

کاربرد شبکه عصبی GMDH و الگوریتم ژنتیک در مدل سازی درصد متان موجود در گاز مراکز دفن زباله

محمد جواد ذوقی^{۱*}

m.j.zoqi@modares.ac.ir

محمد غمگسار^۲

مسلم گنجی^۳

سعید فلاحی^۴

تاریخ پذیرش: ۸۹/۵/۱۶

تاریخ دریافت: ۸۹/۱/۹

چکیده

زمینه و هدف: در این مطالعه از شبکه عصبی GMDH بر اساس الگوریتم ژنتیک جهت پیش بینی درصد متان موجود در گاز دفن گاه زباله در مقیاس آزمایشگاهی، استفاده شده است. جهت تخمین درصد متان موجود در گاز مرکز دفن به وسیله شبکه عصبی GMDH، از مشخصات فاضلاب به عنوان داده های ورودی و از درصد متان موجود در بیوگاز به عنوان داده خروجی استفاده شده است. پارامترهای ورودی جهت پیش بینی میزان متان موجود در بیوگاز شامل دما، رطوبت، pH، COD و آمونیم می باشد. روش بررسی: راکتورهای شبیه ساز مرکز دفن زباله که در این مطالعه از آن ها استفاده شده، در دو سیستم متفاوت عمل می کنند. سیستم یک (C1)، فقط شامل راکتور حاوی زباله تازه است، در این سیستم فاضلاب پس از تولید بر روی زباله تازه بازگردانده می شود. سیستم دو (C2)، شامل راکتور حاوی زباله تازه و راکتوری حاوی زباله خوب تجزیه شده است. در این سیستم، فاضلاب پس از خروج از زباله تازه، بر روی راکتور حاوی زباله خوب تجزیه شده تخلیه و سپس بر روی زباله تازه بازگردانده می شود. در دو سیستم، پارامترهای کیفی فاضلاب و درصد متان موجود در بیوگاز راکتورها به مدت ۱۳۲ روز پایش شده است. یافته ها: نتایج مطالعه نشان می دهد، شبکه عصبی GMDH در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز دارای عملکرد بالایی می باشد به طوری که ضریب همبستگی در داده های آموزش و تست به ترتیب برابر ۰/۹۸ و ۰/۹۹ برآورد می گردد.

۱- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه بیرجند* (مسوول مکاتبات).

۲- عضو هیات علمی گروه مهندسی محیط زیست، پژوهش کده محیط زیست جهاد دانشگاهی.

۳- دانشجوی دکتری ریاضی کاربردی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۴- دانشجوی دکتری ریاضی کاربردی، دانشگاه گیلان

بحث و نتیجه گیری: با توجه به کارایی بالای شبکه عصبی GMDH در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز، می توان از این مدل جهت طراحی بهینه سیستم های جمع آوری و تصفیه گاز مراکز دفن زباله، و همچنین برای حصول اطمینان از نتایج پایش و کاهش هزینه پایش استفاده کرد.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی GMDH، الگوریتم ژنتیک، فاضلاب مراکز دفن زباله، گاز مراکز دفن زباله، درصد متان.

Application of GMDH and genetic algorithm in fraction in biogas from landfill modeling

Mohammad Javad Zoqi^{1*}

m.j.zoqi@modares.ac.ir

Mohammad Ghamgosar²

Moslem Ganji³

Saeed Fallahi⁴

Abstract

Background and Objective: In this study, The Group Method of Data Handling (GMDH) type neural networks whit genetic algorithm was applied to estimate the methane fraction in landfill gas originating from Lab-scale landfill bioreactors. In this study, to predict the methane fraction in landfill gas as a final product of anaerobic digestion, we used input parameters such as pH, Chemical Oxygen Demand, $\text{NH}_4^+\text{-N}$ and waste temperature.

Method: To this Purpose, two different systems were applied for neural network's data obtained. In system I (C_1), the leachate generated from a fresh-waste reactor was drained to recirculation tank, and recycled every two days. In System II (C_2), the leachate generated from a fresh waste landfill reactor was fed through a well-decomposed refuse landfill reactor, and at the same time, the leachate generated from a well-decomposed refuse landfill reactor recycled to a fresh waste landfill reactor. leachate and landfill gas components were monitored for 132 days.

Findings: The study results indicate that GMDH is able to predict the methane fraction in landfill gas. The correlation between the observed and predicted values for the training data is 0.98 and for the testing data, it is 0.99.

Discussion and Conclusion: The proposed method can significantly predict the methane fraction in landfill gas originating and, consequently, GMDH can be use to optimize the dimensions of a plant using biogas for energy (i.e. heat and/or electricity) recovery and monitoring system.

Key words: GMDH Neural network; genetic algorithm; Leachate; Landfill gas; Methane fraction

1- Assistant Professor of Civil Engineering Department, Birjand University, Iran * (*Corresponding Author*).

