

برآورد میزان شیرابه مراکز دفن زباله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

محمدجواد ذوقی^۱ محسن سعیدی^۲

(دریافت ۸۸/۲/۸ پذیرش ۸۹/۲/۲۹)

چکیده

در این مطالعه به منظور مدل سازی شدت جریان فاضلاب در مراکز دفن زباله از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. پس از آموزش، شبکه عصبی قادر است براساس داده های هواشناسی و مشخصات فاضلاب مرکز دفن، شدت جریان فاضلاب را پیش بینی کند. داده های ورودی شبکه عصبی شامل پارامترهایی نظیر pH، دما، هدایت الکتریکی فاضلاب مرکز دفن و داده های هواشناسی بود. برای ارزیابی و تشریح مدل، مرکز دفن زباله بیروت به صورت موردی بررسی شد. از مطالعه انجام شده بر روی مرکز دفن زباله بیروت، داده های مورد نیاز برای آموزش و آزمایش شبکه عصبی به دست آمد. این مرکز دفن از سال ۱۹۹۷ بهره برداری شده و از سال ۱۹۹۸ میزان فاضلاب تولیدی در آن پایش شده است. الگوریتم بهینه از بین سیزده نوع الگوریتم پس انتشار انتخاب شد و برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. سپس ساختمان بهینه شبکه عصبی تعیین گردید. در این مطالعه، شبکه عصبی با الگوریتم لوبنرگ-مارکوارت که دارای ده نرون در لایه پنهان بود، به عنوان شبکه عصبی بهینه انتخاب شد. با توجه به شاخصهای آماری به دست آمده (ضریب تعیین = ۰/۹۷۶)، میانگین خطای نسبی = ۰/۰۸۹ و داده های ورودی در نظر گرفته شده، برآورد شدت جریان فاضلاب در مرکز دفن زباله توسط شبکه عصبی از کارایی مناسبی برخوردار است.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، شیرابه، شدت جریان، داده های هواشناسی

Modeling Leachate Generation Using Artificial Neural Networks

Mohammad Javad Zoqi¹

Mohsen Saeedi²

(Received Apr. 28, 2009 Accepted May 19, 2010)

Abstract

In this study, a neural network model is proposed for modeling leachate flow-rate in a municipal solid waste landfill site. After training, the neural network model predicts leachate generation based on meteorological data and leachate characteristics. Parameters such as pH, temperature, conductivity and meteorological data were used as input data. To validate the proposed method, a case study was carried out based on the data obtained from city of Beirut landfill site. While waste disposal at the site started in October 1997, measuring leachate generation rates was not initiated until April 1998. The Levenberg-Marquardt algorithm was selected as the best of thirteen backpropagation algorithms. The optimal neuron number for Levenberg-Marquardt algorithm is 10. The performance of modeling was determined. According to the statistical performance indices ($R=0.976$, $ARE=0.089$), the results of the forecast model were in good agreement with measured data.

Keywords: Artificial Neural Network, Leachate, Flow Rate, Meteorological Data.

1. M.Sc. of Civil- Environmental, Faculty Member of Environmental Research Institute of Jahad Daneshgahi, Rasht (Corresponding Author) (+98 131) 3232407 mj_zoqi@civileng.iust.ac.ir

2. Assoc. Prof. of Water and Environmental, Dept. of Civil Eng., Iran University of Science and Tech., Tehran

۱- کارشناس ارشد عمران- محیط زیست، عضو هیئت علمی پژوهشکده محیط زیست جهاد دانشگاهی، رشت (نویسنده مسئول) ۳۲۳۲۴۰۷ (+۹۸ ۱۳۱) mj_zoqi@civileng.iust.ac.ir

۲- دانشیار گروه آب و محیط زیست، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

مراکز دفن زباله، محل نهایی برای انبار زباله‌های تجزیه‌پذیر یا بی‌استفاده است [۱]. به‌عنوان مثال در اروپا و آمریکا شمالی در سال ۲۰۰۴ به‌ترتیب حدود ۵۸ و ۶۸ درصد از زباله جامد تولیدی به مراکز دفن زباله منتقل شده است [۲]. در ایران نیز بخش مهمی از زباله جامد تولیدی، به مراکز دفن زباله انتقال می‌یابد به‌طوری‌که بیش از ۶۵۰۰ تن از زباله تولیدی در شهر تهران به‌صورت روزانه در دفن‌گاه زباله کهریزک دفع می‌گردد [۳].

تولید و مدیریت فاضلاب در مراکز دفن زباله، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مسائل زیست محیطی در مراکز دفن زباله مطرح شده است. مهم‌ترین اثر زیست محیطی فاضلاب مراکز دفن، آلودگی آبهای سطحی و زیرزمینی است [۴]. فاضلاب مراکز دفن از بارندگی، آب ناشی از ذوب برف و رطوبت موجود در پسماند و تجزیه بیولوژیکی زباله‌ها به‌وجود می‌آید. رطوبت نفوذی به دفن‌گاه زباله، در پسماند جریان پیدا کرده و به بستر مرکز دفن زباله هدایت می‌شود. به‌علت عبور فاضلاب از میان پسماند، فاضلاب مراکز دفن حاوی ترکیبات آلی و شیمیایی مختلف است.

مقدار فاضلاب مراکز دفن به‌میزان بارندگی در منطقه، وابستگی بالایی دارند [۵]. میزان فاضلاب تولیدی در نواحی پر باران، بیشتر از نواحی خشک است زیرا قسمت قابل توجهی از نزولات جوئی به داخل مراکز دفن نفوذ می‌کنند. مشخصات و دبی فاضلاب مراکز دفن زباله به‌عوامل مختلفی وابسته است که سبب تغییرات محسوس در میزان فاضلاب تولیدی می‌شود [۶]. این تغییرات در دبی فاضلاب مراکز دفن زباله باعث می‌شود تا مدیریت و تصفیه فاضلاب، مشکل و نیازمند استفاده از فرایندهای گوناگون باشد.

