مجله سلامت و محیط، فصلنامه‌ی علمی پژوهشی
انجمن علمی بهداشت محیط ایران
دوره دوم، شماره دوم، تابستان ۱۳۸۸، صفحات ۱۴۰ تا ۱۴۹

پیش بینی درصد متان موجود در گاز مراکز دفن زباله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

محمد جواد ذوقی[۱]، آریامن قویدل[۲]
نویسنده مسئول: رشت، پژوهشکده محیط زیست جهاد دانشگاهی، *mj_zoqi@civilEng.iust.ac.ir*

دریافت: ۸۸/۱/۲۲ پذیرش: ۸۸/۴/۳۱

چکیده

زمینه و هدف: *تکنیک های مختلفی برای استفاده بهینه از گاز تولیدی در دفنگاه زباله مورد مطالعه قرار گرفته است. اما برای استفاده از هر یک از این تکنیک ها و همچنین تضمین کارایی سیستم های استحصال انرژی، باید درصد متان موجود در بیوگاز سنجش و پیش بینی شود. در این مطالعه برای پیش بینی درصد متان موجود در گاز دفنگاه زباله در مقیاس آزمایشگاهی، از شبکه عصبی استفاده شده است.*

روش بررسی: *در این مطالعه راکتورهای شبیه ساز مرکز دفن زباله، در دو سیستم متفاوت عمل می کنند، جهت تخمین درصد متان موجود در گاز مرکز دفن به وسیله شبکه عصبی مصنوعی، از مشخصات فاضلاب این راکتورها به عنوان داده های ورودی استفاده شده است. سیستم یک(C_1)، در این سیستم، فاضلاب پس از تولید بر روی زباله تازه بازگردانده می شود. سیستم دو(C_2)، در این سیستم، فاضلاب پس از خروج از زباله تازه برروی راکتور حاوی زباله خوب تجزیه شده تخلیه و سپس بر روی زباله تازه بازگردانده می شود.*

یافته ها: *شبکه عصبی دارای کارایی بالا یی در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز است، به طوری که مقدار ضریب همبستگی در شبکه عصبی بهینه، برای داده های آموزش و تست، به ترتیب برابر ۰/۹۹۹ و ۰/۹۹۷ می باشد و ضریب انحراف معیار به ترتیب برابر ۱/۰۹۸ و ۲/۳۸۷ است.*

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

واژگان کلیدی: فاضلاب مراکز دفن زباله، گاز مراکز دفن زباله، شبکه عصبی مصنوعی، درصد متان، تجزیه بی هوازی

۱- کارشناس ارشد عمران محیط زیست، عضو شورای علمی پژوهشکده محیط زیست جهاد دانشگاهی
۲- کارشناس ارشد بهداشت محیط، عضو هیئت علمی پژوهشکده محیط زیست جهاد دانشگاهی

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

مقدمه

مراکــز دفن زباله محل نهایی انبار زباله های تجزیه پذیر یا بی اســتفاده است (۱). برای مثال در کشور انگلیس در هر سال حدود ۷۵ میلیون تن زباله در مراکز دفن زباله دفع می شــود و در آمریکا ۶۷٪ از زباله جامد تولیدی در ســال ۱۹۹۱ به مراکز دفن زباله منتقل شــده اســت(۲). فاضــلاب و گاز خروجی از دفنگاه زباله، مهم ترین پارامترهای زیســت محیطی مراکز دفن زباله اســت. گاز مراکز دفن از محصــولات تجزیه بی هوازی مواد آلی موجود در دفنگاه زباله اســت. طی هضم بی هوازی، مواد آلی با ســاختار پیچیده، 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 و گاز H_2 تبدیل می شوند، سپس به وسیله باکتری های متان ساز، استات و گاز H_2 به CH_4 تبدیل می شود(۳).