2- Environmental reaserch institute of Jahad Daneshgahi

3- Phd student Of Applied Mathematics, Faculty Of Mathematical Sciences and Computer, Shahid Chamran University Of Ahvaz, Ahvaz, Iran

4- Phd student Of Applied Mathematics, Guilan University

مقدمه

مراکز دفن زباله، محل نهایی جهت انبار زباله های تجزیه پذیر و یا بی استفاده است (۱). به عنوان مثال در کشور انگلیس، هر سال حدود ۷۵ میلیون تن زباله در مراکز دفن زباله دفع شود و در آمریکا ۶۷٪ از زباله جامد تولیدی در سال ۱۹۹۱ به مراکز دفن زباله منتقل گردید (۲).

فاضلاب و گاز خروجی از دفن گاه زباله، مهم ترین پارامترهای زیست محیطی مراکز دفن زباله است. فاضلاب دفن گاه زباله، ناشی از رطوبت زباله و رطوبت نفوذی به دفن گاه زباله است. گاز مراکز دفن، از محصولات تجزیه بی هوازی مواد آلی موجود در دفن گاه زباله می باشد. گاز مراکز دفن، به وسیله زهکش های قائم یا افقی جمع آوری و به عنوان منبع انرژی استفاده می شود. در هضم بی هوازی، فرآیندهای پیچیده با استفاده از باکتری های مختلف انجام می شود. طی هضم بی هوازی، مواد آلی با ساختار پیچیده موجود در مراکز دفن، به مواد آلی ساده تر تجزیه شده و سپس به وسیله باکتری های اسید ساز به اسیدهای فرار تخمیر می شوند. اسیدهای فرار با بیش از دو کربن، به استات^۱ و گاز H₂ تبدیل می شوند سپس بوسیله باکتری های متان ساز، استات و گاز H₂ به CH₄ تبدیل می شود (۳).

در چندین مطالعه، مدل های مختلف جهت تشریح فرآیند تولید متان در مراکز دفن زباله بررسی شده است. در مطالعه ای از قانون دارسی جهت توصیف تولید متان در دفن گاه زباله، استفاده شده است (۴). در چند مطالعه از مشخصات فیزیکی نظیر شرایط آب و هوایی، جرم و سن زباله (۵) و عوامل زیست محیطی نظیر رطوبت، سولفات و pH جهت شرح فرآیند تولید متان استفاده شده است (۶). اگرچه در ارتباط با مدل سازی تجزیه بی هوازی پسماندهای جامد شهری به وسیله شبکه عصبی اطلاعات کمی در دسترس است، اما از این وسیله در مدل سازی سیستم های زیست محیطی استفاده شده است. در علوم محیط زیست، از شبکه عصبی به عنوان روشی ساده و انعطاف پذیر جهت تحلیل مسایل غیر خطی کمک گرفته

می شود (۷). برخی از کاربردهای شبکه عصبی شامل پیش بینی مقدار غلظت کلر در سیستم آب شهری (۸)، تعیین رابطه بوی فاضلاب و اکسیژن بیولوژیکی مورد نیاز (BOD) (۹) و پیش بینی کیفیت هوا باشد (۱۰). کارایی مدل های شبکه عصبی در مدل سازی لجن های فاضلاب اثبات شده است (۱۱). هم چنین میزان H₂S و NH₃ موجود در بیوگاز ناشی از هضم بی هوازی، توسط شبکه عصبی با کارایی بالا مدل شده است (۱۲). کاربردهای مشابه از شبکه عصبی مصنوعی در زمینه مهندسی محیط زیست وجود دارد که نشان دهنده پتانسیل بالای این مدل در مدیریت زیست محیطی است. یکی از انواع شبکه عصبی مصنوعی که کارایی آن ها در مدل سازی و پیش بینی اثبات شده است، شبکه های خود-سازمانده می باشد (۵). یکی از انواع شبکه های خود-سازمانده، شبکه های چند جمله ای می باشد. شبکه های چند جمله ای، نتیجه ترکیب روش های رگرسیون خطی و شبکه های عصبی مصنوعی هستند. الگوریتم آموزش شبکه های چند جمله ای را می توان به چند دسته تقسیم نمود. یکی از این الگوریتم های آموزش، الگوریتم GMDH می باشد. نام GMDH، بیان گر ایده اصلی آن یعنی روال تقسیم تصادفی داده های ورودی مدل به دو مجموعه آموزش و تطبیق است. در این الگوریتم مدل هایی که از روی داده هایی با خصوصیات آماری شبیه به یک دیگر ساخته می شوند، باید رفتاری مشابه داشته باشند. در غیر این صورت پارامتر تاثیرگذار در این تفاوت رفتاری باید تصحیح شود. الگوریتم GMDH یا روش دسته بندی گروهی داده های عددی اولین بار توسط ایواخنکو^۲ برای مدل کردن سیستم های پیچیده ای که شامل یک سری داده با چندین ورودی و یک خروجی بودند، مورد استفاده قرار گرفت. در واقع هدف اصلی این روش، ساختن تابعی در یک شبکه بر اساس تابع انتقال درجه دوم می باشد (۱۳). مزیت اصلی GMDH نسبت به شبکه های عصبی مرسوم، به دست آوردن یک مدل ریاضی برحسب چند جمله ای ها، برای فرآیند مورد بررسی است. این

آمونیم، pH و سن مرکز دفن، به عنوان داده های ورودی شبکه چند جمله ای انتخاب شده است.