بدترین اثر زیست محیطی مرکز دفن زمانی است که تخلیه فاضلاب به محیط زیست بدون کنترل صورت گیرد [۴]. از مهم‌ترین پارامترهای طراحی مراکز دفن زباله، مدیریت فاضلاب در زمان نفوذ، جمع‌آوری و تصفیه است. مهم‌ترین پارامترهای هواشناسی تأثیرگذار بر شدت جریان فاضلاب، میزان بارندگی، دمای هوا و رطوبت نسبی هستند [۷]. بیشترین عامل مؤثر بر شدت فاضلاب، بارندگی و به‌ویژه باران‌های ملایم و طولانی مدت است. باران شدید و کوتاه مدت باعث می‌شود که پوشش مرکز دفن به‌سرعت اشباع شود، در نتیجه نفوذ باران به مرکز دفن کم خواهد بود [۸].

حداکثر و متوسط شدت جریان فاضلاب مراکز دفن با استفاده از روش بیلان آبی WBM^۱ یا با استفاده از مدل ارزیابی

هیدرولوژی مراکز دفن^۲، اندازه‌گیری شده است [۹ و ۱۰]. برای اندازه‌گیری حجم و شدت جریان فاضلاب در مراکز دفن زباله، این مدل‌ها نیاز به داده‌هایی از قبیل میزان بارندگی، رواناب سطحی، میزان فاضلاب بازچرخشی، نفوذ فاضلاب به آبهای زیرزمینی و میزان تبخیر از سطح مرکز دفن و پسماند موجود در مرکز دفن دارند.

اگرچه در ارتباط با مدل‌سازی شدت جریان فاضلاب مراکز دفن زباله به‌وسیله شبکه عصبی، اطلاعات کمی در دسترس است اما در مدل‌سازی سیستم‌های زیست محیطی از این روش استفاده شده است. در علوم محیط زیست، از شبکه عصبی به‌عنوان روشی ساده و انعطاف‌پذیر برای تحلیل مسائل غیر خطی استفاده می‌شود [۱۱]. از کاربردهای شبکه عصبی می‌توان به پیش‌بینی مقدار غلظت کلر در سیستم آب شهری، تعیین رابطه بوی فاضلاب و BOD^۳ و پیش‌بینی کیفیت هوا اشاره کرد [۱۲، ۱۳ و ۱۴]. کارایی مدل‌های شبکه عصبی در مدل‌سازی لجن‌های فاضلاب اثبات شده است [۱۵]. همچنین پیش‌بینی شوری در رودخانه توسط شبکه عصبی با کارایی بالا انجام شده است [۱۶]. 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.

تاکنون کوشش زیادی برای استفاده از شبکه عصبی در پیش‌بینی شدت جریان فاضلاب با توجه به پارامترهای هواشناسی و مشخصات فاضلاب مراکز دفن زباله صورت گرفته است. هدف از این تحقیق، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور ارزیابی و برآورد شدت جریان فاضلاب مراکز دفن زباله بود. این مدل به‌منظور برآورد شدت جریان ماهیانه فاضلاب، از الگوریتم پس انتشار استفاده نمود.

۲- تشریح شبکه عصبی مصنوعی

آموزش در شبکه عصبی مصنوعی بر اساس الگوریتم‌های مختلف صورت می‌گیرد. یکی از انواع الگوریتم‌ها، الگوریتم پس انتشار است. الگوریتم پس انتشار برای آموزش شبکه عصبی، از توابع ورودی و توابع متناظر هدف استفاده می‌کند. شبکه عصبی با تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی، قادر به تقریب هر تابع پیچیده‌ای است [۱۷]. در الگوریتم پس انتشار، داده خروجی با داده هدف مقایسه و میزان خطا محاسبه می‌شود. سپس خطای محاسبه شده به لایه‌های پیشین انتقال می‌یابد و ضرایب وزنی اصلاح می‌گردد [۱۸].

² Hydrologic Evaluation of Landfill Performance (HELP)

³ Biological Oxygen Demand (BOD)

¹ Water Balance Method (WBM)

الگوریتم پس انتشار شامل چندین زیر گروه است که هر یک روشهای بهینه سازی متفاوتی دارند. روشهایی مانند نیوتن و گرادیان توام^۱ جزء این زیرگروه ها هستند. در شبکه عصبی، زمانی که خروجی داده های ورودی با داده هدف همسان و شبیه باشد، آموزش به درستی انجام شده است. نتایج پیش بینی شبکه عصبی با آموزش مناسب کارایی بالایی خواهد داشت.

روش پیشنهادی در این مطالعه برای انتخاب و آموزش مناسب شبکه عصبی دارای مراحل زیر بود. ابتدا بهترین الگوریتم پس انتشار برای داده های جمع آوری شده و ساختمان بهینه شبکه عصبی به منظور کاهش خطای بین مقادیر خروجی و هدف، انتخاب شد. سپس داده های هواشناسی و مشخصات فاضلاب مرکز دفن در یک ماه معین به عنوان داده های ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شد و با استفاده از شبکه عصبی بهینه، شدت جریان فاضلاب تخمین زده شد. در این مطالعه از شبکه عصبی با یک لایه پنهان استفاده شد. لایه پنهان دارای تابع انتقال سیگموئید و لایه خروجی دارای تابع خطی بود. این شبکه عصبی دارای k پارامتر ورودی و یک خروجی بود. پارامترهای ورودی با توجه به داده های جمع آوری شده و تعداد نرون های لایه پنهان، با آزمون و خطا تعیین گردید.

