پیش‌بینی زباله تولیدی تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های آماری چند متغیره

محمد علی عبدلی[۱]، روح‌اله نوری[۲]، مهدی جلیلی[۳]، احسان صالحیان[۴]

چکیده

پایه و اساس برنامه‌ریزی و طراحی سیستم مدیریت مواد زائد جامد شهری، شناخت کمیت و کیفیت تولید است. تخمین میزان زباله تولیدی به دلیل نوسانات زیاد تولید و پارامترهای گوناگونی که بر آن موثر است یکی از کارهای بسیار دشوار در امر مدیریت مواد زائد جامد می‌باشد. در این مطالعه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدلی مناسب برای تخمین وزن زباله تولیدی در شهر تهران ارایه گردیده است و نتایج آن با مدل ترکیبی رگرسیون خطی چندمتغیره و آنالیز مؤلفه‌های اصلی مقایسه شده است. برای این منظور از سری زمانی زباله تولیدی شهر تهران در فاصله زمانی ۱۳۸۲ تا سه ماهه نخست ۱۳۸۵ که به صورت هفتگی مرتب شده بودند استفاده گردید. نتایج به دست آمده حاکی از برتری مطلق نتایج شبکه عصبی در مقایسه با مدل ترکیبی رگرسیونی و آنالیز مؤلفه‌های اصلی می‌باشد، به طوریکه ضریب همبستگی در مدل شبکه عصبی ارایه شده، برای مرحله تست شبکه معادل 0.837 بود.

واژگان کلیدی: زباله تولیدی، شبکه عصبی مصنوعی، آنالیز مؤلفه‌های اصلی، رگرسیون خطی چندمتغیره، تهران

۱. استاد دانشکده محیط زیست دانشگاه تهران
۲. دانشجوی کارشناسی ارشد عمران ـ محیط زیست دانشگاه تربیت مدرس noori_2200@yahoo.com
۳. دانشجوی دکتری محیط ـ زیست دانشگاه تهران
۴. دانشجوی کارشناسی ارشد عمران محیط زیست، دانشگاه تربیت مدرس

مقدمه

مواد زائد جامد شهری نتیجه طبیعی فعالیت‌های انسان می‌باشد. در صورتی که سیستم مدیریت مناسبی برای چنین امری به کار گرفته نشود، این مواد باعث آلودگی‌های زیستی و محیطی زیادی می‌شوند و سلامت بشر را به خطر می‌اندازند. ایجاد چنین سیستمی به خاطر پیچیدگی و طبیعت بسیار ناهمگن تولید زباله کاری بسیار مشکل می‌باشد. یکی از عوامل بسیار مهم در راه اندازی صحیح چنین سیستم پیچیده‌ای شناخت کمیت زباله تولیدی در آن است، زیرا کمیت تولید در حجم سرمایه‌گذاری برای ماشین آلات، ظروف ذخیره در محل، ایستگاه‌های انتقال، ظرفیت دفع، سازماندهی و تشکیلات مناسب مؤثر است. در تخمین میزان زباله تولیدی برای یک شهر داشتن الگوهای فصلی زباله تولیدی می‌تواند نقش مؤثری داشته باشد، به همین منظور برای پیش‌بینی زباله تولیدی در شهر تهران اقدام به ساخت سری زمانی زباله تولیدی این شهر گردید به طوری‌که مقدار زباله در هفته t تابعی از مقدار زباله در هفته t-1, t-2 ... ,t-12 قرار داده شد.

روش‌های سنتی برای تخمین میزان تولیدی جامدات زائد یک جامعه غالبا بر اساس فاکتورهایی نظیر آمار جمعیت و فاکتورهای اقتصادی ـ اجتماعی آن جامعه استوار می‌باشد. که به صورت ضرایب تولید به ازای هر نفر محاسبه می‌شود. اشکال این روش در این است که این ضرایب ممکن است با زمان تغییر کند و برای یک سیستم مدیریت مواد زاید جامد به لحاظ دینامیک بودن آن کارایی خود را از دست دهد. به همین دلیل ارایه الگوهای نو و به کارگیری تکنیک‌های پیشرفته می‌تواند در برآورد این سیستم دینامیک و غیرخطی موثر باشد. این روش‌ها عمدتاً شامل استفاده از مدل‌ها، روش‌های آماری کلاسیک و جدیدا تکنیک‌های نو مانند منطق فازی، مدل‌های سری زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند.