مواد و روش ها

داده های استفاده شده در این مطالعه، از مطالعه ای که شائو-لیانگ^۱ در سال ۲۰۰۸ انجام داده، اخذ شده است (۱۹). در این مطالعه دو سیستم مختلف در آزمایشگاه مدل شده است. در سیستم یک (C₁)، فاضلاب تولیدی در راکتور حاوی زباله تازه (راکتور A) به سمت مخزن جمع آوری هدایت، و هر دو روز، با استفاده از پمپ پرستالتیک^۲، بر روی راکتور A پمپ می شود. در سیستم دو (C₂)، راکتوری که از زباله تازه پر شده (راکتور B)، به وسیله بازچرخش فاضلاب، به راکتور حاوی زباله خوب تجزیه شده (راکتور C) متصل می گردد. در این سیستم، فاضلاب تولیدی در راکتوری که از زباله تازه پر شده (راکتور B) بر روی راکتور حاوی زباله خوب تجزیه شده (راکتور C) پاشش و همزمان فاضلاب تولیدی در راکتور C بر روی راکتور B تخلیه می شود که این عمل هر دو روز و با استفاده از پمپ پرستالتیک صورت می گیرد. سپس نمونه های فاضلاب، هر شش روز از قسمت خروجی راکتورها جمع آوری می گردد و غلظت COD، NH₄⁺-N و pH اندازه گیری می شود. میزان pH به وسیله pH متر شرکت HACH اندازه گیری شده است. اندازه گیری غلظت COD، NH₄⁺-N و درصد متان موجود در بیوگاز مطابق استاندارد انجام شده است (۱۹). از این پارامترها به عنوان داده های شبکه عصبی استفاده می شود. از طرفی راکتورهای مدل شده در این مطالعه در محفظه عایق حرارت و در دمای ۲۲±۲ درجه سانتی گراد، نگه داری می شود. لذا با توجه به ثابت بودن دما، از این پارامتر در داده های ورودی شبکه عصبی استفاده نمی شود. علاوه بر پارامترهای مربوط به فاضلاب، از زمان نمونه گیری که نشان دهنده عمر راکتورها می باشد، به عنوان یکی از داده های ورودی مدل، استفاده می شود. پارامتر هدف مدل شبکه عصبی، درصد متان موجود در بیوگاز است که در مطالعه انجام شده

مدل ریاضی می تواند در شناسایی و یا حتی توصیف کامل فرآیند مورد استفاده قرار گیرد (۱۴).

از مشخصات فاضلاب دفن گاه جهت ارزیابی عملکرد مراکز دفن استفاده می شود. پارامترهایی نظیر COD، BOD، آمونیم، pH، سولفات و کلراید، جهت توصیف شرایط فاضلاب مراکز دفن استفاده می گردد (۱۵). این پارامترها به عنوان شاخص های تثبیت در مراکز دفن زباله استفاده می شوند.

یکی از انواع رایج مراکز دفن زباله، آن هایی هستند که فاضلاب تولیدی در مراکز دفن زباله، مجدد بر روی سطح مراکز دفن زباله تخلیه می شود. بازچرخش فاضلاب بر روی مراکز دفن زباله سبب می شود، فرآیند تجزیه و تثبیت زباله جامد با سرعت بیش تری انجام گیرد و در نتیجه تولید بیوگاز در مراکز دفن زباله افزایش یابد (۱۶). مزایای بازچرخش فاضلاب در مراکز دفن زباله به طور گسترده بررسی شده است (۱۷). لذا در این مطالعه پیش بینی در صد متان موجود در گاز دفن گاه زباله، برای حالت همراه با باز چرخش فاضلاب مطالعه شده است.

به علت میزان تاثیر گاز متان بر گرمایش جهانی، گاز خروجی از مراکز دفن زباله باید کنترل شود (۱۸). روش های مختلفی برای تعیین بهترین استفاده از بیوگاز مورد مطالعه قرار گرفته است، استحصال و استفاده به عنوان منبع انرژی، یکی از روش های موثر در کنترل انتشار گاز دفن گاه زباله است. اما جهت استفاده از هر یک از این روش ها باید درصد متان موجود در بیوگاز پایش شود. در این مطالعه، جهت پیش بینی درصد متان بیوگاز، که در دفن گاه زباله و در مقیاس آزمایشگاهی تولید می شود، مدلی ارایه می گردد. یک مدل پیش بینی می تواند کارایی سیستم های استحصال انرژی، در مراکز دفن زباله را تضمین کند.

