی‌دار
C- زمان ماند Retention time	52.3	1	52.30	63.73	<0.0001	Significant
AB	8.4	1	8.40	10.24	0.0150	معنی‌دار
AC	12.1	1	12.10	14.75	0.0063	Significant
BC	6.3	1	6.30	7.68	0.0275	معنی‌دار
A^2	38.5	1	38.50	46.92	0.0002	Significant
B^2	42.8	1	42.80	52.16	0.0002	معنی‌دار
C^2	35.6	1	35.60	43.38	0.0003	Significant
باقی‌مانده Residual	5.74	7	0.82	-	-	-
عدم برازش Lack of Fit	4.12	3	1.37	3.38	0.1240	غیرمعنی‌دار Not significant
خطای محض Pure Error	1.62	4	0.41	-	-	-
مجموع Total	290.24	16	-	-	-	-

بر اساس نتایج ANOVA، هر سه فاکتور مستقل (دما، سرعت همزن و زمان ماند) اثر معنی‌داری بر تولید بیوگاز دارند. بیشترین تأثیر مربوط به زمان ماند (F-value=63.73) و سپس دما (F-value=55.08) و سرعت همزن (F-value=47.16) است.

آزمایش‌های تکرارپذیری و اعتبارسنجی متقابل

سه سری آزمایش ۳۰روزه با شرایط یکسان، تکرارپذیری بالایی را نشان دادند؛ میانگین تولید کل بیوگاز ۰/۴ ± ۶/۳۳ لیتر با ضریب تغییرات ٪۱/۱۹ بوده و آزمون t-test اختلاف معنی‌داری بین تکرارها تأیید نکرد (p=0.78)، که بیانگر عدم سوگیری سیستماتیک است.

میانگین تولید روزانه ۰/۰۷ ± ۱/۱۲ لیتر در روز ثبت شد و اعتبارسنجی متقابل ۵بخشی مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz، میانگین R^2 برابر ۰/۰۰۶ ± ۰/۹۵۵ و RMSE برابر ۰/۰۶ ± ۰/۹۲ را نشان داد که حاکی از قدرت پیش‌بینی خوب و قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب مدل است، هرچند به‌دلیل تعداد محدود داده، این مطالعه اثبات مفهوم محسوب می‌شود. تولید ویژه‌ی بیوگاز (۱۸۵ لیتر بر کیلوگرم VS) در مقایسه با مطالعات مشابه در عملکرد قابل‌قبولی داشت، اما مقایسه‌ی مستقیم به‌دلیل تفاوت در سن دام، جیره، حجم رآکتور (راندمان کمتر در حجم‌های بزرگ‌تر) و نوع کنترل‌کننده (ANFIS در مقابل PID یا ON/OFF) با احتیاط انجام شد. با وجود نتایج امیدوارکننده، برای

قضاوت قطعی درباره‌ی برتری سامانه، نیاز به آزمایش‌های مقایسه‌ای مستقیم با شرایط یکسان و حجم داده‌های بیشتر احساس می‌شود. در مجموع، یافته‌ها نشـــان‌دهنده‌ی پایداری فرایند، تکرارپذیری بالا و پتانسیل مطلوب سیستم در تولید بیوگاز از کود گاوی می‌باشد.

نتـایج اعتبـارســنجی متقـابـل ۵ بخشـــی (5-fold Cross-Validation) برای مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz نشـان داد که میانگین R^2 برابر با ۰/۰۶ ± ۰/۹۵۵ و RMSE برابر با ۰/۰۶ ± ۰/۹۲ می‌باشـــد. انحراف معیار پایین این معیارها در بین ۵ بخش مختلف (کـمـتـر از ۰/۰۰۷ بـرای R^2 و کـمـتـر از ۰/۰۷ بـرای RMSE) نشان‌دهنده‌ی پایداری بالای مدل و عدم وابستگی شدید به داده‌های آموزشـــی خاص می‌باشـــد. این نتایج با معیارهای ارزیابی مدل نهایی (R^2=0.960 و RMSE=0.85) همخوانی داشـــته و حاکی از قدرت پیش‌بینی خوب و قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب مدل ترکیبی توسعه‌یافته است.

تحلیل مقیاس‌پذیری جامع

تحلیل مقیاس‌پذیری بر اســـاس حفظ تشـــابه هندســـی و هیدرودینامیکی (عدد رینولدز ثابت) تا حجم ۳۳۰ لیتر انجام شـد. برای این منظور، سـرعت همزن از ۱۱۰ به ۱۰۰ rpm کاهش و توان همزن و گرمایشی به‌ترتیب به ۲۵۰ و ۱۲۰۰ وات افزایش خواهند یافت. تولید روزانه بیوگاز در این مقیاس به ۱۸۵ لیتر در روز خواهد رســـید (جدول ۱۳).