در چندین مطالعه مدل های مختلف، برای تشریح فرایند تولید متان در مراکز دفن زباله بررســی شــده است. در مطالعه ای از قانون دارسی جهت توصیف تولید متان در دفنگاه زباله، استفاده شده است (۴). در چند مطالعه از مشخصات فیزیکی نظیر شرایط آب و هوایی، جرم و ســن زباله و فاکتورهای زیســت محیطی نظیر رطوبت، ســولفات و pH جهت شــرح فرایند تولید متان استفاده شده است(۶و۵). اگرچه کوشش زیادی برای استفاده از شبکه عصبی در پیش بینی میزان متان موجود در بیوگاز با توجه به مشخصات فاضلاب دفنگاه زباله، صورت نگرفته است. اما از این وسیله در مدل سازی سیستم های زیست محیطی استفاده شده اســت (۷). برخی از کاربردهای شبکه عصبی شامل پیش بینی مقدار غلظت کلر در سیســتم آب شهری(۸)، تعیین رابطه بوی فاضلاب و اکســیژن بیولوژیکی مــورد نیاز(BOD)(۹) و پیش بینی کیفیت هوا می باشــد(۱۰). کارایی مدل های شــبکه عصبی در مدل ســازی لجن های فاضلاب اثبات شــده اســت (۱۱). همچنین میزان H_2SوNH_3 موجود در بیوگاز ناشــی از هضم بی هوازی، توســط شبکه عصبی با کارایی بالا مدل شده است(۱۲). این کاربردها نشان دهنده پتانسیل بالای این مدل در مدیریت زیست محیطی است.

یکی از انواع رایج مراکز دفن زباله، آنهایی هســتند که فاضلاب تولیدی مجدد بر روی ســطح مراکز دفن زباله تخلیه می شود. (۱۴). مزایــای بازچرخــش فاضــلاب در مراکز دفــن زباله به طورگســترده بررسی شده اســت(۱۵). لذا در این مطالعه پیش بینی درصد متان موجود در گاز دفنگاه زباله، برای حالت همراه با باز چرخش فاضلاب بررسی می گردد.

بــه علت میزان تاثیر گاز متان بر گرمایش جهانی، گاز خروجی از مراکز دفن زباله باید کنترل شــود(۱۶). سیستم های مختلفی برای کاهش اثرات مخــرب گاز خروجی از دفنگاه زباله مورد مطالعه قرار گرفته اســت، اما جهت انتخاب سیســتم مناسب و اســتفاده بهینه از سیســتم انتخابی باید درصــد متان موجود در بیوگاز پایش و پیش بینــی گردد. همچنین یک مدل پیش بینی می تواند کارایی سیســتم های استحصال انرژی، در مراکز دفن زبالــه را تضمین کند. پیش بینــی دقیق درصد متان خروجی از مراکز دفن، مســتلزم مدلی اســت که روابط بیــن پارامترهای زیســت محیطی و تولید متان را درک و شــبیه ســازی کند. در ایــن مطالعه درصد متان موجود در بیــوگاز به عنوان محصول نهایی هضم بی هوازی، به وسیله شبکه عصبی مصنوعی برآورد می شود. از مشخصات فاضلاب دفنگاه جهت ارزیابی عملکرد مراکز دفن اســتفاده می شود. پارامترهایی نظیر COD، BOD، آمونیوم، pH جهت توصیف شرایط فاضلاب مراکز دفن استفاده می شــود(۱۳). لذا در این مطالعه پارامترهای عمومی فاضلاب مانند COD، آمونیوم، pH و سن مرکز دفن به عنوان داده های ورودی شبکه عصبی انتخاب شده است.

مواد و روش ها

داده های اســتفاده شــده در این مطالعــه، از مطالعه ای که شــائو- لیانگ در ســال ۲۰۰۸ انجام داده، اخذ شده است(۱۷). در این مطالعه، زباله ای که توســط کامیون های جمع آوری در محل مرکز دفن زباله تخلیه می شــود، بلافاصله به عنوان زباله

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

تازه جمع آوری شده است. پس از جمع آوری زباله کیسه های پلاستیکی و مواد غیر آلی حجیم از زباله جدا شده و زباله سرند شـده به آزمایشگاه منتقل می شـود. تمام زباله ها پس از خرد شدن و مخلوط شدن، در ستون های شبیه ساز دفنگاه زباله قرار داده می شود. اجزای تشکیل دهنده زباله به شرح ذیل است (بر طبق وزن): مواد زاید آشپزخانه ۶۵٪، کاغذ ۹٪، پلاستیک ۱۲٪ ، پارچه ۲٪ ، فلز ۰/۵ ٪ و مواد دیگر ۱۱/۵ ٪. زباله خوب تجزیه شـده از قسمت هایی از مرکز دفن زباله که دارای عمر بیش از ۱۲ سال بود، به وسیله حفاری برداشت شده است. زباله خوب تجزیه شـده دارای مواد آلی کمتر از ۵٪ و نیتروژن موجود در آن کمتر از ۳٪ می باشد. سپس این زباله مخلوط و به تکه های ۵-۲ سانتیمترخرد می شود.