پیش بینی دقیق درصد متان خروجی از مراکز دفن، مستلزم مدلی است که روابط بین پارامترهای زیست محیطی و تولید متان را درک و شبیه سازی کند. در این مطالعه درصد متان موجود در بیوگاز به عنوان محصول نهایی هضم بی هوازی، به وسیله شبکه چند جمله ای دارای الگوریتم یادگیری GMDH برآورد می شود. پارامترهای عمومی فاضلاب مانند COD،

1- Shou-liang
2- Peristaltic

$$e = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad \text{رابطه (۳)}$$

برای یافتن مقدار حداقل خطا، از مشتق جزئی رابطه (۳) استفاده می شود. با جای گذاری از رابطه (۲) در این مشتق جزئی، یک معادله ماتریسی ($Aa = y$) به دست می آید. در این معادله $Y = \{y_1, \dots, y_m\}^T$ ، $a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$ و ماتریس A مطابق رابطه (۴) می باشد.

رابطه (۴)

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1p} & x_{1p}^2 & x_{1p}^2 & x_{1p} & x_{1p} \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 & x_{2p} & x_{2q} \\ 1 & x_{np} & x_{nq} & x_{np}^2 & x_{nq}^2 & x_{np} & x_{nq} \end{bmatrix}$$

یک روش حل برای این معادله ماتریسی ($Aa = y$)، استفاده از روش تجزیه به مقدار تکین (SVD^T) است. در صورت استفاده از روش SVD مجهول a از رابطه (۵) محاسبه می گردد.

$$a = (A^T A)^{-1} A^T y \quad \text{رابطه (۵)}$$

در رابطه (۵)، A^T ترانهاده ماتریس A است. با استفاده از این روش حل مجهول a در هر حالتی قابل محاسبه خواهد بود. چنانچه ماتریس $(A^T A)$ وارون پذیر نباشد از روش Thikhonov جهت حل معادله استفاده خواهد شد.

در طراحی شبکه عصبی GMDH، هدف جلوگیری از رشد واگرایی شبکه و نیز مرتبط کردن شکل و ساختار شبکه به یک یا چند پارامتر عددی بوده، به گونه ای که با تغییر این پارامتر ساختار شبکه نیز تغییر کند. روش های تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه های عصبی به دلیل قابلیت های منحصر به فرد خود در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش بینی، دارند. در این مقاله برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است (۲۰). برای عمومیت بخشیدن به شبکه های عصبی GMDH، باید قید

توسط شائو- لیانگ مانند پارامترهای فاضلاب هر شش روز اندازه گیری شده است.

۱- شبکه عصبی GMDH

به طور کلی برای مدل کردن سیستم های پیچیده ای که شامل مجموعه ای از داده ها با چندین ورودی و یک خروجی می باشند می توان از چند جمله ای های VKG^1 (رابطه ۱) استفاده نمود.

رابطه (۱)

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

که در آن $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ بردارهای ورودی، y خروجی مدل و a_i ها ضرایب چند جمله ای می باشند. چند جمله ای های VKG با استفاده از چند جمله ای های درجه دوم تقریب زده می شوند. این چند جمله ای های درجه دوم بر اساس ترکیبات دوتایی ورودی های شبکه ساخته می شوند. الگوریتم GMDH با استفاده از این ایده به عنوان روش یادگیری، برای مدل سازی سیستم های پیچیده معرفی شده است (۱۳، ۱۴).

شبکه عصبی GMDH دارای ساختار یک شبکه چند لایه و رو به جلو می باشد و در برگزیده مجموعه ای از نرون ها است که از پیوند جفت های مختلف ورودی از طریق یک چند جمله ای درجه دوم به وجود می آیند. هر لایه در این شبکه از یک یا چند واحد پردازش گر تشکیل شده است که هر یک از آن ها دارای دو ورودی و یک خروجی می باشد. این واحدها عملاً نقش اجزای سازنده مدل را ایفا می نمایند و به شکل یک چند جمله ای درجه دوم فرض می شوند (رابطه ۲).

رابطه (۲)

$$\hat{y}_n = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_1 x_2 + a_4 x_1^2 + a_5 x_2^2$$

پارامترهای مجهول الگوریتم GMDH ضرایب چند جمله ای رابطه (۲) می باشد. جهت محاسبه مقدار خروجی \hat{y}_i برای هر بردار ورودی $x = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ بر اساس رابطه (۲)، باید میانگین مربعات خطا (رابطه ۳) به حداقل برسد.