اخیرا استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های آماری چند متغیره در موضوعات مهم زیست محیطی مانند آلودگی هوا (Sahin et al., 2005; Lu et al., 2004)، آلودگی آبهای سطحی (Sahoo et al., 2006; Shrestha, S. and Kazama, F; 2007) و به تبع آن در امر مدیریت مواد زاید جامد نیز رواج یافته است، که در این مورد می‌توان به ارایه مدلی بر اساس شبکه عصبی برای کنترل نرخ جریان شیرابه در محل دفن مواد زاید جامد شهری در استانبول ترکیه (Karaca, F. and Özkaya, B. 2006)، تخمین مقدار تولید مواد زائد جامد و فاکتور تولید با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و پیش‌بینی میزان گرمای تولیدی از مواد زائد جامد شهری با استفاده از شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره در شهر نانجینگ چین (Dong et al., 2003) اشاره کرد. در این مطالعه از دو روش شبکه عصبی Feed-Forward و رگرسیون خطی چندمتغیره و ارایه یک روش جدید از کاربرد PCA برای پردازش داده‌های ورودی به مدل رگرسیون خطی چندمتغیره جهت تخمین میزان زباله تولیدی هفتگی شهر تهران استفاده شده است. اهداف این مطالعه

عبارتند از: (۱) تخمین میزان زباله تولیدی با استفاده از مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و PCA، (۲) برآورد میزان زباله تولیدی با استفاده از شبکه عصبی Feed-Forward و (۳) مقایسه نتایج این دو مدل و انتخاب مدل مناسب.

۱. مواد و روشها

۲-۱. منطقه مورد مطالعه و دادههای مساله

۲-۲. شبکه عصبی مصنوعی

مدل‌های شبکه عصبی الگو گرفته از مغز انسان می‌باشند. استفاده از این مدل در موضوعات زیست محیطی از دهه ۱۹۴۰ شروع شده و از ۱۹۹۰ به بعد بطور وسیعی مورد استفاده قرار گرفته است. مشکلی که در شبکه عصبی وجود دارد مشکل فوق برازشی است که در این حالت شبکه آموزش دچار اشکال گردیده و باعث می‌شود که نتایج آموزش و صحت یابی شبکه از یکدیگر فاصله بگیرند. برای رفع این مشکل میتوان از روش STA (روش توقف آموزش) استفاده نمود. در این روش داده‌ها به سه بخش تقسیم می‌شوند. بخش اول مربوط به آموزش شبکه، بخش دوم جهت توقف محاسبات هنگامی که خطای صحت‌یابی شروع به افزایش می‌نماید، و بخش سوم داده‌ها که برای صحت‌یابی شبکه استفاده می‌گردد. معماریهای مختلفی برای STA آزمایش گردید و در نهایت شبکه با سه لایه که لایه اول دارای 13، لایه دوم۲۲ و لایه سوم ۱ نرون بودند به عنوان ساختار برتر شبکه انتخاب شد.

۲-۳. آنالیز مؤلفه اصلی

PCA یکی از روشهای آماری چندمتغیره می‌باشد که می‌توان از آن برای حذف همبستگی بین متغیرهای ورودی به مدل رگرسیونی و تفسیر راحت‌تر متغیرها استفاده نمود. با اعمال PCA متغیرهای ورودی اصلی به متغیرهای جدید که بدون همبستگی می‌باشند تبدیل می‌شوند. مؤلفه‌های ایجاد شده ترکیبی خطی از متغیرهای اصلی می‌باشند.(Lu et al, 2003) این آنالیز به عنوان یکی از روشهای چندمتغیره‌ای است که کار آن یافتن ترکیباتی از P متغیر X1، X2... و Xp جهت ایجاد P مؤلفه مستقل Z1، Z2... و Zp می‌باشد. عدم همبستگی بین این مؤلفه‌ها یک ویژگی مفید است زیرا عدم همبستگی به این معنی است که مؤلفه‌ها جنبه‌های متفاوتی از پارامترهای اصلی را نمایان می‌سازند. در این روش اطلاعات پارامترهای اصلی با کمترین تلفات در مؤلفه‌های حاصل آورده می‌شود (Helena et al., 2000). هر مؤلفه اصلی می‌تواند با دنباله زیر مشخص شود:

$$Z_i = a_{i1}X_1 + a_{i2}X_2 + ... + a_{ip}X_P$$

که Z_i معرف مؤلفه مورد نظر، a_i بردار ویژه مربوطه و X نیز متغیرهای اصلی می‌باشد. این اطلاعات از حل معادله زیر به دست می‌آید.