راکتورهای شبیه ساز مرکز دفن زباله، که در این تحقیق استفاده شـده است، دارای مقطع مربع و مساحت داخلی ۴۰۰ سانتیمتر مربع می باشـد. ارتفاع این راکتورهای ۱۳۰ سـانتیمتر اسـت که حجـم موثر ۴۰ لیتـر را به وجود می آورد. برای سـاخت راکتورها از پلکسی گلاس اسـتفاده شده و برای جلوگیری از تبـادل حرارتی با محیط از فوم پلـی یورتان جهت عایق بندی راکتورها اسـتفاده شده است. برای جلوگیری از ایجاد مانع در خروج آب، انتهای تمام راکتورها به ضخامت ۱۵ سـانتیمتر به وسـیله شن پر شده است. دو راکتور شبیه ساز مرکز دفن زباله (راکتورهای B،A) به وسـیله ۲۴ کیلوگرم زباله تازه پر شـده است. راکتور شبیه ساز دیگر (راکتور C) به وسیله ۴۴ کیلوگرم از زباله خوب تجزیه شده پر شده است .

در این مطالعه دو سیسـتم مختلف در آزمایشـگاه مدل شـده است. در سیستم یک (C_1) ، فاضلاب تولیدی در راکتور حاوی زباله تازه (راکتورA) به سـمت مخـزن جمع آوری هدایت و هر دو روز با اسـتفاده از پمپ پریسـتالتیک بر روی راکتور A پمپ می شـود. در سیسـتم دو (C_2)، راکتوری که از زباله تازه پر شـده (راکتور B) ، به وسیله بازچرخش فاضلاب به راکتور حاوی زباله خوب تجزیه شـده (راکتـور C) متصل می گردد. در این سیسـتم، فاضلاب تولیدی در راکتوری که از زباله تازه پرشـده (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، این عمل هر دو روز و با استفاده از پمپ پریستالتیک صورت می گیرد. سپس نمونه های فاضلاب، هر شش روز از قسمت خروجی راکتورها جمع آوری مـی گـردد و غلظـت COD ، NH_4^+-N وpH اندازه گیری می شـود. میزان pH به وسیله pH متر شرکت HACH اندازه گیری شـده اسـت. اندازه گیری غلظـت COD، NH_4^+-N و درصد متـان موجود در بیوگاز مطابق اسـتاندارد انجام شـده اسـت(۱۷). از این پارامترها به عنوان داده های شـبکه عصبی استفاده می شود. همچنین راکتورهای مدل شده در این مطالعه در محفظـه عایق حرارت و در دمای ۲±۳۲ درجه سـانتیگراد نگهداری می شـود. لذا با توجه به ثابت بودن دما از این پارامتر در داده های ورودی شـبکه عصبی اسـتفاده نمی شود. علاوه بـر پارامترهای مربـوط به فاضلاب، از زمـان 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 اسـت که در مطالعه انجام شـده توسـط شـائو- لیانگ مانند پارامترهای فاضلاب هر شش روز اندازه گیری شده است.

مدل سازی در شبکه عصبی مصنوعی

آمـوزش در شـبکه عصبی مصنوعی بر اسـاس الگوریتم های مختلـف صورت می گیرد، یکی از انواع الگوریتم ها الگوریتم پـس انتشـار (Back propagation) اسـت. الگوریتم پس انتشـار از بردارهـای ورودی و بردارهـای هـدف متناظـر با بردارهای ورودی برای آموزش شبکه عصبی استفاده می کند. در الگوریتم پس انتشـار، پس از مقایسه خروجی شبکه عصبی با مقـدار هدف، مقدار خطا محاسـبه شـده و جهت تصحیح ضرایب وزنی، خطای محاسـبه شده به لایه های پیشین انتقال مـی یابد(۱۸). شـبکه عصبی، با اسـتفاده از تابع سـیگموید

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

(Sigmoid) در لایه های پنهان و تابع خطی در لایه خروجی قادر به تقریب هر تابع پیچیده می باشد(۱۹). در این مطالعه شبکه عصبی با بیشترین کارایی انتخاب می شود، برای رسیدن به این هدف، شبکه عصبی با ساختمان های مختلف مورد بررسی قرار می گیرد. شبکه های عصبی مدل شده در این مطالعه، از تابع سیگموید در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی استفاده می کنند. تعداد نرون هر لایه با توجه به نتایج شبکه های عصبی مختلف باید تعیین گردد.