جدول ۱- پارامترهای ورودی و خروجی مدل

Table 1- Model input and output parameters

پارامترهای ورودی [P]	
pH	[P ₁]
COD (mg/l)	[P ₂]
NH ₄ ⁺ -N (mg/l)	[P ₃]
مدت زمان بازچرخش (روز)	[P ₄]
پارامتر خروجی [T]	
درصد متان موجود در گاز دفن گاه زباله	[T]

۲-۱- درصد متان بیوگاز (T)

در صد متان موجود در گاز دفن گاه زباله که به عنوان پارامتر خروجی شبکه عصبی انتخاب شده، یکی از مهم ترین محصولات هضم بی هوازی در مراکز دفن زباله است. گاز مراکز دفن تحت شرایط هوازی و بی هوازی تولید می شود. شرایط هوازی بلافاصله پس از تخیه پسماند و به علت به دام افتادن هوا، رخ می دهد. فاز هوازی دارای عمر کوتاهی بوده و مهم ترین گاز تولیدی در آن، دی اکسید کربن است. پس از مصرف شدن اکسیژن به دام افتاده، فرآیند تجزیه بی هوازی تا پایان عمر دفن گاه زباله، ادامه خواهد داشت. هضم بی هوازی، گازی که معمولاً شامل ۵۵٪ متان و ۴۵٪ دی اکسیدکربن و مقدار ناچیزی CO و H₂S است، تولید می کند. این گاز به علت وجود متان، دارای ارزش گرمایی بالایی می باشد. تولید متان و دی اکسید کربن از مواد آلی، طی فرایند بی هوازی در چند مرحله اصلی تقسیم بندی شده است (۲۲).

۲-۲- میزان pH [P₁]

تغییرات pH ناشی از نوع باکتری های تجزیه کننده پسماند است. pH کم به علت وجود اسیدهای آلی است و در این حالت، مرحله اول هضم بی هوازی غالب است. مقدار pH یکی از پارامترهای مهم در میزان تولید متان، در مراکز دفن زباله است. مقدار pH در فاضلاب تثبیت شده در حدود ۸ است در فاز تثبیت، میزان تولید متان افزایش می یابد. هم چنین مطالعات نشان می دهد مقدار pH، هر چه با سرعت بیش تری

استفاده از لایه مجاور در ساختن لایه بعد حذف شود. این نوع از شبکه های عصبی GS نامیده می شوند و برای ساخت لایه جدید از تمام لایه های قبلی (شامل لایه ورودی) استفاده می کنند (۲۱).

۲- پارامترهای ورودی و خروجی

از پارامترهایی نظیر اکسیژن بیولوژیکی مورد نیاز (BOD)، اکسیژن شیمیایی مورد نیاز (COD)، غلظت آمونیوم، سولفات، کلراید و میزان pH به طور معمول برای توصیف وضعیت فاضلاب مراکز دفن زباله استفاده می شود (۱۵). در این مقاله جهت پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز از غلظت COD در فاضلاب دفن گاه زباله، میزان pH، میزان غلظت NH₄⁺-N و زمان به عنوان داده های ورودی شبکه عصبی استفاده شده است. داده های ورودی و خروجی شبکه عصبی در جدول (۱) نمایش داده شده است. دمای زباله به علت ثابت بودن در طول مدت آزمایش از داده های ورودی حذف شده است.

در مطالعه انجام شده توسط شائو- لیانگ، پارامترهای کیفی فاضلاب و درصد متان تولیدی سه راکتور (A,B,C)، در طول مدت آزمایش (۱۳۲ روز)، هر ۶ روز یک بار اندازه گیری شده است. در طول مدت آزمایش، از فاضلاب هر راکتور ۲۲ نمونه تهیه و پایش شده است و هم زمان درصد متان بیوگاز اندازه گیری می شود (۱۹). جهت تهیه داده های تست و آموزش، در شبکه عصبی، اطلاعات مربوط به هر سه راکتور با هم تلفیق شده است. بنابراین تعداد کل نمونه های مورد استفاده در شبکه عصبی ۶۶ عدد است. داده های به دست آمده از این سه راکتور به دو زیر مجموعه آموزش و تست تقسیم می شود که ۴۴ عدد از آن ها جهت آموزش و ۲۲ نمونه باقی مانده، جهت تست شبکه عصبی استفاده می شود.

۵-۲- مدت زمان بازچرخش [P₄]

درصد متان و میزان بیوگاز تولیدی، با عمر مراکز دفن افزایش می یابد، همچنین پارامترهای فاضلاب با گذشت زمان، تغییرات قابل توجهی می کنند (۱۹) (۲۴). لذا مدت زمان سپری شده، به عنوان یکی از داده های ورودی شبکه عصبی انتخاب شده است.

بحث و نتیجه گیری

جهت پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز با استفاده از شبکه عصبی GMDH، ۶۶ داده موجود به دو گروه آموزش و تست تقسیم شده است. مجموعه آموزش (شامل ۴۴ داده)، برای طراحی ساختار GMDH و مجموعه تست (شامل ۲۲ داده) جهت برآورد عملکرد شبکه در پیش بینی، بکار رفته است. به منظور بدست آوردن چند جمله ای مناسب برای برآورد درصد متان موجود در بیوگاز نسبت به پارامترهای ورودی، در طراحی ساختار GMDH از جمعیت اولیه ۱۰۰، احتمال Crossover ۰/۹ و احتمال جهش (Mutation) ۰/۱ در ۳۰۰ نسل (تکرار) استفاده شده است. ساختار مدل شبکه عصبی GMDH با دو لایه پنهان، در شکل (۱) نشان داده شده است. این شبکه متناظر با نمایش ژنوم bcadbccc برای درصد متان موجود در بیوگاز می باشد. که در آن c, b, a و d به ترتیب بیانگر مدت زمان بازچرخش، اکسیژن شیمیایی مورد نیاز (COD)، غلظت آمونیوم (NH₄⁺-N) و میزان pH می باشند.