$$|R - \lambda I| = 0$$

که در آن I ماتریس واحد، R ماتریس واریانس ـ کوواریانس و λ نیز مقادیر ویژه می‌باشد. از این مقادیر ویژه، بردارهای ویژه به دست می‌آیند. برای مشخص کردن امکان اجرای PCA بر روی پازامترهای ورودی نیاز به محاسبه فاکتورKMO می‌باشد. در صورتی که این فاکتور بزرگتر از ۵ به دست آید، نشان دهنده امکان اجرای PCA بر داده‌های اصلی می‌باشد.

۲-۳. رگرسیون خطی چند متغیره

مدل رگرسیونی به فرم ماتریسی را میتوان به صورت معادله زیر نشان داد:

$$Y = X\beta + e$$

در معادله بالا β ماتریس ضرایب رگرسیون e ماتریس خطای برازش و Y نیز ماتریس پاسخ می‌باشد. با حل معادله بالا بر حسب β خواهیم داشت:

$$\beta = (X'X)^{-1}(X'Y)$$

برای محاسبه معکوس $(X'X)$ نباید بین متغیرهای مستقل همبستگی زیادی وجود داشته باشد زیرا در این صورت ماتریس $(X'X)$ را نمی‌توان معکوس کرد و باعث افزایش خطا در اثر گردکردن داده‌ها و محاسبات می‌شود. برای رفع این مشکل باید قبل از ساخت مدل رگرسیونی، همبستگی بین متغیرهای مستقل را به طریقی از بین برد. یک روش برای این کار استفاده از آنالیز اجزای اصلی (PCA) بر روی متغیرهای مستقل ورودی به مدل می‌باشد. معیار قضاوت برای رفع این مشکل با اجرای PCA بر روی داده‌های اصلی، میزان تحمل و فاکتور تورم واریانس می‌باشد. مقدار تحمل، نسبتی از تغییرات یک متغیر است که به وسیله سایر متغیرهای مستقل بیان نمی‌شود و مقدار آن بین صفر و یک تغییر می‌کند. به طور کلی هرچه مقدار تحمل بیشتر باشد، متغیر راحت‌تر وارد مدل می‌شود. عدد ایده‌ال برای مقدار تحمل ۱ می‌باشد، این مقذار برای تورم واریانس نیز مینیمم مقدار آن یعنی یک میباشد و مقادیر بزرگتر از ۵ برای فاکتور تورم واریانس بیانگر وجود مشکل از لحاظ آماری برای مدل رگرسیونی می‌باشد (Hocking, 2003).

در این تحقیق پس از رفع مشکل همبستگی در متغیرهای مستقل، مدلی مناسب با استفاده از تکنیک رگرسیون چند متغیره برای پیشبینی وزن زباله تولیدی توسعه یافت. در محاسبات رگرسیونی از الگوریتم گام به گام (Stepwise)

استفاده گردید. در این روش ورود متغیرها به مدل رگرسیون به صورت مرحله‌ای از مهم‌ترین متغیر تا کم اهمیت‌ترین آنها صورت می‌گیرد. معیار میزان اهمیت متغیر در مدل، مقدار سطح معنی داری یا آماره F متناظر با آن در جدول آزمون معنی‌داری متغیرهاست.

۲-۴. معیار ارزیابی اعتبار مدل‌های مورد استفاده

جهت بررسی اعتبار مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی از معیارهای برازندگی ضریب همبستگی (R) و میانگین نسبی خطای مطلق (MARE) استفاده گردید که هر کدام از این پارامترها درزیر تعریف شده‌اند. ضریب همبستگی بخشی از واریانس موجود در داده‌های مشاهده شده که توسط مدل قابل توجیه می‌باشد را توصیف می‌کند. محدوده تغییرات این پارامتر بین صفر و یک بوده و مقادیر بالاتر آن تطابق بهتر داده‌های مشاهده‌ای و برآورد شده را نشان می‌دهد. مطالعات Legates and McCabe (1999) نشان داد مقادیر R2 تحت تاثیر داده‌های پرت می‌باشد و باید آن را به اتفاق پارامترهای دیگر استفاده نمود. به همین دلیل در این تحقیق از معیار میانگین نسبی خطای مطلق (MARE) نیز استفاده شده است.