۳- مطالعه موردی

برای آموزش و آزمایش شبکه عصبی، از مطالعه ای که بر روی مرکز دفن زباله بیروت انجام شد، داده های مربوط به پارامترهای هواشناسی و شدت جریان فاضلاب اخذ شد. مرکز دفن زباله مورد بررسی در این مطالعه، در ۱۶ کیلومتری جنوب بیروت و در ارتفاع ۲۵۰ متر بالاتر از سطح دریا قرار دارد. مساحت مرکز دفن حدود ۲۰ هکتار است و روزانه بین ۲۱۰۰-۱۷۰۰ تن پسماند در آن دفن می شود. شروع به کار مرکز دفن زباله بیروت از اکتبر ۱۹۹۷ می باشد و اندازه گیری نرخ تولید فاضلاب از آوریل ۱۹۹۸ آغاز شده است. پسماند ورودی به این مرکز زباله، دارای رطوبت ۶۰ تا ۷۰ درصد است [۱۹ و ۲۰]. این رطوبت بالا سبب افزایش فاضلاب مرکز دفن زباله می شود. همچنین قسمت اصلی پسماند ورودی به مرکز دفن زباله، پسماند آشپزخانه است [۱۹ و ۲۰]. افزایش پسماند آشپزخانه در مرکز دفن، سبب کاهش ضریب جذب رطوبت و افزایش تولید فاضلاب در آن می شود [۲۱].

۴- تشریح پارامترهای شبکه عصبی

در مجموع ۱۰ پارامتر ورودی برای شبکه عصبی در نظر گرفته شد که به منظور تخمین دقیق شدت جریان فاضلاب مرکز دفن ضروری

است. داده های ورودی و خروجی شبکه عصبی در جدول ۱ نمایش داده شده است. در شبکه عصبی مصنوعی، از داده های میانگین ماهانه برای تخمین میزان فاضلاب تشکیل شده در مرکز دفن زباله در آن ماه معین استفاده شد.

داده های هواشناسی استفاده شده در این مطالعه از ایستگاه هواشناسی بیروت و داده های مربوط به شدت جریان فاضلاب و مشخصات فاضلاب از مطالعه ای که بر روی مرکز دفن زباله بیروت انجام شده بود، به دست آمد [۱۹ و ۲۰]. داده های موجود، به ماتریس های P و T تقسیم شدند. ماتریس P پارامترهای ورودی و ماتریس T پارامتر هدف شبکه عصبی را در بر می گیرد.

جدول ۱- پارامترهای ورودی و خروجی مدل

پارامترهای ورودی [P]	پارامتر خروجی [T]
مدت زمان سپری شده از آزمایش (ماه) $[P_1]$	
دمای هوا $(C) [P_2]$	
فشار $(mbar) [P_3]$	
رطوبت نسبی $(\%) [P_4]$	
بارندگی $(mm) [P_5]$	میزان فاضلاب تولیدی
دمای حداکثر $(C) [P_6]$	مرکز دفن زباله $[T]$ (ton/month)
دمای حداقل $(C) [P_7]$	
pH $[P_8]$	
هدایت الکتریکی $(mScm-1) [P_9]$	داده های مربوط به مشخصات
دمای فاضلاب $(C) [P_{10}]$	فاضلاب مرکز دفن (میانگین ماهانه)

در مطالعه انجام شده بر روی مرکز دفن زباله بیروت، پارامترهای کیفی فاضلاب و شدت جریان فاضلاب از آوریل ۱۹۹۸ تا پایان سال ۲۰۰۲ به صورت ماهانه اندازه گیری شد. در این مطالعه به منظور تهیه داده های آزمایش و آموزش شبکه عصبی، از میانگین ماهانه داده های هواشناسی استفاده شد. تعداد کل نمونه های مورد استفاده در شبکه عصبی ۵۷ عدد و مربوط به ۵ سال مختلف (۱۹۹۸-۲۰۰۲) بود. داده های به دست آمده به دو زیر مجموعه آموزش و آزمایش تقسیم شدند. طبق روال کلی طراحی شبکه عصبی، حداقل یک سوم از داده ها به عنوان داده های آزمایش و داده های باقیمانده به عنوان داده های آموزش انتخاب می شود. لذا در این مقاله ۳۷ عدد از نمونه ها برای آموزش، و ۲۰ نمونه باقیمانده برای آزمایش شبکه عصبی استفاده شد.

۴-۱- مدت زمان سپری شده از آزمایش

پارامترهای مربوط به مشخصات فاضلاب با گذشت زمان، تغییرات قابل توجهی می کنند [۲۲]. همچنین پارامترهای هواشناسی در هر یک از ماههای سال، روند تغییرات متفاوتی دارند. لذا مدت زمان

¹ Conjugate Gradient

سپری شده، به عنوان یکی از داده‌های ورودی شبکه عصبی انتخاب شده است. با انتخاب این داده ورودی، درک روند تغییرات پارامترهای فاضلاب و هواشناسی برای شبکه عصبی آسان‌تر خواهد بود.