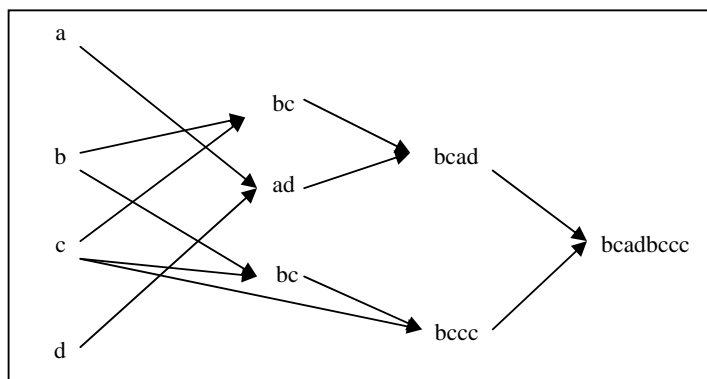
افزایش یابد، نشان دهنده تجزیه سریع زباله در مراکز دفن زباله است، زیرا با کاهش ترکیبات مواد آلی در فاضلاب، میزان pH افزایش می یابد (۲۳).

۳-۲- اکسیژن شیمیایی مورد نیاز (COD) [P₂]

میزان غلظت COD در فاضلاب، پس از تخلیه پسماند در دفن گاه زباله به شدت افزایش می یابد. پس از شروع تجزیه مواد آلی، غلظت COD در فاضلاب دفن گاه زباله، بطور پیوسته کاهش می یابد. این کاهش تا رسیدن به حالت تثبیت ادامه دارد. پارامتر COD وابسته به فعالیت میکروارگانیسم ها در مراکز دفن زباله است و تغییرات این پارامتر، مهم ترین شاخص تثبیت، در مراکز دفن زباله می باشد. غلظت بالای COD، نشان دهنده افزایش سرعت تجزیه در مرحله اول هضم بی هوازی است، در این مرحله مواد آلی با ساختار پیچیده به اسیدهای آلی قابل حل در آب تبدیل می شوند. کاهش غلظت COD، نشان دهنده شروع مرحله دوم هضم بی هوازی و تثبیت پسماند جامد است. همزمان با افزایش تولید بیوگاز و درصد متان، غلظت COD کاهش می یابد. این نتایج در مطالعه انجام شده توسط شائو- لیانگ نیز تایید شده است (۱۹).

۴-۲- آمونیوم (NH₄⁺-N) [P₃]

غلظت NH₄⁺-N در فاضلاب خروجی از مراکز دفن در روزهای اول، دارای افزایش سریعی است، این افزایش به علت تجزیه مواد آلی نیتروژن دار موجود در مراکز دفن زباله، رخ می دهد. غلظت NH₄⁺-N در فاضلاب مراکز دفن زباله، در سطح بالایی، باقی می ماند و آمونیوم بوجود آمده در فاضلاب تجمع می یابد. چرا که، میکروارگانیسم های نیتریفیکاسیون^۱ که در محیط هوازی به خوبی عمل می کند، در فرایند های بی هوازی وجود ندارند (۲۴). تنها روش حذف NH₄⁺-N در مراکز دفن زباله، جذب سطحی آمونیوم فاضلاب توسط زباله های خوب تجزیه شده است که از آن برای رشد باکتریهای بی هوازی استفاده می شود (۲۵). لذا کاهش غلظت NH₄⁺-N در فاضلاب دفن گاه زباله، نشان دهنده افزایش فعالیت باکتری های متان ساز و افزایش تولید متان است.



شکل ۱- ساختمان شبکه GMDH در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز

Fig1- GMDH network topology to predict methane in biogas

خطا (RMSE)، میانگین مربعات خطا (MSE) و انحراف میانگین (MAD) می باشد. در جدول (۲) مقادیر این شاخص های آماری برای داده های آموزش و تست به طور مجزا نمایش داده شده است.

جهت ارزیابی شبکه عصبی انتخاب شده، از شاخص های آماری بین داده های خروجی شبکه و داده های پایش شده استفاده شده است. شاخص های آماری استفاده شده در این مقاله شامل، ضریب همبستگی (R^2)، مجذور میانگین مربعات

