یادداشت فنی

مدل‌سازی فرایند لجن فعال با روش ترکیبی سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

مهسا واجدی [۱] شاهرخ شاه‌حسینی [۲]

(دریافت ۹۱/۱۱/۳۰ پذیرش ۹۲/۸/۵)

چکیده

در این مطالعه، از سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای مدل‌سازی فرایند تصفیه فاضلاب لجن فعال پتروشیمی مبین استفاده شد. این مدل برای پیش‌بینی غلظت اکسیژن مورد نیاز شیمیایی خروجی مورد استفاده قرار گرفت و ضریب همبستگی بین پارامترهای ورودی و کیفیت جریان خروجی محاسبه شد. پارامتر ورودی با بیشترین تأثیر بر کیفیت جریان خروجی تعیین شد و بر اساس آن، سه ساختار فازی- عصبی تطبیقی مستقل با تعداد پارامترهای گوناگون بررسی شد. پیش‌بینی‌های مدل‌های فازی- عصبی تطبیقی با پیش‌بینی‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با ساختاری مشابه مقایسه شدند. بررسی نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که هر دو روش هوش مصنوعی، روش‌های مدل‌سازی منعطف، با دوام و مؤثری را برای سیستم لجن فعال ارائه می‌دهند. همچنین، پس از مقایسه خطای پیش‌بینی هر یک از این دو روش، مشاهده می‌شود که با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (با مجذور میانگین مربعات خطای ۵/۱٤ برای داده‌های آزمایش) می‌توان به نتایج بهتر و بازدهی بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی (با مجذور میانگین مربعات خطای ٦/٥٩ برای داده‌های آزمایش) دست یافت.

واژه‌های کلیدی: منطقه ویژه پارس، فازی-عصبی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی، فرایند لجن فعال، اکسیژن مورد نیاز شیمیایی

Modeling of Activated Sludge Process Using Sequential Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

M. Vajedi [1] *Sh. Shahhosseini* [2]

(Received Apr. 18, 2012 Accepted June 23, 2013)

Abstract

In this study, an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) is employed to model the activated sludge wastewater treatment process at Mobin Petrochemical Company. The correlation coefficients between the input variables and the output variables were calculated to determine the one input with the highest influence on the output (the quality of the outlet flow) in order to compare three neuro-fuzzy structures with different numbers of parameters. The predictions of the neuro-fuzzy models were compared with those of multilayer artificial neural network models with a similar structure. The comparison indicated that both methods provided flexible, robust, and effective models for the activated sludge system. Moreover, the mean squared errors of the neuro-fuzzy and the neural network models were obtained as 5.14 and 6.59, respectively, which indicates the superior performance of the former.

Keywords: Pars Special Zone, Adaptive Nuro-fuzzy, Activated Sludge Process, COD.

۱- کارشناسی ارشد رشته طراحی، شبیه‌سازی و کنترل فرایند، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران
۲- دانشیار گروه طراحی، شبیه‌سازی و کنترل فرایند، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران(نویسنده مسئول) (۰۲۱) ۷۳۹۱۲۷۰۱ shahrokh@iust.ac.ir

1. MSc. of Planing, Simulation and Processes Control, Iran University of Science and Tech., Tehran
2. Assos. Prof. of Planing, Simulation and Processes Control, Iran University of Sceince and Tech., Tehran (Corresponding Author) (+9821) 73912701 shahrokh@iust.ac.ir

Archive of SID
www.SID.ir

۱- مقدمه

تقریباً ۹۹/۹ درصد فاضلاب از آب تشکیل شده است و تنها ۰/۱ درصد آن از مواد خارجی شامل مواد محلول، معلق (قابل ته‌نشینی و غیر قابل ته‌نشینی)، آلی و معدنی است [۱]. روش‌های سنتی تصفیه فاضلاب‌های پالایشگاهی، بر اساس روش‌های فیزیکی و شیمیایی و مکانیکی در کنار استفاده از روش تصفیه زیستی یعنی با استفاده از لجن فعال انجام می‌شود [۲]. مطالعات اخیر نشان می‌دهد که فرایند لجن فعال، به دلیل بازدهی بالا، مصرف انرژی پایین و هزینه‌های ناشی از بهره‌برداری ناچیز، در تصفیه فاضلاب‌های حاصل از فرایندهای پتروشیمی بسیار متداول است [۳]. با شبیه‌سازی ریاضی، می‌توان پاسخ فرایند به هرگونه تغییری را بررسی کرد و در نهایت، به طرحی بهینه با کیفیت جریان خروجی مطلوب و کمترین هزینه عملیاتی، دست یافت [۴].

در دو دهه اخیر، مدل‌های ریاضی مکانیستیک گوناگونی برای توصیف موازنه جرمی فعالیت میکروبیولوژیکی فرایند تصفیه، توسعه داده شده است [۵، ۶ و ۷]. یکی از مهم‌ترین روشها، شبکه عصبی و سیستم منطق فازی است. از کاربردهای مهم شبکه‌های عصبی می‌توان به شناسایی الگو، مدل‌سازی و کنترل اشاره نمود. از جمله مزایای شبکه عصبی می‌توان به قابلیت تقریب‌زنی هر نوع تابع، قابلیت تطبیق یا به روزرسانی خود، پایداری و نیز سادگی کار با آن و عدم نیاز به درک عمیق از روابط بین متغیرها و تابع اشاره کرد [۸]. شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای در مدل‌سازی فرایند تصفیه زیستی فاضلاب مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۳-۹].