۲-۴- پارامترهای هواشناسی

پس از تخلیه پسماند جامد در مرکز دفن زباله، پسماند تحت فرایندهای مختلف بیولوژیکی، شیمیایی و فیزیکی قرار می‌گیرد [۲۳]. در طی این فرایندها، پسماند به ترکیبات قابل حل در آب تبدیل می‌شود و به همراه آب نفوذ پیدا کرده به مرکز دفن. فاضلاب مراکز دفن زباله را تشکیل می‌دهد [۲۴]. منابع آب نفوذی به مرکز دفن زباله شامل نزولات جوی، آبیاری سطح مرکز دفن، رواناب سطحی و رطوبت اولیه موجود در پسماند است. یکی از عوامل مؤثر در کاهش نفوذ نزولات جوی و آبهای سطحی به مرکز دفن زباله، تبخیر است. به منظور محاسبه میزان تبخیر، روابط تجربی متفاوتی وجود دارد که این روابط تجربی به علت پیچیدگی فرایند تبخیر، از کارایی کمی برخوردارند [۲۵]. در صورت محاسبه میزان تبخیر از این روابط، خطای مربوط به روابط تجربی وارد نتایج شبکه عصبی می‌شود. لذا در این مقاله عوامل مؤثر بر تبخیر به صورت مستقیم به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شد.

میزان تبخیر با استفاده از پارامترهای هواشناسی نظیر فشار، سرعت باد، دمای هوا و میزان تابش به دست می‌آید [۲۶]. در این مطالعه برای تأثیر تبخیر در کاهش حجم فاضلاب خروجی از مرکز دفن زباله از پارامترهای هواشناسی دمای هوا، فشار، حداقل دما و حداکثر دما به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی استفاده شد.

۳-۴- میزان pH

نرخ تولید فاضلاب در مرکز دفن زباله، علاوه بر پارامترهای هواشناسی به متغیرهای دیگر از قبیل درجه حرارت، میزان pH، هدایت الکتریکی و مواد مغذی قابل تجزیه بستگی دارد [۶]. تغییرات pH، ناشی از نوع باکتری‌های تجزیه کننده پسماند است. pH کم به علت وجود اسیدهای آلی است و در این حالت، مرحله اول هضم بی‌هوازی غالب است. واکنش‌های اسیدی با کاهش pH، افزایش می‌یابند. این واکنش‌ها سبب حل شدن قسمتی از پسماند در آب شده و حجم فاضلاب را افزایش می‌دهند. همچنین کاهش pH، سبب کاهش لزجت و افزایش تحرک فاضلاب مراکز دفن می‌شود [۲۷]. بنابراین کاهش pH علاوه بر افزایش حجم فاضلاب سبب افزایش سرعت فاضلاب در توده پسماند می‌گردد که هر دو

بر میزان فاضلاب جمع‌آوری شده در یک دوره زمانی معین، مؤثر هستند.

۴-۴- هدایت الکتریکی

کیفیت شیمیایی فاضلاب مرکز دفن زباله با میزان آب نفوذی به مرکز دفن تغییر می‌کند [۲۸]. چن^۱ در سال ۱۹۹۶ اثرات آب نفوذی به مرکز دفن زباله بر روی کیفیت فاضلاب مراکز دفن را بررسی کرد. مطابق تحقیق مذکور، برخی از پارامترهای فاضلاب مانند هدایت الکتریکی، با افزایش آب نفوذی کاهش می‌یابد و این دو متغیر دارای همبستگی قابل توجهی هستند [۲۸]. علت کاهش هدایت الکتریکی، افزایش حجم فاضلاب و در نتیجه رقیق شدن آن است. با توجه به وابستگی این دو پارامتر، از میزان هدایت الکتریکی فاضلاب به عنوان یکی از داده‌های ورودی برای برآورد شدت جریان فاضلاب در مرکز دفن زباله استفاده شد.

میزان غلظت BOD به میزان pH و هدایت الکتریکی در فاضلاب مرکز دفن زباله بستگی دارد [۲۲]. همچنین اندازه‌گیری میزان pH و هدایت الکتریکی نسبت به اندازه‌گیری غلظت BOD دارای هزینه کمتری است و در محل مرکز دفن زباله، قابل اجرا است. لذا در این مطالعه برای استفاده از حداقل داده‌های ورودی در شبکه عصبی و طراحی شبکه کاربردی، میزان غلظت BOD از ورودی‌های شبکه عصبی حذف شد.

۵-۴- دمای فاضلاب

قسمتی از رطوبت موجود در مرکز دفن زباله شامل آب نفوذی به مرکز دفن و رطوبت اولیه موجود در پسماند، در اثر تجزیه بی‌هوازی از بین می‌رود و قسمتی از آن نیز در هنگام تشکیل گاز، به بخار تبدیل می‌شود [۲۹]. سرعت فرایند بی‌هوازی، تابعی از ثابت سرعت رشد است. ثابت سرعت رشد با افزایش دما، افزایش یافته و سبب تسریع فرایند تجزیه بی‌هوازی و مصرف آب می‌شود. لذا افزایش دما سبب کاهش حجم فاضلاب مرکز دفن زباله می‌گردد. از رابطه ۱ برای برآورد میزان گاز تولیدی در مرکز دفن زباله استفاده می‌شود [۳۰]

$$G_e = 1/868C(0.014T + 0.28) \quad (1)$$

که در این رابطه

G_e میزان گاز تولیدی، C مقدار مواد آلی موجود در پسماند و T دما است.

با توجه به رابطه ۱، میزان دما و تولید گاز با یکدیگر رابطه مستقیم دارند و افزایش دما سبب افزایش تولید گاز و در نتیجه

¹ Chen

افزایش تأخیر آب خواهد شد. لذا با توجه به تأثیر دما بر حجم فاضلاب، پارامتر دمای فاضلاب به عنوان یکی از داده‌های ورودی شبکه عصبی انتخاب شد.