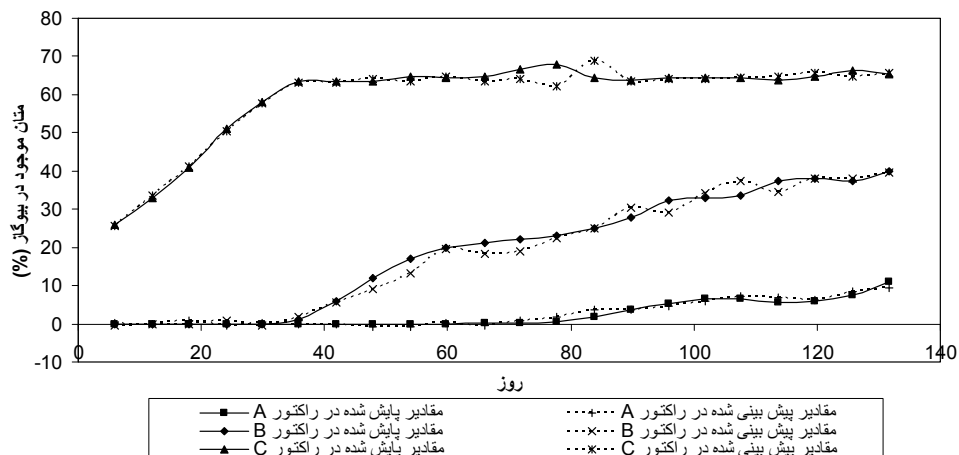
جدول ۲- شاخص های آماری مدل شبکه های عصبی GMDH در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز

Table 2- Statistical indicators of methane prediction in biogas by GMDH neural network

MAD	MSE	RMSE	R^2	شاخص آماری
۴	۳۶	۶	۰/۹۸	داده های آموزش
۲/۳	۸/۷	۲/۹	۰/۹۹	داده های تست

است. با توجه به شکل ۴ و شاخص های آماری، شبکه عصبی انتخاب شده، دارای کارایی بالایی در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز است.

در شکل ۲، درصد متان موجود در بیوگاز که توسط شبکه عصبی GMDH برآورد شده و درصد متان پایش شده برای تمام راکتورها (A,B,C)، نسبت به زمان رسم شده



شکل ۲- داده های پایش شده و پیش بینی شده در راکتور های A, B, C

Fig 2- Experimental and predicted data for reactors A, B and C

دو لایه (شکل ۱) پیش بینی شده است. با وجود ظاهر ساده این شبکه، تابع پیش بینی کننده درصد متان موجود در بیوگاز پیچیده است. این تابع در رابطه (۶) نمایش داده شده است.

با توجه به کارایی بالا شبکه انتخاب شده تابع پیش بینی کننده درصد متان موجود در بیوگاز از شبکه GMDH استخراج می گردد. درصد متان موجود در بیوگاز با استفاده از یک شبکه

$$CH_4 = -0.3821 + 0.4731y_4 + 0.2868y_5 + 0.0197y_4^2 + 0.02947y_5^2 - 0.0451y_4y_5$$

$$y_1 = 0.0000519 - 0.00148x_2 + 0.0567x_3 + 0.000000018x_2^2 - 0.00000757x_3^2 - 0.000000429x_2x_3$$

$$y_2 = 762.71 - 2.64x_1 - 237.987x_4 - 0.0047x_1^2 + 18.456x_4^2 + 0.468x_1x_4$$

$$y_3 = 0.0000519 - 0.00148x_2 + 0.0569x_3 + 0.000000018x_2^2 - 0.00000757x_3^2 - 0.000000429x_2x_3 \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$y_4 = -0.1882 + 0.2751y_1 + 0.4679y_2 + 0.0113y_1^2 + 0.00672y_2^2 - 0.013y_1y_2$$

$$y_5 = 46.531 + 1.5423y_3 - 0.0604x_3 - 0.00077y_3^2 + 0.0000159x_3^2 - 0.000237y_3x_3$$

مراکز دفن زباله، به وسیله شبکه عصبی GMDH مدل شده است و برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. با وجود اهمیت تجزیه پسماند جامد در مراکز دفن، اطلاعات کمی در زمینه شبیه سازی تاثیر پارامترهای زیست محیطی بر تجزیه پسماندهای جامد وجود دارد. در مطالعات انجام شده، بیش تر تاثیر عوامل زیست محیطی بر تجزیه پسماند جامد و تولید متان، به صورت کلی و جداگانه بررسی شده است. در این مقاله از شبکه عصبی

در این رابطه x_1, x_2, x_3, x_4 به ترتیب متناظر با مدت زمان بازچرخش، اکسیژن شیمیایی مورد نیاز (COD)، غلظت آمونیموم (NH_4^+-N) و میزان pH می باشد.

نتیجه

در این مقاله درصد متان موجود در بیوگاز دو سیستم متفاوت (C_2, C_1) پیش بینی شد. رابطه بین مدت زمان بازچرخش و مشخصات فاضلاب دفن گاه زباله، با درصد متان موجود در گاز