پارامترهای ورودی و خروجی شبکه عصبی مصنوعی

همان طور که گفته شد، پارامترهای 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(۱۳). در این مقاله جهت پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز از غلظت COD در فاضلاب دفنگاه زباله، میزان pH، میزان غلظت NH_4^+-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(C،B،A)، در طول مدت آزمایش (۱۳۲ روز)، هر ۶ روز یکبار اندازه گیری شده است. درطول مدت آزمایش، از فاضلاب هر راکتور ۲۲ نمونه تهیه و پایش شده است، و همزمان درصد متان بیوگاز اندازه گیری می شود(۱۷). 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 آنها جهت آموزش و ۲۲ نمونه باقی مانده جهت تست شبکه عصبی استفاده می شود.

جدول ۱: پارامترهای ورودی و خروجی مدل

پارامترهای ورودی [P]	
[P_1]	pH
[P_2]	COD (mg/l)
[P_3]	NH_4^+-N (mg/l)
[P_4]	مدت زمان بازچرخش (روز)
پارامتر خروجی [T]	
[T]	درصد متان موجود در گاز دفنگاه زباله

درصد متان بیوگاز (T): در صد متان موجود در گاز دفنگاه 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 عمرکوتاهی بوده و مهم ترین گاز تولیدی در آن دی اکسید کربن است. پس از مصرف شدن اکسیزن به دام افتاده فرایند تجزیه بی هوازی تا پایان عمر دفنگاه زباله، ادامه خواهد داشت. هضم بی هوازی، گازی که معمولا شامل ۵۵٪ متان و ۴۵ ٪ دی اکسید کربن 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(۲۰).

میزان pH [P_1]: 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 نرخ تولید متان افزایش می یابد. همچنین مطالعات نشان می دهد مقدار pH، هر چه با سرعت بیشتری 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(۲۱).

اکسیژن شیمیایی مورد نیاز (COD) [P_2]: میزان غلظت

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

COD در فاضلاب، پس از تخلیه پسماند در دفنگاه زباله به شدت افزایش می یابد. پس از شروع تجزیه مواد آلی، غلظت COD در فاضلاب دفنگاه زباله، به طور پیوسته کاهش می یابد. این کاهش تا رسیدن به حالت تثبیت ادامه دارد. پارامتر COD وابسته به فعالیت میکروارگانیزم ها در مراکز دفن زباله است و تغییرات این پارامتر، مهم ترین شاخص تثبیت، در مراکز دفن زباله است. 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(۱۷).

آمونیوم (NH_4^+-N)[P_3]: غلظت NH_4^+-Nدر 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. غلظتNH_4^+-N در فاضلاب مراکز دفن زباله در سطح بالایی باقی می ماند و آمونیوم به وجود آمده در فاضلاب تجمع می یابد. چرا که میکروارگانیزم های نیتریفیکاسیون (Nitrification) که در محیط هوازی به خوبی عمل می کند، در فرایندهای بی هوازی وجود ندارند(۲۲). تنها روش حذف NH_4^+-Nدر مراکز دفن زباله جذب سطحی آمونیوم فاضلاب توسط زباله های خوب تجزیه شده است که از آن برای رشد باکتری های بی هوازی استفاده می شود(۲۳). لذا کاهش غلظت NH_4^+-Nدر فاضلاب دفنگاه زباله نشان دهنده افزایش فعالیت باکتری های متان ساز و افزایش تولید متان است.

مدت زمان بازچرخش [P_4]: درصد متان و میزان بیوگاز تولیدی با عمر مراکز دفن افزایش می یابد، همچنین پارامترهای فاضلاب با گذشت زمان تغییرات قابل توجهی می کنند(۱۷) (۲۲). لذا مدت زمان سپری شده به عنوان یکی از داده های ورودی شبکه عصبی انتخاب شده است.