جدول ۱۳– تحلیل مقیاس‌پذیری برای حجم‌های مختلف (بر اساس تشابه هیدرودینامیکی)

Table 14- Scale-up analysis for different volumes (based on hydrodynamic similarity)

پارامتر **Parameter**	مقیاس آزمایشگاهی (۲ لیتر) **Laboratory scale (2 L)**	مقیاس پایلوت (۳۳۰ لیتر) **Pilot scale (330 L)**	مقیاس صنعتی (۱۰۰۰ لیتر) **Industrial scale (1,000 L)**	رابطه مقیاس‌پذیری **Scale-up relationship**
قطر رآکتور Reactor diameter (m)	0.13	0.6	1.03	$D \propto V^{(1/3)}$
ارتفاع رآکتور Reactor height (m)	0.13	0.6	1.03	$H/D = 1$ ثابت constant
سرعت همزن Agitation speed (rpm)	110	100	60	$N \propto D^{(-2/3)}$
عدد رینولدز($\times 10^4$) Reynolds number ($\times 10^4$)	0.27	0.27	0.27	$Re = \rho N D^2/\mu$ ثابت constant
عدد توان Power number (N_p)	5.2	5.2	5.2	$N_p = P/(\rho N^3 D^5)$ ثابت constant
توان همزن Agitator power (W)	1.9	250	8,500	$P \propto N^3 D^5$
توان گرمایشی Heating power (W)	50	1,200	40,000	$Q \propto V^{(2/3)}$
ضخامت عایق Insulation thickness (cm)	2	5	10	افزایش با کاهش نسبت سطح به حجم Increases with decreasing S/V
نسبت سطح به حجم Surface-to-volume ratio (m^{-1})	46	16	3.5	$S/V \propto V^{(-1/3)}$
تولید روزانه بیوگاز Daily biogas production ($L\ day^{-1}$)	1.12	185	560	متناسب با حجم Proportional to volume
تولید روزانه متان Daily methane production ($L\ day^{-1}$)	0.57	93	283	بر اساس ۵۰/۵٪ متان Based on 50.5% methane

مـدل تـرکـیـبـی ANFIS-Gompertz بـا R^2=0.960 و RMSE=0.85، برتری خود را نسـبت به مدل‌های سـنتی نشـان داد.

این برتری به دلیل مدل‌سازی پویای پارامترهای سینتیکی (B_m, R_m, λ) بر اساس شرایط عملیاتی است که در مدل‌های سنتی به‌صورت ثابت در نظر گرفته می‌شوند. با این حال، این موفقیت با یک هشدار همراه است: به دلیل تعداد محدود داده‌های آموزشی، نتیجه‌ی R^2=0.960 باید با احتیاط تفسیر شود. بنابراین، این مدل را باید یک مطالعه‌ی اثبات مفهوم (Proof-of-Concept) در نظر گرفت و برای کاربردهای عملی، نیاز به آموزش مجدد با داده‌های بیشتر دارد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، یک سامانه‌ی آزمایشگاهی تمام‌اتوماتیک برای هضم بی‌هوازی با موفقیت طراحی و ارزیابی شد که در آن کنترل‌کننده‌ی تطبیقی ANFIS، پایش برخط به‌وسیله‌ی سنسور نوری کم‌هزینه، مدل‌سازی هیبریدی ANFIS-Gompertz و بهینه‌سازی چندمتغیره با RSM، به‌صورت یکپارچه پیاده‌سازی شده‌اند. این یکپارچه‌سازی چهار مؤلفه‌ی کلیدی، نوآوری اصلی پژوهش حاضر را تشکیل می‌دهد و سامانه‌ی توسعه‌یافته را به‌عنوان یک بستر آزمایشگاهی چندمنظوره برای تحقیقات آینده معرفی می‌کند. نتایج نشان‌دهنده‌ی عملکرد موفق این سامانه در کنترل پایدار فرایند، پیش‌بینی دقیق تولید بیوگاز و تعیین شرایط بهینه‌ی عملیاتی است. با این حال، با توجه به تعداد محدود داده‌ها، تأیید نتایج در مقیاس پایلوت و آموزش مجدد مدل با داده‌های گسترده‌تر برای کاربردهای صنعتی ضروری است. مهم‌ترین یافته‌ها عبارتند از: (۱) کنترل‌کننده ANFIS با کاهش ۲۸/۹٪ مصرف انرژی و خطای دمایی بسیار پایین، عملکردی برتر از کنترل‌کننده‌های کلاسیک داشت. (۲) مدل ترکیبی ANFIS-Gompertz به‌عنوان یک مطالعه اثبات مفهوم، دقت بالایی در پیش‌بینی تولید بیوگاز نشان داد. (۳) شرایط بهینه عملیاتی با دقت بالا توسط RSM تعیین شد (دمای ۳۶/۶ درجه، سرعت همزن ۱۱۰ rpm، زمان ماند ۲۴ روز). (۴) تحلیل تئوری مقدماتی مقیاس‌پذیری بر اساس تشابه هیدرودینامیکی، امکان‌پذیری بزرگ‌نمایی تا حجم ۳۳۰ لیتر را از نظر هیدرودینامیکی نشان داد. با این حال، به‌دلیل پیچیدگی‌های انتقال جرم، توزیع دما و زمان اختلاط در مقیاس‌های بزرگ‌تر، این تحلیل باید با شبیه‌سازی CFD و آزمایش‌های تجربی در مقیاس پایلوت تکمیل شود. بنابراین، نتایج این تحلیل به‌عنوان یک برآورد اولیه برای طراحی مقیاس بزرگ‌تر ارائه می‌شوند و برای کاربردهای صنعتی نیاز به بررسی‌های جامع‌تری دارند. اگرچه سنسور نوری TCS34725 به‌دلیل کاهش شدید دقت در محیط واقعی (R^2=0.65) نمی‌تواند جایگزین روش‌های دقیق مانند کروماتوگرافی گازی شود، اما به‌عنوان یک ابزار کم‌هزینه و کیفی برای هشداردهی اولیه و ردیابی روند تغییرات کدورت، با تفسیر محتاطانه می‌تواند مفید باشد. با وجود نتایج امیدوارکننده، به دلیل محدودیت داده‌ها، تأیید نتایج در مقیاس پایلوت و آموزش مجدد مدل با داده‌های گسترده‌تر برای کاربردهای صنعتی ضروری است. این سامانه پتانسیل بالایی برای کاربردهای تحقیقاتی و آموزشی دارد.

سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از گزارش نهایی طرح پژوهشی «طراحی، ساخت و ارزیابی تجهیزات هضم بی‌هوازی آزمایشگاهی با کنترل اتوماتیک» می‌باشد که از محل اعتبارات پژوهشی دانشگاه تبریز اجرا گردیده است. نگارنده مراتب سپاس و قدردانی خود را به محضر کلیه عزیزانی که در انجام این پژوهش یاری رساندند، تقدیم می‌نماید. همچنین از معاونت پژوهشی و فناوری دانشگاه تبریز و مدیریت امور پژوهشی به دلیل پشتیبانی مالی این پژوهش، کمال تشکر را دارد.

مشارکت نویسندگان

آرمان جلالی: مفهوم‌سازی، روش‌شناسی، جمع‌آوری داده، پردازش داده، تحلیل آماری، خدمات نرم‌افزاری، اعتبارسنجی
شمس‌اله عبداله‌پور: ویرایش متن، مشاوره فنی

References

1. Amran, N. A. M., Mohamed, H., Rafaai, Z. F. M., Yacob, N. S., Junoh, H., & Shamsuddin, A. H. (2024). A review of machine learning models in predicting biogas production. *AIP Conference Proceedings*, *2934*(1), 060006. https://doi.org/10.1063/5.0181016
2. Angelidaki, I., Treu, L., Tsapekos, P., Luo, G., Campanaro, S., Wenzel, H., & Kougias, P. G. (2018). Biogas upgrading and utilization: Current status and perspectives. *Biotechnology Advances*, *36*(2), 452–466. https://doi.org/10.1016/j.biotechadv.2018.01.011
3. Asrat, W. & Purushottam Kolhe, K. (2025). Co-digestion of Wastewater Treatment Plant Sludge and Plate Scrap to Increase Biogas Yield. *Journal of Agricultural Machinery*, (in Press), e47251. https://doi.org/10.22067/jam.2025.92821.1363
4. Bastos, J. A., Silva, F. L. H., Medeiros, L. L., & Santos, J. S. (2026). Moderate thermal, alkaline and thermal-alkaline pretreatment of cattle manure: Effects on methane production and economic feasibility. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, *43*(4), 737–748. https://doi.org/10.1007/s43153-025-00592-x