۵- انتخاب الگوریتم پس انتشار

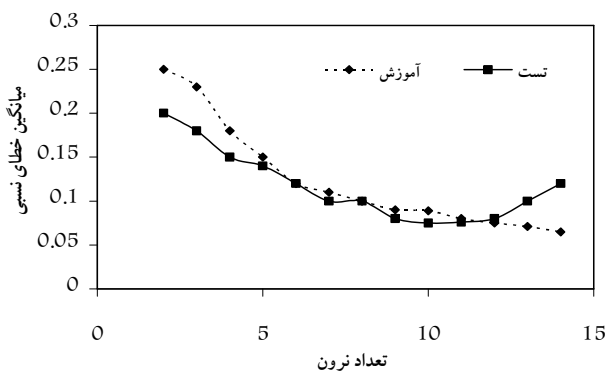
شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار به یک وسیله مناسب برای مدل سازی سیستم‌های زیست محیطی، تبدیل شده است [۱۶]. به منظور انتخاب الگوریتم پس انتشار بهینه، سیزده الگوریتم پس انتشار با یکدیگر مقایسه شد و از بین آنها الگوریتم پس انتشار بهینه برای داده‌های جمع آوری شده، انتخاب شد. در تمام الگوریتم‌ها، شبکه عصبی دارای یک لایه پنهان با ۱۰ نرون و تابع انتقال سیگموئید و لایه خروجی با تابع انتقال خطی بود. نرخ یادگیری با توجه به ساختار و کاربرد شبکه عصبی، نقش مهمی در همگرایی شبکه عصبی دارد. از پارامتر نرخ یادگیری می‌توان برای جلوگیری از ایجاد کمینه محلی در شبکه عصبی و دستیابی به کمینه مطلق استفاده کرد [۳۱]. اگر نرخ یادگیری مقدار زیادی انتخاب شود، الگوریتم ناپایدار خواهد شد. اگر نرخ یادگیری مقدار کمی انتخاب شود، الگوریتم در مدت زمان طولانی همگرا می‌شود و در نتیجه مدت آموزش افزایش می‌یابد. یکی دیگر از پارامترهای شبکه عصبی مومنتم است. این پارامتر میزان تغییرات ضرائب وزنی را تعیین می‌کند. بدون مومنتم، شبکه عصبی در کمینه‌های محلی کم عمق گرفتار می‌شود [۱۷]. در این مطالعه نرخ یادگیری و مومنتم به ترتیب ۰/۱ و ۰/۹ انتخاب شد.

نتایج آموزش شبکه عصبی با الگوریتم‌های مختلف پس انتشار در این مطالعه، در جدول ۲ نشان داده شده است. بهترین الگوریتم

پس انتشار با کمترین خطا در آموزش، الگوریتم لونبرگ-مارکوارت^۱ می‌باشد (جدول ۲).

۶- انتخاب ساختمان شبکه عصبی

یکی از مهم‌ترین وظایف محققان، بهینه سازی شبکه عصبی است که با آزمون روشهای مختلف به دست می‌آید [۳۲]. بهینه سازی تعداد نرون‌ها برای الگوریتم پس انتشار لونبرگ-مارکوارت، در این مطالعه انجام شد. شبکه عصبی استفاده شده در این مطالعه دارای یک لایه پنهان بود. در داده‌های آموزش با افزایش نرون در لایه پنهان، میانگین خطای نسبی کاهش می‌یابد. در حالی که اگر تعداد نرون‌های لایه پنهان، بیش از ۱۰ عدد باشد، میانگین خطای نسبی در داده‌های آزمایش افزایش می‌یابد. تغییرات میانگین خطای نسبی در شکل ۱ نشان داده شده است.

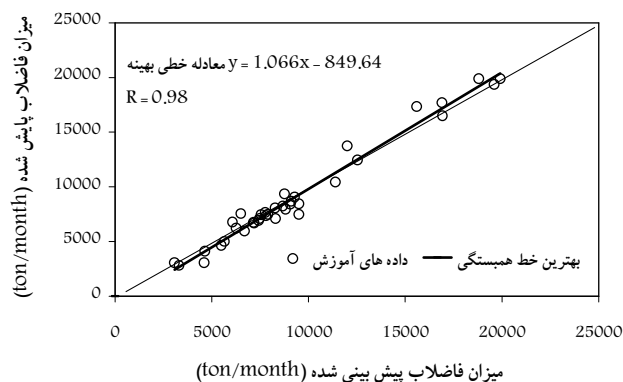


شکل ۱- میانگین خطای نسبی بین مقادیر پایش شده و مقادیر پیش بینی شده به وسیله شبکه‌های عصبی مختلف