انتخاب شبکه عصبی مصنوعی

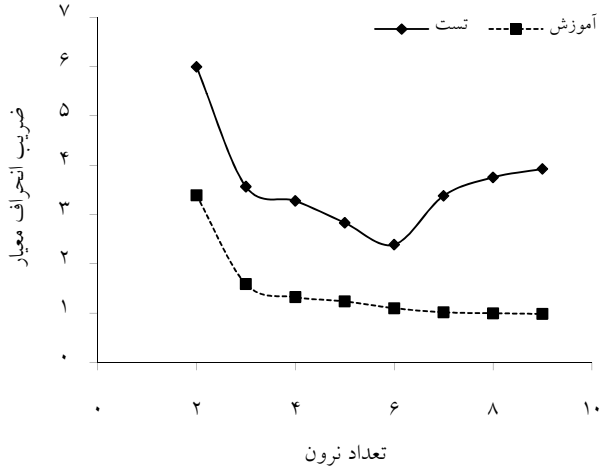
شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار به یک وسیله مناسب جهت مدل سازی سیستم های زیست محیطی، تبدیل شده است(۲۴). شبکه عصبی استفاده شده در این مطالعه دارای الگوریتم پس انتشار، تابع انتقال سیگموید در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی می باشد. جهت انتخاب ساختمان شبکه عصبی از آزمون و خطا استفاده شده است. نرخ یادگیری یکی از پارامترهای مهم در همگرایی شبکه عصبی است. از پارامتر نرخ یادگیری می توان برای جلوگیری از ایجاد کمینه محلی در شبکه عصبی و دستیابی به کمینه مطلق استفاده کرد(۲۵).

اگر نرخ یادگیری مقدار زیادی انتخاب شود، الگوریتم ناپایدار خواهد شد. اگر نرخ یادگیری مقدار کمی انتخاب شود، الگوریتم در مدت زمان طولانی همگرا می شود و در نتیجه مدت آموزش افزایش می یابد. یکی دیگر از پارامترهای شبکه عصبی مومنتوم است، این پارامتر میزان تغییرات ضرایب وزنی را تعین می کند. بدون مومنتوم شبکه عصبی در کمینه محلی کم عمق، گرفتار می شود(۱۹). در این مطالعه نرخ یادگیری و مومنتوم به ترتیب ۰/۱ و ۰/۹ انتخاب شده است.

نتایج

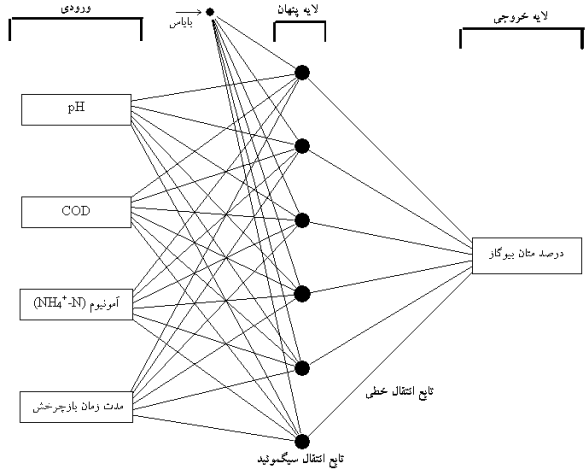
یکی از مهم ترین وظایف محققان بهینه سازی شبکه عصبی است که با آزمون روش های مختلف به دست می آید(۲۶). بهینه سازی تعداد نرون ها برای الگوریتم پس انتشار در این مطالعه انجام شده است، در این مطالعه از شبکه عصبی با یک لایه پنهان استفاده شده است. در داده های آموزش با افزایش نرون در لایه پنهان، ضریب انحراف معیار کاهش می یابد. در حالی که اگر تعداد نرون ها لایه پنهان بیش از ۶ عدد باشد، ضریب انحراف معیار در داده های تست افزایش می یابد. تغییرات ضریب انحراف معیار در شکل ۱ نشان داده شده است.

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]



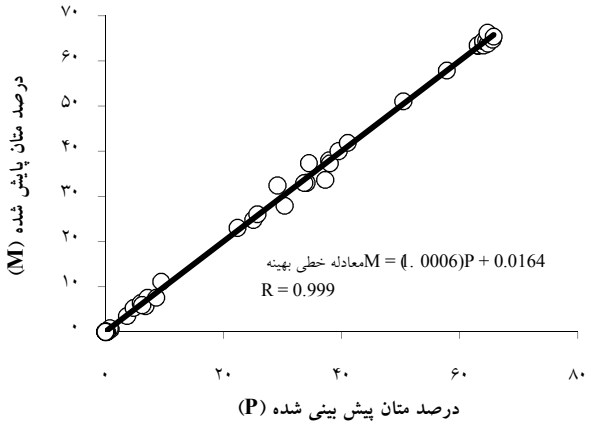
شکل۱: ضریب انحراف معیار بین مقادیر پایش شده و مقادیر پیش بینی شده به وسیله شبکه های عصبی مختلف