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O')^2}}$$

$$MARE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|O_i - P_i|}{O_i}$$

۳. بحث و نتایج

۳-۱. آنالیز مؤلفه‌های اصلی

بررسی اولیه نشان داد که بین متغیرهای ورودی مورد استفاده در این مطالعه همبستگی معنی داری وجود دارد که برای از بین بردن این مشکل از روش PCA استفاده گردید. مقدار KMO=0.704 نیز امکان اجرای PCA را تائید کرد. برای اجرای PCA پس از استاندارد کردن داده‌ها ماتریس مربعی واریانس- کوواریانس از مرتبه ۱۳ (معادل با تعداد متغیرهای ورودی) تشکیل شد، که نتایج آن در زیر آمده است.

1.00	-0.02	0.09	0.16	0.19	0.04	-0.09	-0.08	-0.15	-0.03	0.12	0.38	0.63
-0.02	1.00	0.58	0.27	0.05	0.02	-0.02	-0.08	-0.12	-0.11	-0.04	0.00	0.01
0.09	0.58	1.00	0.57	0.23	0.04	-0.02	-0.07	-0.12	-0.13	-0.10	-0.01	0.03
0.16	0.27	0.57	1.00	0.56	0.22	0.00	-0.05	-0.08	-0.12	-0.12	-0.08	-0.01
0.19	0.05	0.23	0.56	1.00	0.56	0.22	0.01	-0.06	-0.05	-0.09	-0.07	-0.04
0.04	0.02	0.04	0.22	0.56	1.00	0.55	0.24	0.02	-0.01	-0.03	-0.09	-0.10
-0.09	-0.02	-0.02	0.00	0.22	0.55	1.00	0.58	0.25	0.08	0.02	-0.01	-0.10
-0.08	-0.08	-0.07	-0.05	0.01	0.24	0.58	1.00	0.60	0.30	0.12	0.05	0.01
-0.15	-0.12	-0.12	-0.08	-0.06	0.02	0.25	0.60	1.00	0.62	0.33	0.15	0.03
-0.03	-0.11	-0.13	-0.12	-0.05	-0.01	0.08	0.30	0.62	1.00	0.62	0.34	0.15
0.12	-0.04	-0.10	-0.12	-0.09	-0.03	0.02	0.12	0.33	0.62	1.00	0.61	0.32
0.38	0.00	-0.01	-0.08	-0.07	-0.09	-0.01	0.05	0.15	0.34	0.61	1.00	0.61
0.63	0.01	0.03	-0.01	-0.04	-0.10	-0.10	0.01	0.03	0.15	0.32	0.61	1.00

از حل این ماتریس ۱۳ مقدار ویژه و به ازای هر مقدار ویژه ۱۳ بردار ویژه حاصل شد که با استفاده از آنها، ۱۳ مؤلفه از متغیرهای اولیه ایجاد گردید. چون در بسیاری از موارد تعدادی از متغیرها به بیش از یک مؤلفه بستگی دارند، تعبیر مؤلفه‌ها مشکل خواهد بود. از این رو با استفاده از روش دوران مؤلفه‌ها می‌توان بدون تغیر میزان اشتراک، تفسیر مؤلفه‌ها را ساده‌تر کرد. در این تحقیق برای امکان تفسیر مؤلفه‌های ایجادی از چرخش استاندارد Varimax استفاده گردید ولی برای محاسبات رگرسیونی از مؤلفه‌های به دست آمده بدون چرخش استفاده شد. مشخصات هر مؤلفه که بدون چرخش و با چرخش Varimax ایجاد شده‌اند در زیر آمده است.