- Environmental Modelling & Software 22: 815-822.
8. Rodriguez, M.J., Se´rodes, J.B., 1999. Assessing empirical linear and non-linear modelling of residual chlorine in urban drinking water systems. Environmental Modelling & Software 14 (1), 93-102.
 9. Onkal-Engin, G., Demir, I., Engin, S.N., 2005. Determination of the relationship between sewage odour and BOD by neural networks. Environmental Modelling & Software 20 (7), 843-850.
 10. Kolehmainen, M., Martikainen, H., Ruuskanen, J., 2001. Neural networks and periodic components used in air quality forecasting. Atmospheric Environment 35: 815-825.
 11. Holubar, P., Zani, L., Hager, M., Fro¨schl, W., Radak, Z., Braun, R., 2002. Advanced controlling of anaerobic digestion by means of hierarchical neural networks. Water Research 36, 2582-2588.
 12. Strik, D.P.B.T.B., Domnanovich, A.M., Zani, L., Braun, R., Holubar, P., 2005. Prediction of trace compounds in biogas from anaerobic digestion using the MATLAB neural network toolbox. Environmental Modelling & Software 20, 803-810.
 13. Ivakhneko. A. G., 1971. polynomial theory of complex systems. IEE Trans. On systems. Man and Cybernetics SMC. 1, 364-378.
 14. Madala. H. R, Ivakhenko. A.G., 1994. Inductive Learning Algorithms for complex systems Modeling. CRC Press Inc. Boca Raton.
 15. Reinhart, D.R., Grosh, C.J., 1998. Analysis of Florida MSW Landfill Leachate Quality, Florida Center for
- GMDH برای در نظر گرفتن تاثیر هم زمان پارامترهای زیست محیطی بر تولید متان، استفاده شده است. شاخص های آماری به دست آمده، نشان داد شبکه GMDH در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز و درک روابط بین پارامترهای زیست محیطی و میزان متان تولیدی، کارایی بالایی دارد. از این مدل می توان برای حصول اطمینان از نتایج پایش و کاهش هزینه پایش استفاده کرد. هم چنین مدل پیش بینی می تواند جهت طراحی بهینه سیستم های جمع آوری و تصفیه گاز مراکز دفن زباله، به کار رود.
- منابع
1. Daniel, D.E., 1993. Geotechnical Practices for Waste Disposal. Chapman and Hall, USA.
 2. Lober, J.D., 1996. Municipal solid waste policy and public participation in household source reduction. Waste management and research. 14: 125-143.
 3. Speece, R.E., 1996. Anaerobic Biotechnology for Industrial Wastewaters. Archae Press, Nashville, Tennessee, USA.
 4. Young, A., 1989. Mathematical modeling of landfill degradation. Journal of Environmental Engineering, ASCE 115 (6), 1073-1087.
 5. Peer, R.L., Darcy, D.L., Campbell, D.L., 1992. Development of an Empirical Model of Methane Emissions from Landfills. EPA/600/SR-92/037.
 6. Gurijala, K.R., Sa, P., Robinson, J.A., 1997. Statistical modeling of methane production from landfill samples. Applied and Environmental Microbiology 63 (10), 3797-3803.
 7. Bestamin, O., Ahmet, D., 2007. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale landfill bioreactors.

- process. Proc I MECH E Part B J Eng Manufact 217:779-90.
21. Atashkari K, Nariman-Zadeh N, Gölcü M, Khalkhali A, Jamali A., 2007. Modelling and multi-objective optimization of a variable valve-timing spark-ignition engine using polynomial neural networks and evolutionary algorithms. *Energ Convers Manage* 48:1029-41.
 22. Gurijala, K.R., Suflita, J.M., 1993. Environmental factors influencing methanogenesis from refuse in landfill samples. *Environmental Science & Technology* 27, 1176-1181.
 23. Reinhart, D. R., and Townsend, T. G., 1997. *Landfill Bioreactor Design & Operation*. Lewis Publishers: New York.
 24. Benson, C. H., Barlaz, M. A., Lane, D. T., and Rawe, J. M., 2007. Practice review of five bioreactor/recirculation landfills. *Waste Management*, 27: 13-29.
 25. Kettunen, R.H., Hoilijoki, T.H., Rintala, J.A., 1996. Anaerobic and sequential anaerobic-aerobic treatments of municipal landfill leachate at low temperatures. *Bioresour Technol.* 58: 31-40.
 16. Reinhart, D.R., Al-Yousfi, B., 1996. The impact of leachate recirculation on municipal solid waste landfill operating characteristics. *Waste Management and Research*. 14: 337-346.
 17. Pohland, F.G., Al-Yousfi, B., 1994. Design and operation of landfills for optimum stabilization and biogas production. *Water Science and Technology* 30 (12), 117-124.
 18. Perera, L.A.K., Achari, G., Hettiaratchi, J.P.A., 2002. Determination of source strength of landfill gas: a numerical modeling approach. *Journal of Environmental Engineering, ASCE* 128 (5), 461-471.
 19. Shou-liang, H., Bei-dou, X., 2008. In situ simultaneous organics and nitrogen removal from recycled landfill leachate using an anaerobic-aerobic process. *Bioresource Technology* 99: 6456-6463.
 20. Nariman-Zadeh N, Darvizeh A, Ahmad-Zadeh GR., 2003. Hybrid genetic design of GMDH-type neural networks using singular value decomposition for modelling and prediction of the explosive cutting Solid and Hazardous Waste Management. Final Report #97-3.