این افزایش نشـان دهنده آموزش بیش اندازه شـبکه عصبی اسـت. چنانچه تعداد نرون ها از حد مشـخصی افزایش یابد، شـبکه عصبی به جای آموزش اقـدام به حفظ داده ها می کند، لذا ضریـب انحراف معیار در داده هـای آموزش کاهش و در داده های تسـت افزایش می یابـد. با توجه به نکات بالا، تعداد نرون بهینه در این مطالعه، شـش عدد انتخاب می شود. شبکه عصبـی بهینه در این مطالعه، دارای الگوریتم پس انتشـار، یک لایـه پنهان دارای ۶ نرون و تابع انتقال سـیگموید و یک لایه خروجی همراه با تابع انتقال خطی می باشـد. سـاختار شبکه عصبی بهینه در شکل۲ نشان داده شده است.

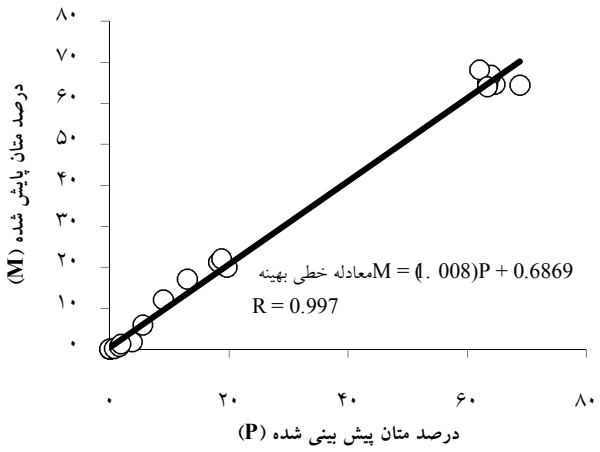


شکل۲: ساختار شبکه عصبی بهینه جهت پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز

جهت ارزیابی شبکه عصبی انتخاب شده، یک تحلیل رگریسون بیـن داده های خروجی و داده های پایش شـده، انجام شـده است. شـکل (۳) و (۴) رگریسـون خطی بین نتایج خروجی از شـبکه عصبی و نتایج پایش شـده را به ترتیب در داده های آموزش و تسـت نشان می دهد. مقدار ضریب همبستگی (R) در شـبکه عصبی بهینـه برای داده های آموزش و تسـت به ترتیب برابر ۰/۹۹۹ و ۰/۹۹۷ می باشد و ضریب انحراف معیار به ترتیب برابر ۱/۰۹۸ و ۲/۳۸۷ است.



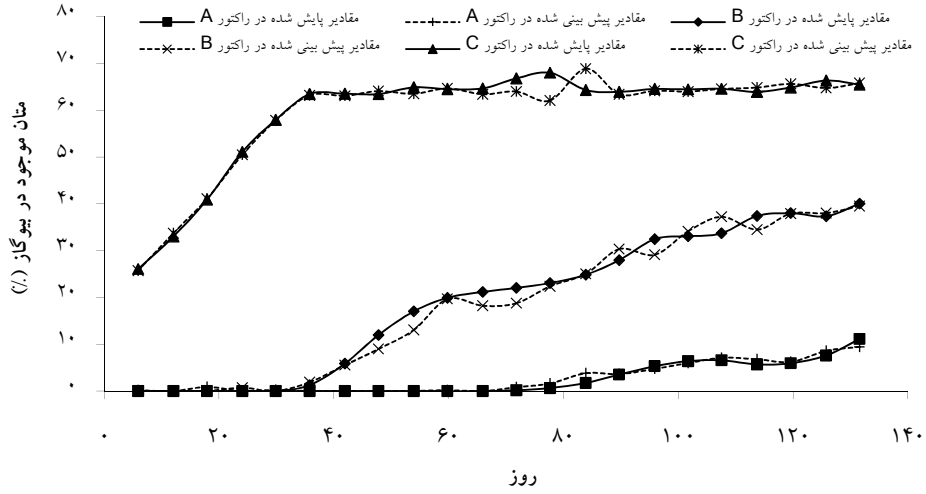
شکل۳: رگرسیون خطی بین نتایج حاصل از پایش و پیش بینی در داده های آموزشی