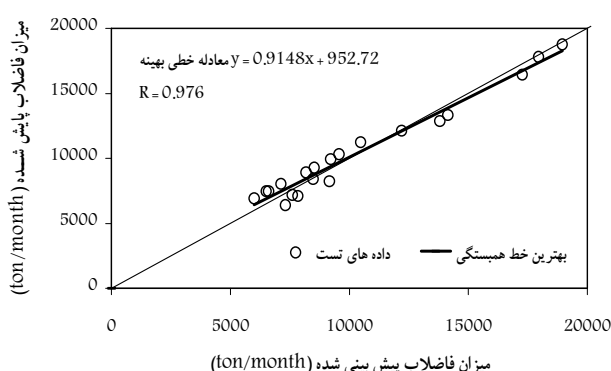
¹ Levenberg- Marquardt

جدول ۲- مقایسه کارایی الگوریتم‌های پس انتشار

الگوریتم‌های پس انتشار	میانگین خطای نسبی (ARE)	جذر میانگین مربع خطاها (RMSE)	راندمان مدل (EF)	ضریب همبستگی (R)
لونبرگ-مارکوارت	۰/۱۱۴	۹/۲۲۶	۰/۹۶۸	۰/۹۷
BFGS گوسی-نیوتن	۰/۲۱۱	۹/۳۰۴	۰/۹۶۱	۰/۹۳۶
گرادیان مزدوج پاول - بیل	۰/۲۱۷	۹/۳۱۵	۰/۹۵۸	۰/۹۷۴
یک گام متقاطع	۰/۲۶۳	۱۰/۱۳	۰/۹۵۱	۰/۸۹۱
انعطاف پذیر	۰/۲۶۸	۱۰/۱۴۳	۰/۹۴۲	۰/۸۱۴
گرادیان مزدوج فلچر-پاول	۰/۲۷۱	۱۰/۱۵۸	۰/۹۳۵	۰/۸۸۳
گرادیان مزدوج مدرج	۰/۲۸۵	۱۰/۲۱۴	۰/۹۱۸	۰/۸۳۵
گرادیان مزدوج پولاک-ریبر	۰/۳۰۷	۱۰/۴۰۲	۰/۹۰۹	۰/۷۹۲
گرادیان نزولی با Ir تطبیقی	۰/۳۷۵	۱۰/۵۱۲	۰/۹۰۳	۰/۸۴
آموزش جامع به وسیله یادگیری وزن و بایاس	۰/۴۷۳	۱۱/۰۱۵	۰/۸۷۱	۰/۴۸۳
گرادیان نزولی	۰/۴۷۹	۱۱/۲۵۹	۰/۸۶	۰/۵۲۶
گرادیان نزولی با ضریب یادگیری	۰/۴۸۶	۱۱/۴۸۲	۰/۸۴۶	۰/۵۴۱
گرادیان نزولی با ضریب یادگیری و Ir تطبیقی	۰/۴۹۲	۱۱/۸۴۹	۰/۸۴۱	۰/۶۲۱



شکل ۲- رگرسیون خطی بین نتایج حاصل از پایش و پیش‌بینی در داده‌های آموزش



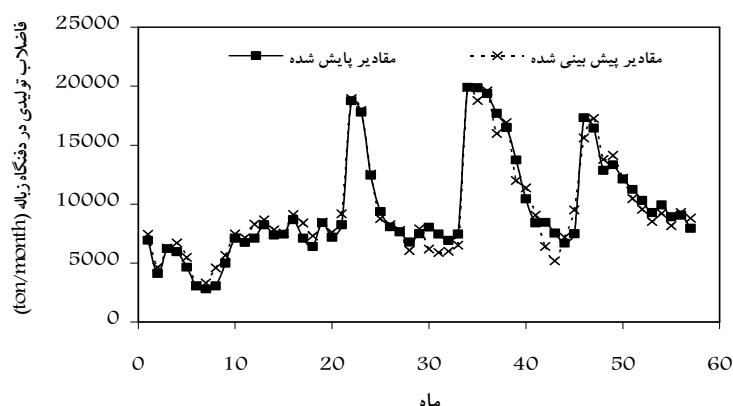
شکل ۳- رگرسیون خطی بین نتایج حاصل از پایش و پیش‌بینی در داده‌های آزمایش

این افزایش، نشان دهنده آموزش بیش از اندازه شبکه عصبی است. چنانچه تعداد نرون‌ها از حد مشخصی افزایش یابد، شبکه عصبی به جای آموزش، اقدام به حفظ داده‌ها می‌کند، لذا میانگین خطای نسبی در داده‌های آموزش کاهش و در داده‌های آزمایش افزایش می‌یابد. با توجه به نکات بالا، تعداد نرون بهینه در این مطالعه، ۱۰ عدد انتخاب شد. شبکه عصبی بهینه در این مطالعه، دارای الگوریتم پس انتشار لونیگ-مارکوارت، یک لایه پنهان دارای ۱۰ نرون و تابع انتقال سیگموئید و یک لایه خروجی همراه با تابع انتقال خطی بود. به منظور ارزیابی شبکه عصبی انتخاب شده، یک تحلیل رگرسیون بین داده‌های خروجی و داده‌های پایش شده، انجام شد. شکل‌های ۲ و ۳، رگرسیون خطی بین نتایج خروجی از شبکه عصبی و نتایج پایش شده را به ترتیب در داده‌های آموزش و آزمایش نشان می‌دهد. برای ارزیابی عملکرد مدل، از شاخص‌های آماری و آزمون t استفاده شد (جدول ۳). با توجه به نتایج آزمون t، شیب خط رگرسیون بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده برای داده‌های آموزش و آزمایش، با شیب خط ۱:۱ تفاوت معنی داری ($P < 0.05$) نداشت.

کارایی شبکه عصبی در برآورد میزان فاضلاب تولیدی در مرکز دفن زباله در شکل ۴، نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۴ مشخص است، میزان فاضلاب تولیدی در فصول پاییز و زمستان دارای افزایش محسوسی است. این افزایش به دو علت است: ۱- افزایش بارندگی‌های ملایم و بلند مدت در فصل‌های پاییز و زمستان که سبب افزایش نفوذ رطوبت به مرکز دفن زباله می‌شود [۸].

جدول ۳- نتایج تعیین اعتبار مدل در پیش‌بینی میزان فاضلاب تولیدی در داده‌های آموزش و آزمایش

داده‌ها	ARE	RMSE	EF	R	مقدار t	مقدار p	حدود اطمینان ۹۵ درصد
							حد بالا / حد پایین
داده‌های آموزش	۰/۰۷۴۵	۹/۰۱۵	۰/۹۷	۰/۹۸	۳۷/۳۰۵	۰/۰۰۰	۱/۱۲۴ / ۱/۰۰۸
داده‌های آزمایش	۰/۰۸۹	۹/۲۰۴	۰/۹۶۴	۰/۹۷۶	۲۳/۲۹۶	۰/۰۰۰	۰/۹۹۷ / ۰/۸۳۲



شکل ۴- میزان فاضلاب پایش شده و پیش‌بینی شده از سال ۱۹۹۸-۲۰۰۲

۲- کاهش دما در این فصول که سبب کاهش تبخیر آبهای سطحی و رطوبت اولیه پسماند می‌گردد [۲۶].