Component Matrix

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13
VAR00001	0.15	0.06	0.71	-0.44	0.15	-0.27	0.21	0.26	0.18	-0.07	-0.16	0.10	-0.01
VAR00002	-0.31	0.22	0.35	0.61	0.34	0.30	0.32	-0.15	0.19	-0.01	0.05	0.04	-0.03
VAR00003	-0.38	0.38	0.47	0.54	0.13	-0.07	-0.13	0.21	-0.27	-0.06	-0.15	-0.12	0.06
VAR00004	-0.39	0.55	0.41	0.19	-0.30	-0.27	-0.25	0.00	0.12	0.17	0.16	0.17	-0.09
VAR00005	-0.26	0.69	0.22	-0.28	-0.42	-0.01	0.08	-0.21	0.06	-0.24	0.00	-0.18	0.09
VAR00006	-0.07	0.75	-0.11	-0.39	-0.04	0.34	0.18	0.01	-0.17	0.27	-0.13	0.04	-0.08
VAR00007	0.19	0.68	-0.34	-0.19	0.39	0.20	-0.16	0.15	0.00	-0.20	0.18	0.15	0.09
VAR00008	0.47	0.52	-0.37	0.08	0.37	-0.30	-0.10	-0.03	0.17	0.10	-0.06	-0.25	-0.13
VAR00009	0.66	0.30	-0.31	0.32	-0.08	-0.35	0.14	-0.17	-0.08	0.01	-0.14	0.20	0.19
VAR00010	0.76	0.15	-0.04	0.30	-0.36	0.01	0.23	0.19	-0.10	-0.11	0.15	-0.03	-0.22
VAR00011	0.74	0.02	0.26	0.17	-0.25	0.36	-0.13	0.15	0.19	0.15	-0.02	-0.09	0.22
VAR00012	0.64	-0.04	0.56	-0.04	0.08	0.23	-0.28	-0.24	-0.04	-0.12	-0.16	0.09	-0.18
VAR00013	0.44	-0.07	0.69	-0.23	0.27	-0.15	0.09	-0.14	-0.20	0.12	0.26	-0.09	0.09

Rotated Component Matrix

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13
VAR00001	0.93	-0.02	0.04	0.02	-0.03	-0.04	0.07	-0.02	0.09	-0.07	0.15	0.03	0.28
VAR00002	-0.02	0.96	-0.01	0.01	-0.03	0.00	0.10	-0.04	0.00	-0.04	0.01	0.26	0.01
VAR00003	0.04	0.33	-0.04	-0.01	-0.02	0.00	0.28	-0.04	0.08	-0.04	0.00	0.89	0.02
VAR00004	0.07	0.12	-0.04	0.08	-0.01	-0.02	0.90	-0.04	0.28	-0.02	-0.04	0.27	-0.01
VAR00005	0.10	0.00	-0.04	0.29	-0.02	0.09	0.28	0.00	0.90	-0.02	-0.03	0.08	-0.02
VAR00006	0.02	0.01	0.00	0.91	0.09	0.28	0.08	-0.01	0.27	-0.01	-0.04	-0.01	-0.04
VAR00007	-0.04	0.00	0.01	0.28	0.29	0.91	-0.02	0.01	0.09	0.09	0.00	0.00	-0.04
VAR00008	-0.03	-0.04	0.03	0.09	0.90	0.30	-0.01	0.11	-0.02	0.29	0.01	-0.02	0.01
VAR00009	-0.08	-0.05	0.12	-0.01	0.31	0.09	-0.02	0.30	-0.02	0.88	0.05	-0.04	0.01
VAR00010	-0.02	-0.05	0.30	-0.01	0.12	0.01	-0.04	0.88	0.00	0.30	0.12	-0.05	0.04
VAR00011	0.04	-0.01	0.89	0.00	0.03	0.01	-0.04	0.30	-0.04	0.12	0.29	-0.04	0.11
VAR00012	0.18	0.01	0.30	-0.04	0.01	0.01	-0.04	0.13	-0.03	0.05	0.88	0.00	0.28
VAR00013	0.37	0.01	0.12	-0.04	0.01	-0.04	-0.01	0.05	-0.02	0.01	0.28	0.02	0.87

۳-۲. رگرسیون خطی چندمتغیره

پس از رفع مشکل همبستگی در متغیرهای اصلی، مدلی مناسب با استفاده از تکنیک رگرسیون چند متغیره با الگوریتم گام به گام (Stepwise) برای پیشبینی وزن زباله تولیدی توسعه یافت. که نتایج آن در جدول زیر آمده است.