شکل۴: رگرسیون خطی بین نتایج حاصل از پایش و پیش بینی در داده های تست

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

در شـکل (۵) درصد متان موجود در بیوگاز که توسـط شبکه عصبـی بـرآورد شـده و درصد متان پایش شـده بـرای تمام راکتورها (A،B،C)، نسـبت به زمان رسم شده است. با توجه به شـکل (۵) و شـاخص های آماری، شـبکه عصبی انتخاب شـده دارای کارایی بالایی در پیش بینی درصد متان موجود در بیوگاز است.



شکل۵: داده های پایش شده و پیش بینی شده در راکتورهای A،B،C

بحث و نتیجه گیری

در ایـن مطالعه درصد متان موجود در بیوگاز دو سیسـتم متفـاوت (C_1 ، C_2) پیـش بینی شـد. رابطه بیـن مدت زمان بازچرخش و مشـخصات فاضلاب دفنگاه زباله، با درصد متان موجود در گاز مراکز دفن زباله به وسیله شبکه عصبی مصنوعی مدل شده است. با وجود اهمیت تجزیه پسماند جامد در مراکز دفن، اطلاعات کمی در زمینه شـبیه سـازی تاثیـر پارامترهای زیسـت محیطی بر تجزیه پسـماندهای جامـد وجود دارد. در مطالعات انجام شـده بیشتر، تاثیر فاکتورهای زیست محیطی بر تجزیه پسـماند جامد و تولید متان، به صورت کلی و جداگانه بررسی شـده است. در این مطالعه از شـبکه عصبی مصنوعی برای در نظر گرفتن تاثیر همزمان پارامترهای زیست محیطی بر تولید متان، استفاده شده اسـت. شاخص های آماری به دست آمده، نشـان داد شبکه عصبی در پیش بینی درصد متان موجود در بیـوگاز و درک روابـط بین پارامترهای زیسـت محیطی و میـزان متان تولیدی، کارایی بالایـی دارد. از این مدل می توان بـرای حصول اطمینـان از نتایج پایش و کاهـش هزینه پایش اسـتفاده کرد. همچنین مدل پیش بینی می تواند جهت طراحی بهینه سیسـتم های جمع آوری و تصفیـه گاز مراکز دفن زباله استفاده شود.