نتایج پیش‌بینی نشان می‌دهد که شبکه عصبی میزان تأثیر این پارامترها بر تولید فاضلاب مراکز دفن را درک کرده و نتایج به‌دست آمده از پیش‌بینی، افزایش جریان فاضلاب در این فصول را به‌خوبی مدل کرده است. لذا با توجه به شکل ۴ و شاخصهای آماری، شبکه عصبی انتخاب شده، کارایی بالایی در برآورد میزان فاضلاب تولیدی دارد.

در این مقاله، داده‌های ورودی به شبکه عصبی به دو دسته داده‌های مربوط به مشخصات فاضلاب و پارامترهای هواشناسی تقسیم شد. با توجه به تحلیل انجام شده بر روی داده‌های ورودی شبکه عصبی، از بین پارامترهای هواشناسی، میزان بارندگی، رطوبت نسبی و دمای هوا دارای بیشترین تأثیر در پیش‌بینی میزان فاضلاب تولیدی در مرکز دفن زباله بود. در صورت حذف سایر پارامترهای هواشناسی مانند فشار، دمای حداکثر و دمای حداقل از شبکه عصبی، راندمان پیش‌بینی به‌طور نامحسوس کاهش می‌یابد. در داده‌های ورودی مربوط به مشخصات فاضلاب، میزان pH و دمای فاضلاب دارای بیشترین تأثیر در پیش‌بینی است. چنانچه از داده‌های ورودی شبکه عصبی، یکی از داده‌های مربوط به میزان pH یا هدایت الکتریکی حذف گردد، در راندمان پیش‌بینی تأثیر محسوس مشاهده نمی‌شود. عدم تغییر در راندمان پیش‌بینی در صورت حذف یکی از داده‌های مربوط به میزان pH و هدایت الکتریکی، نشان دهنده وابستگی این دو پارامتر به یکدیگر است. به‌طور کلی پارامترهای هواشناسی دارای تأثیر بیشتری نسبت به داده‌های مربوط به مشخصات فاضلاب در پیش‌بینی میزان فاضلاب تولیدی در مرکز دفن زباله هستند. این تأثیر زیاد، نشان دهنده وابستگی بالای کمیّت فاضلاب تولیدی در مرکز دفن زباله به

پارامترهای هواشناسی است که این وابستگی در مطالعات گذشته نیز اثبات شده است [۵].

۷- نتیجه‌گیری

در این مطالعه به‌منظور تخمین شدت جریان ماهانه فاضلاب مرکز دفن زباله، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. با توجه به نتایج به‌دست آمده، داده‌های ورودی مورد نیاز این شبکه عصبی شامل پارامترهای مربوط به زمان، داده‌های هواشناسی و مشخصات فاضلاب بود. از بین داده‌های هواشناسی، میزان بارندگی، رطوبت نسبی و دمای هوا دارای بیشترین تأثیر در پیش‌بینی میزان فاضلاب تولیدی در دفنگاه زباله است. همچنین از بین داده‌های مربوط به فاضلاب، میزان pH و دما دارای بیشترین تأثیر است. نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار لونبرگ-مارکوارت و یک لایه پنهان با ۱۰ نرون و تابع انتقال سیگموئید و یک لایه خروجی با تابع انتقال خطی، دارای بهترین راندمان در پیش‌بینی میزان فاضلاب تولیدی در مرکز دفن زباله است.

داده‌های ورودی شبکه عصبی طراحی شده در این مقاله، در هر مرکز دفن زباله قابل دسترسی است. در حالی که اندازه‌گیری پارامتر خروجی این شبکه عصبی یعنی میزان فاضلاب تولیدی در مرکز دفن زباله در مراکز فاقد سیستم جمع‌آوری و پایش فاضلاب، امکان‌پذیر نیست. لذا با توجه به کارایی بالای شبکه عصبی (ضریب تعیین = ۰/۹۷۶ و میانگین خطای نسبی = ۰/۰۸۹)، می‌توان میزان فاضلاب تولیدی ماهانه را در این نوع از مراکز دفن زباله برآورد کرد. با توجه به کارایی و سهولت استفاده از روش پیشنهادی و همچنین در دسترس بودن داده‌های ورودی، می‌توان از این روش برای مدیریت فاضلاب در زمان نفوذ، جمع‌آوری، تصفیه و برآورد تأثیر فاضلاب بر آبهای سطحی و زیرزمینی منطقه استفاده کرد.

۸- مراجع

- 1- Daniel, D.E. (1993). *Geotechnical practices for waste disposal*, Chapman and Hall Pub., London.
- 2- Brian, B., Michael, V.B., Jeff, S., and Katherine, B. (2009). "Integrated waste management as a climate change stabilization wedge." *Waste Management and Research*, 27, 839-849
- 3- Safari, E., and Baronian, C. (2002). "Modeling temporal variations in leachate quantity generated at Kahrizak landfill." *Proc. of International Environmental Modeling Software Society*, (IEMSS'02), Faculty of Environmental Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran, 482-487.
- 4- Islam, J., and Singhal, N. (2002). "A one-dimensional reactive multicomponent landfill leachate transport model." *Environmental Modelling and Software*, 17 (6), 531-543.
- 5- Shroff, V.S. (1999). "An investigation of leachate production from MSW landfills in semi-arid climates." M.Sc. Thesis, The University of Calgary, Alberta.
- 6- El-Fadel, M., Findikakis, A.N., and Leckie, J.O. (1997). "Environmental impacts of solid waste landfilling." *J. of Environmental Management*, 50, 1-25.