5. Fröner-Lacerda, L. R. R., Sganzerla, W. G., Lacerda, V. F., Sillero, L., Solera, R., Pérez, M., & Forster-Carneiro, T. (2024). Design, fabrication, automation, and scaleup of anaerobic reactors for waste management and bioenergy recovery. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*, *18*(5), 1093–1106. https://doi.org/10.1002/bbb.2609
6. Gadhi, T. A., Channa, N., Mahar, R. B., Bhatti, S., Ali, B., Raheem, A., Demichelis, F., Tommasi, T., Freyria, F. S., & Bonelli, B. (2026). Integrating technical and sustainability perspectives: Anaerobic co-digestion from lab to pilot scale using textile wastewater sludge and cattle manure. *Biomass Conversion and Biorefinery*, *16*(6), 1–17. https://doi.org/10.1007/s13399-026-07092-z
7. Garção, M. I. L., Müller, J., & Lemmer, A. (2026). Scale-up of a two-stage anaerobic digestion system: From laboratory reactor to pilot plant. *Fermentation*, *12*(6), Article 255. https://doi.org/10.3390/fermentation12060255
8. Jang, J. -S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, *23*(3), 665–685. https://doi.org/10.1109/21.256541
9. Jiménez-Páez, E., Ding, F., González Fermoso, F., & García-Martín, J. F. (2024). Monitoring of volatile fatty acids during anaerobic digestion of olive pomace by means of a hand held near infrared spectrometer. *Science of the Total Environment*, *955*, Article 176979. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.176979
10. Kariyama, I. D., Zhai, X., & Wu, B. (2018). Influence of mixing on anaerobic digestion efficiency in stirred tank digesters: A review. *Water Research*, *143*, 503–517. https://doi.org/10.1016/j.watres.2018.06.065
11. Karimi, K., & Mirmohammadsadeghi, S. (2015). *Principles and technologies of biogas production*. Isfahan University of Technology Press. [In Persian].
12. Mao, C., Feng, Y., Wang, X., & Ren, G. (2015). Review on research achievements of biogas from anaerobic digestion. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *45*, 540–555. https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.02.032
13. Mahmoodi-Eshkaftaki, M., Lotfalian Dehkordi, A., Khafajeh, H., & Bahram Shabahrami, S. H. (2026). Improving anaerobic fermentation of agricultural waste using ultrasonic pretreatment to increase biohydrogen production: A study of the metabolic pathway of reactions. *Journal of Agricultural Machinery*, (in Press), e48525. https://doi.org/10.22067/jam.2026.98121.1477
14. Maluta, F., Alberini, F., Paglianti, A., & Montante, G. (2024). A CFD study on the change of scale of non-Newtonian stirred digesters at low Reynolds numbers. *Chemical Engineering Research and Design*, *205*, 498–509. https://doi.org/10.1016/j.cherd.2024.04.018
15. Mata-Alvarez, J., Macé, S., & Llabrés, P. (2000). Anaerobic digestion of organic solid wastes: An overview of research achievements and perspectives. *Bioresource Technology*, *74*(1), 3–16. https://doi.org/10.1016/S0960-8524(00)00023-7
16. Mohammadzadehchali, F., Ostovari Deylamani, A., Shirazi Karameh, A., Ramezanpour, A., Ghobbeh, A., Paymard, P. & Shirazi Karameh, F. (2026). Biogas emissions and renewable energy potential of municipal solid waste landfills: A case study in Kashan, Iran. *Pollution*, *12*(2), 685–697. https://doi.org/10.22059/poll.2026.405717.3188
17. Negahban, V., Ebrahimi-Nik, M., & Rohani, A. (2025). Higher anaerobic digester performance by the strategical increase in the feeding rate of cow manure in laboratory continuous stirred tank reactor. *PLOS ONE*, *20*(10), e0332972. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0332972
18. Rego, A. S. C., Leite, S. A. F., Leite, B. S., & Santos, B. F. (2026). Study of neural models for optimization of biogas production. *Biomass and Bioenergy*, *208*, Article 108727. https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2025.108727
19. Sami, M., Akram, A., & Sharifi, M. (2021). potential evaluation and modeling of biogas production from apple pomace. *Journal of Agricultural Machinery*, *11*(2), 305–316. https://doi.org/10.22067/jam.v11i2.80322.
20. Sánchez-Aguirre, M., Espinosa-Solares, T., Toledo, J. U., & Ramírez-Arpide, F. R. (2026). Enhancing renewable energy performance of biogas systems through Sargassum co-digestion and methane recovery: An integrated life cycle assessment. *Energy Conversion and Management*, *364*, Article 121687. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2026.121687
21. Taghinazhad, J., Abdi, R., & Adl, M. (2018). Modeling of biogas production process from cow manure with completely stirred tank reactor under semi continuously feeding. *Journal of Agricultural Machinery*, *8*(1), 159–169. [in Persian]. https://doi.org/10.22067/jam.v8i1.57758
22. Zhu, Y., Tsui, T.-H., Zhang, L., Smoliński, A., Xiang, G., Lyu, Q., & Liu, R. (2026). Metagenomic insights into microwave-enhanced anaerobic co-digestion for maximizing biomethane and securing pathogen-free biofertilizer from agricultural waste. *Biocatalysis and Agricultural Biotechnology*, *73*, Article 104024. https://doi.org/10.1016/j.bcab.2026.104024