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

منابع

1. Daniel D. Geotechnical Practices for Waste Disposal. USA: Chapman and Hall; 1993. P. 95-98.
2. Lober, J. Municipal solid waste policy and public participation in household source reduction. Waste management and research. 1996; 14: 125-143.
3. Speece RE. Anaerobic Biotechnology for Industrial Wastewaters. Nashville, Tennessee: Archae Press; 1996.
4. Young A. Mathematical modeling of landfill degradation. Journal of Environmental Engineering. 1989; 115 (6): 1073-1087.
5. Peer RL, Darcy DL, Campbell DL. Development of an Empirical Model of Methane Emissions from Landfills. EPA/600/SR-92/037. 1992.
6. Gurijala KR, Sa P, Robinson JA. Statistical modeling of methane production from landfill samples. Applied and Environmental Microbiology. 1997; 63 (10): 3797-3803.
7. Bestamin O, Ahmet D. Neural network prediction model for the methane fraction inbiogas from field-scale landfill bioreactors. Environmental Modelling & Software. 2007; 22: 15-822.
8. Rodriguez MJ, Se´rodes JB. Assessing empirical linear and non-linear modelling of residual chlorine in urban drinking water systems. Environmental Modelling & Software. 1999; 14 (1): 93-102.
9. Onkal-Engin G, Demir I., Engin SN. Determination of the relationship between sewage odour and BOD by neural networks. Environmental Modelling & Software. 2005; 20 (7): 843-850.
10. Kolehmainen M, Martikainen H, Ruuskanen J. Neural networks and periodic components used in air quality forecasting. Atmospheric Environment. 2001; 35: 815-825.
11. Holubar P, Zani L, Hager M, Froschl W, Radak Z, Braun R. Advanced controlling of anaerobic digestion by means of hierarchical neural networks. Water Research. 2002; 36: 2582-2588.
12. Strik D, Domnanovich AM, Zani L, Braun R, Holubar P. Prediction of trace compounds in biogas from anaerobic digestion using the MATLAB neural network toolbox. Environmental Modelling & Software. 2005;20 : 803-810.
13. Reinhart DR, Grosh CJ. Analysis of Florida MSW Landfill Leachate Quality. Florida Center For Solid and HazardousWaste Management. 1998; Final Report: 97-3.
14. Reinhart DR, Al-Yousfi B. The impact of leachate recirculation on municipal solid waste landfill operating characteristics. Waste Management and Research. 1996; 14: 337-346.
15. Pohland FG, Al-Yousfi B. Design and operation of landfills for optimum stabilization and biogas production. Water Science and Technology. 1994; 30 (12): 117-124.
16. Perera LAK, Achari G, Hettiaratchi JPA. Determination of source strength of landfill gas: a numerical modeling approach. Journal of Environmental Engineering. 2002; 128(5): 461-471.
17. Shou-liang H, Bei-dou X. In situ simultaneous organics and nitrogen removal from recycled landfill leachate using an anaerobic–aerobic process. Bioresource Technology. 2008; 99: 6456–6463.
18. Abdi H, Valentin D, Edelman B, O'Toole AJ. A WidroweHoff learning rule for a generalization of the linear auto-associator. Journal of Mathematical Psychology. 1996;40(2); 175-182.
19. Hagan MT, Demuth HB, Beale MH. Neural Network Design. Boston: PWS Publishing; 1996. p. 151-159
20. Gurijala KR, Suflita JM. Environmental factors influencing methanogenesis from refuse in landfill samples. Environmental Science & Technology. 1993; 27: 1176-1181.
21. Reinhart D R, Townsend TG. Landfill Bioreactor Design & Operation. New York: Lewis Publishers; 1997. p. 85-102.
22. Benson CH, Barlaz MA, Lane DT, Rawe JM. Practice review of five bioreactor/recirculation landfills. Waste Management. 2007; 27: 13-29.
23. Kettunen RH, Hoilijoki TH, Rintala JA. Anaerobic and sequential anaerobic–aerobic treatments of municipal landfill leachate at low temperatures. Bioresour Technol. 1996; 58: 31-40.
24. Maier HR, Dandy GC. Understanding the behaviour and optimizing the performance of back-propagation neural networks: an empirical study. Environmental

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

Modelling & Software. 1998; 13 (2): 179-191.
25. Hamed MM, Khalafallah MG, Hassanien EA. Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks. Environmental Modelling & Software. 2004; 19 (10): 919-928.
26. Almasri MN, Kaluarachchi JJ. Modular neural networks to predict the nitrate distribution in ground water using the onground nitrogen loading and recharge data. Environmental Modelling & Software. 2005; 20 (7): 851-871.

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]

Neural Network Modeling and Prediction of Methane Fraction in Biogas from Landfill Bioreactors

***Zoqi M.[1], Ghavidel A.[2]**

[1]Senior Expert, of Environmental research institute of Jahad Daneshgahi, Rasht, Gilan, Iran

[2] Member of Scientific Board of Environmental Research Institute of Jahad Daneshgahi Rasht, Gilan, Iran

Received 11 April 2009; Accepted 21 June 2009

ABSTRACT

Backgrounds and Objectives: A number of different technologies have recently been studied to determine the best use of biogas, however, to choose optimize technologies of using biogas for energy recovery it is necessary to monitor and predict the methane percentage of biogas. In this study, a method is proposed for predicting the methane fraction in landfill gas originating from Lab-scale landfill bioreactors, based on neural network.

Materials and Methods: In this study, two different systems were applied, to predict the methane fraction in landfill gas as a final product of anaerobic digestion, we used the leachate specifications as input parameters. In system I (C_1), the leachate generated from a fresh-waste reactor was drained to recirculation tank, and recycled. 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.

Results: There is very good agreement in the trends between forecasted and measured data. R values are 0.999 and 0.997, and the obtained Root mean square error values are 1.098 and 2.387 for training and test data, respectively

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

Keywords: Leachate, Landfill gas, Artificial neural network, Methane fraction, Anaerobic digestion

***Coresponding Author:** *mj_zoqi@civilEng.iust.ac.ir*
Tel: *+98 935 4889259* ***Fax:*** *+98 131 3232407*

[Downloaded from ijhe.tums.ac.ir on 2026-06-14]