Input Component	R Square	Sig. F Change	Tolerance	VIF
PC3	0.332	0.001	0.938	1.066
PC3,PC2	0.412	0.010	0.942	1.061
PC3,PC2,PC9	0.467	0.015	0.990	1.010

همانطور که از جدول شماره بالا مشخص می‌باشد درمدل رگرسیونی با اجرای PCA از۱۳ مؤلفه، تنها ورود ۳ مؤلفه به مدل معنی‌دار بوده است و مدل مورد نظر مقدار زباله تولیدی را با توجه به این مقادیر ورودی برآورد می‌کند. با توجه به جدول شماره بالا مشاهده می‌شود که مدل رگرسیون حاصل از دادهای اصلی برای پارامترهای ورودی دارای مقادیر تورم واریانس و میزان تحمل نزدیک به یک یعنی مقدار ایده‌ال می‌باشد. در نهایت پس از پردازش اولیه بر روی داده‌های ورودی، مدل رگرسیونی با اجرای PCA برای تخمین مقدار زباله تولیدی تهیه گردید که معادله آن در زیر آورده شده است.

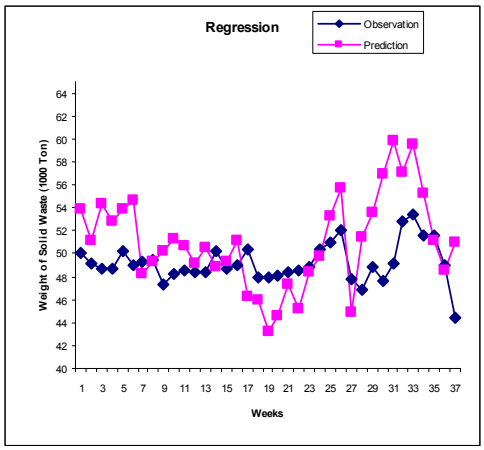
W=49168332.29+1177698.532*(PC3)-904395.442*(PC2)-823336.065*(PC9)

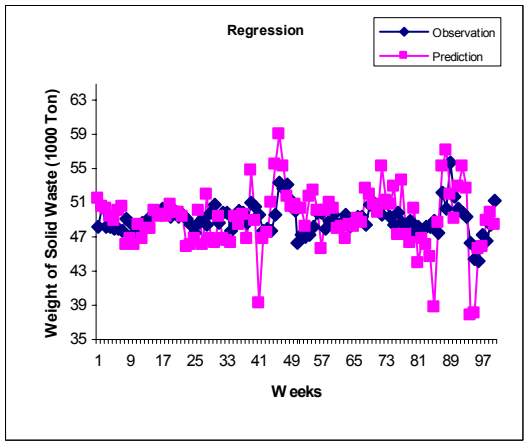
مطابق با معادله فوق پارامتر PC3 که در تشکیل آن وزن زباله سه هفته قبل ((W(t-3) بیشترین تأثیر را داشته است مهم‌ترین عامل تأثیرگذار بر میزان زباله تولیدی شهر تهران می‌باشد. پارامترهای تأثیرگذار دیگر بر میزان زباله تولیدی به ترتیب عبارتند از؛ PC2 و PC9. همانطور که از جدول شماره ( ) نیز مشخص است بیشترین تأثیر بر مؤلفه PC2 و PC9 را به ترتیب W(t-12) و W(t-9) داشته اند.

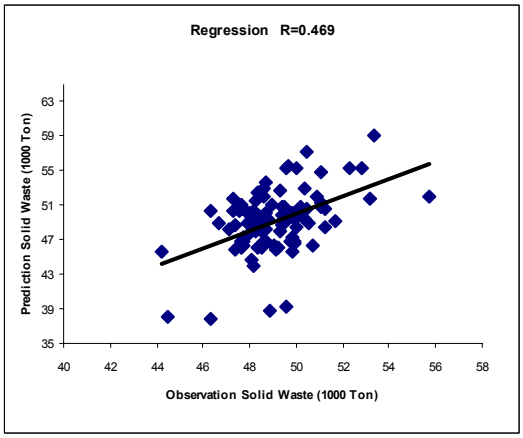
۳-۲-۱- ارزیابی اعتبار مدل رگرسیونی

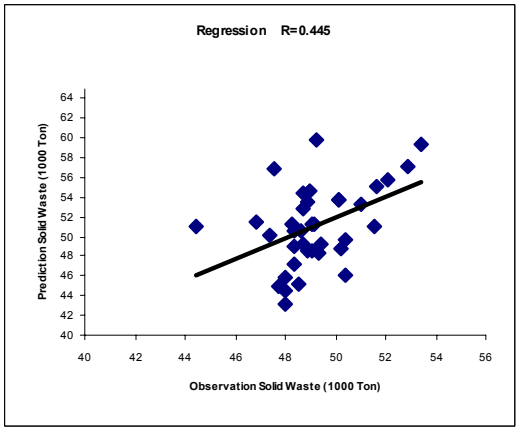
پس از ساخت مدل رگرسیونی اعتبار مدل مورد بررسی قرار گرفت که نتایج مراحل train و test مدل در جدول و شکل‌های زیر آمده است.