- 7- Shroff, V.S., and Hettiaratchi, J.P.A. (1998). "Importance of field capacity of in modeling leachate production from MSW landfills." *Environmental Modelling and Software*, 21, 1190-1197.
- 8- Canziani, R., and Cossu, R. (1989). "Landfill hydrology and leachate production." In: Chrisensen, T.H., Cossu, R., and Stegmann, R. (Eds.) *Sanitary Landfilling: Process, Technology and Environmental Impact*, Academic Press, London.
- 9-Fenn, D.G., Hanley, K.J., and DeGeare, T.V. (1975). *Use of the water balance method for predicting leachate generation from solid waste disposal sites*, U.S. Environmental Protection Agency, EPA/530/ SW-168, Washington, DC.
- 10- Schroeder, P.R., Dozier, T.S., Zappi, P.A., McEmce, B.M., Sjostrom, J.W., and Peyton, R.L. (1994). *The hydrologic evaluation of landfill performance (HELP) model: Engineering documentation for version 3*, EPA/600/R-94/1686, U.S. Environmental Protection Agency Office of Research and Development, Washington, DC.
- 11- Bestamin, O., and Ahmet, D. (2007). "Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale landfill bioreactors." *Environmental Modelling and Software*, 22 (6), 815-822.
- 12- Rodriguez, M.J., and Se´rodes, J. B. (1999). "Assessing empirical linear and non-linear modelling of residual chlorine in urban drinking water systems." *Environmental Modelling and Software*, 14 (1), 93-102.
- 13- Onkal-Engin, G., Demir, I., and Engin, S. N. (2005). "Determination of the relationship between sewage odour and BOD by neural networks." *Environmental Modelling and Software*, 20 (7), 843-850.
- 14- Kolehmainen, M., Martikainen, H., and Ruuskanen, J. (2001). "Neural networks and periodic components used in air quality forecasting." *Atmospheric Environment*, 35, 815-825.
- 15- Holubar, P., Zani, L., Hager, M., Fro´schl, W., Radak, Z., and Braun, R. (2002). "Advanced controlling of anaerobic digestion by means of hierarchical neural networks." *Water Research*, 36, 2582-2588.
- 16- Maier, H.R., and Dandy, G.C. (1998). "Understanding the behaviour and optimising the performance of back-propagation neural networks: An empirical study." *Environmental Modelling and Software*, 13 (2), 179-191.
- 17- Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beale, M.H. (1996). *Neural network design*, PWS Pub., Boston, MA.
- 18- Abdi, H., Valentin, D., Edelman, B., and O'Toole, A.J., (1996). "A widrowe hoff learning rule for a generalization of the linear auto-associator." *J. of Mathematical Psychology*, 40 (2), 175-182.
- 19- World Bank. (1995). *Lebanese republic solid waste environmental management project*, Staff Appraisal Report, USA.
- 20- Baldwin, D., Cui, S., and Dussek, C. (1999). "Technical aspects of the disposal of plastic-wrapped baled wastes at naameh landfill, Beirut, Lebanon." *Sardinia 99: Seventh Waste Management and Landfill Symposium, vol. I*, CISA Environmental Sanitary Engineering Center, Cagliari, Sardinia, Italy, 279-286.
- 21- Campbell, D.J.V. (1982). "Absorptive capacity of refuse." *Harwell Landfill Leachate Symposium*, Harwell, Oxon, UK.
- 22- 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.
- 23- Christensen, T. H., Kjeldsen, P., Bjerg, P. L., Jensen, D. L., Christensen, J. B., Baun, A., Albrechtsen, H.J. and Heron, G. (2001). "Biogeochemistry of landfill leachate plumes." *Applied Geochemistry*, 16 (7-8), 659-718.
- 24- Bjerg, P. L., Albrechtsen, H. J., Kjeldsen, P., Christensen, T. H., Cozzarelli, I. M., and Heinrich, D. H. (2003). "The groundwater geochemistry of waste disposal facilities." Holland, H. D., and Turekian, K. K. (Eds.), *Treatise on Geochemistry*, Elsevier Ltd., Amsterdam.

- 25- Moghaddamnia, A., Ghafari, M., Piri, J., Amin, S., and Han, D. (2009). "Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques." *Advances in Water Resources*, 32(1), 89-97.
- 26- Blight, G. E., and Hojem, D. J. (1996). *Production of landfill leachate in water-deficient areas, landfilling of waste: Leachate*, E and FN SPON Pub., London.
- 27- Jackson, R. E. (1980). *Aquifer contamination and protection*, Project 8.3 of the International Hydrological Programme, UNESCO.
- 28- Chen, P. H. (1996). "Assessment of leachates from sanitary landfills: Impact of age, rainfall, and treatment." *Environment International*, 22 (2), 225-237.
- 29- Tchobanoglous, G., and Theisen, H. (1993). *Integrated solid waste management*, McGraw-Hill, Inc., New York.
- 30- Ehrig, H. J. (1996). *Prediction of landfill gas production from laboratory-scale tests, Landfilling of waste: Biogas*, E and FN SPON Pub., London.
- 31- Hamed, M.M., Khalafallah, M.G., and Hassanien, E.A. (2004). "Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks." *Environmental Modelling and Software*, 19 (10), 919-928.
- 32- Almasri, M.N., and Kaluarachchi, J. J. (2005). "Modular neural networks to predict the nitrate distribution in groundwater using the onground nitrogen loading and recharge data." *Environmental Modelling and Software*, 20 (7), 851- 871.