	R	**MARE**
train	0.469	0.048
test	0.445	0.066







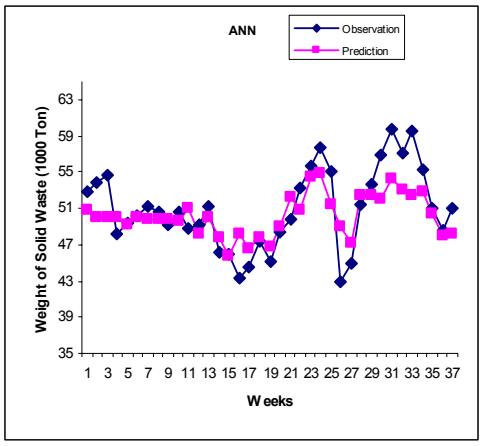


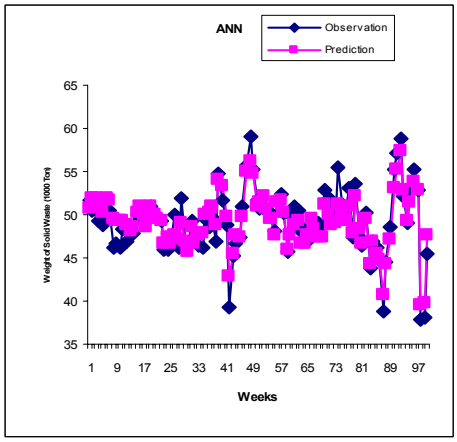
همانطور که از جدول و شکل‌های بالا نیز مشخص است نتایج مطلوبی از مدل رگرسیونی به دست نیامده است و استفاده از مدل رگرسیونی برای تخمین میزان زباله تولیدی با خطای زیادی همراه است.

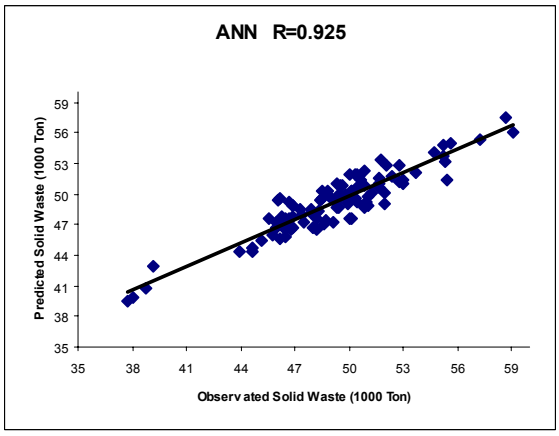
۳-۳- شبکه عصبی

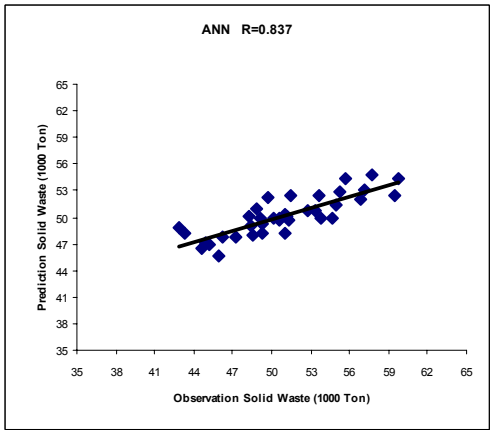
برای رسیدن به بهترین ساختار شبکه جهت تخمین میزان زباله تولیدی ساختارهای مختلفی از شبکه عصبی Feed-Forwaed با تعداد لایه‌های متفاوت و به ازای هر لایه با تعداد نرون‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت که در نهایت با توجه به معیار مورد بررسی R و MARE ساختار شامل سه لایه با تعداد نرون‌های ۱۳، ۲۲ و ۱ به ترتیب برای لایه اول، دوم و سوم به عنوان معماری برتر شبکه برگزیده شد. تابع آموزش و انتقال نیز به ترتیب TRAINLM و TANSIG مورد استفاده قرار گرفته شد. نتایج اجرای شبکه در مراحل train و test در جدول و شکل‌های زیر آورده شده است.

	R	MARE
train	0.925	0.023846
test	0.837	0.043872









۳-۴. مقایسه دو مدل

همانطور که از جدول و شکل‌های بالا نیز مشخص است نتایج مطلوبی از مدل رگرسیونی به دست نیامده است و استفاده از مدل رگرسیونی برای تخمین میزان زباله تولیدی با خطای زیادی همراه است ولی در عوض با استفاده از مدل شبکه عصبی نتایج بهبود زیادی نسبت به مدل رگرسیونی یافته‌اند. به طور مثال مقادیر ضرایب همبستگی و میانگین نسبی خطای مطلق در مدل شبکه عصبی درحدود دو برابر بهتر از نتایج مشابه در مدل رگرسیونی است.

نکته دیگر این که در استفاده از مدل رگرسیونی و روش PCA فرض‌های زیادی وجود دارد که استفاده از آنها را جهت مسایل عملی مشکل می‌گرداند، مثلاً همانطور که ذکر گردید متغیر وابسته در مدل رگرسیونی باید نرمال باشد و دیگر اینکه بین متغیرهای مستقل همبستگی زیادی وجود نداشته باشد. گذشته این مشکلات محدودیت مدل رگرسیونی جهت ورود متغیرها به مدل می‌باشد که در این مورد ورود متغیرهایی که معنی‌دار نیستند صورت نمی‌گیرد.

نتیجه‌گیری

با توجه به سری زمانی زباله تولیدی برای شهر تهران که در شکل زیر مشاهده می‌شود هیچ روند خاصی در آن مشاهده نمی‌شود و نمودار نوسانات زیادی دارد با توجه به این موضوع احساس می‌شود که روش رگرسیون خطی چندمتغیره توانایی لحاظ کردن و ارایه مدلی که بتواند این نوسانات را لحاظ کند ندارد. و در این موارد استفاده از شبکه عصبی که قادر به پیشبینی روابط غیرخطی و پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی می‌باشد راه‌حل مناسبی جهت جایگزینی با رگرسیون خطی چند متغیره می‌باشد.

منابع و مراجع

1. Sahin, U., Ucan, O. N., Bayat, C., Oztorun, N., 2005. Modeling of SO2 distribution in Istanbul using artificial neural networks. Environmental Modeling and Assessment 10:135–142.
2. Sahoo, G.B., Ray, C., De Carlo, E.H., 2006. Use of neural network to predict flash flood and attendant water qualities of a mountainous stream on Oahu, Hawaii. Journal of Hydrology 327: 525– 538
3. Shrestha, S., Kazama, F., 2007. Assessment of surface water quality using multivariate statistical techniques: A case study of the Fuji river basin, Japan. Environmental Modelling & Software, 22: 464e475.
4. Shrestha, S., Kazama, F., 2007. Assessment of surface water quality using multivariate statistical techniques: A case study of the Fuji river basin, Japan. Environmental Modelling & Software, 22: 464e475.
5. Karaca, F., Özkaya, B., 2006. NN-LEAP: A neural network-based model for controlling leachate flow-rate in a municipal solid waste landfill site. Environmental Modelling & Software, 21:1190-1197.
6. Dong, C., Jin., B., Li, D., 2003. Predicting the heating value of MSW with a feed forward neural network. Waste Management, 23: 103-106.
7. Lu, H.C., Hsieh, J.C., Chang, T.S., 2006. Prediction of daily maximum ozone concentrations from meteorological conditions using a two-stage neural network. Atmospheric Research 81: 124–139.
8. Helena, B., Pardo, R., Vega, M., Barrado, E., Ferna´ ndez, J.M.,Ferna´ ndez, L., 2000. Temporal evolution of groundwater composition in an alluvial aquifer (Pisuerga river, Spain) by principal component analysis. Water Res. 34, 807–816.
9. Hocking, R. R., Methods and application of linear models regression and analysis of variance, Wiley, Newjersey, 2003.
10. Legates, D.R. and McCabe, G.J. (1999).Evaluating the use of "Goodness-of-fit" Measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. Water Resour. Res. 35. pp. 233-241.