شبکه عصبی دارای محدودیت‌هایی از قبیل گیر افتادن در کمینه‌های محلی است. برای رفع این محدودیت‌ها و افزایش قابلیت اطمینان، الگوریتم- فازی-عصبی تطبیقی[1] پیشنهاد شده است [۱۴]. شبکه فازی-عصبی، ترکیبی از مزیت‌های هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی (قدرت آموزش و محاسبات) و منطق فازی (سطح بالای تفکر و استدلال مشابه انسان) را دارا است [۲۱-۱۵].

۱-۱- سیستم مورد مطالعه

فاضلاب‌های صنعتی مجتمع‌های پتروشیمی فاز اول نظیر پتروشیمی‌های آریاساسول، جم، MEG، مهر، مروارید و زاگرس ۱ و۲ و غیره نیز در واحد تصفیه فاضلاب پتروشیمی مبین تصفیه می‌شود [۱۴].

۱-۲- سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

روش سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی فواید هر دو روش منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را دارد [۱۴].

۲- مواد و روشها

۲-۱- داده‌های مورد نیاز

از تاریخ ۱ آبان ۱۳۸۹ تا ۲۹ آذر ۱۳۸۹ نمونه‌برداری و گزارش‌گیری از وضعیت پساب آزمایشگاه در دو شیفت صبح و شب انجام شد که در مجموع تعداد ۱۰۸ داده ثبت شد. برای مدل‌سازی فرایند مذکور، از میان کل داده‌ها، به‌طور تصادفی، ۷۵ داده برای آموزش (۷۰ درصد) و ۳۳ داده برای ارزیابی و آزمایش (۳۰ درصد) در نظر گرفته شد. جریان ورودی شامل داده‌های COD، آمونیاک، TSS و TDS و جریان خروجی شامل COD است. جزئیاتی از اطلاعات جمع‌آوری شده از فرایند تصفیه فاضلاب پتروشیمی مبین، در جدول ۱ بیان شده است.

۲-۲- تعیین تعداد پارامترهای ورودی

مدل‌سازی برای حالت‌های مختلفی از تعداد پارامترهای ورودی به شبکه انجام شد. بر اساس ماتریس همبستگی، اولویت پارامترهای ورودی که بیشترین تأثیر را بر روی کیفیت جریان خروجی دارند، تعیین می‌شود.

بر اساس بزرگی ضرایب همبستگی برای هر ورودی، می‌توان از سه نوع سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ورودی‌های مختلف که در جدول ۲ بیان شده است، برای مدل‌سازی سیستم مورد نظر استفاده کرد.

برای سهولت در نام‌گذاری مدل‌های هوش مصنوعی، ابتدا نوع شبکه و بعد از آن در داخل پرانتز به‌ترتیب تعداد ورودی‌ها و تعداد خروجی‌ها ذکر می‌شوند.

[1] Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS)

جدول ۱- جزئیات اطلاعات جمع‌آوری شده برای مدل‌سازی فرایند تصفیه فاضلاب پتروشیمی مبین

	TSS (mg/L)	TDS (mg/L)	COD inf (mg/L)	NH_3 (mg/L)	COD eff (mg/L)
مقدار بیشینه پارامتر	۶۵	۳۵۱۰	۲۷۸۷	۳۱۲/۲	۸۲
مقدار کمینه پارامتر	۲	۱۵۵	۳۳۹	۷	۲۳
مقدار میانگین پارامتر	۱۸/۰۱	۹۷۰/۳۷	۹۷۹/۴	۱۱۸/۱۳	۵۴/۳۷
مقدار انحراف استاندارد پارامتر	۱۴/۹	۶۱۱/۶۳	۴۲۲/۶۴	۷۳	۱۳/۱

Archive of SID
www.SID.ir

جدول ۲- پارامترهای ورودی انتخاب شده برای مدل‌های فازی-عصبی و شبکه عصبی مصنوعی

پارامترهای ورودی	ANN نوع ساختار	ANFIS نوع ساختار
CODeff (mg/l)		
TSS, TDS	ANN 2-1	ANFIS 2-1
TSS, TDS, CODinf	ANN 3-1	ANFIS 3-1
TSS, TDS, CODinf, NH3	ANN 4-1	ANFIS 4-1

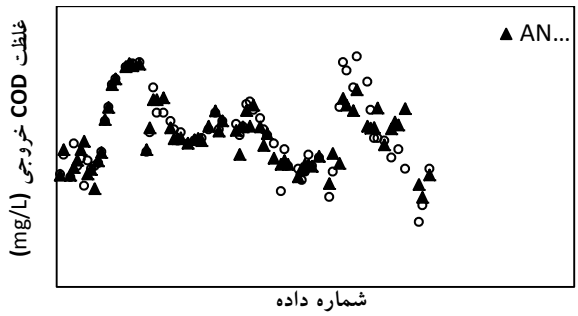
۳- نتایج و بحث

همان طور که در قسمت قبل بیان شد، سه ساختار مختلف برای هر یک از روش‌های مدل‌سازی فازی- عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد که هر یک از این ساختارها با شرایط گوناگونی اجرا می‌شوند. پس از بررسی‌های انجام شده، ساختارهای مطلوب برای هر دو روش مدل‌سازی هوش مصنوعی انتخاب شدند.

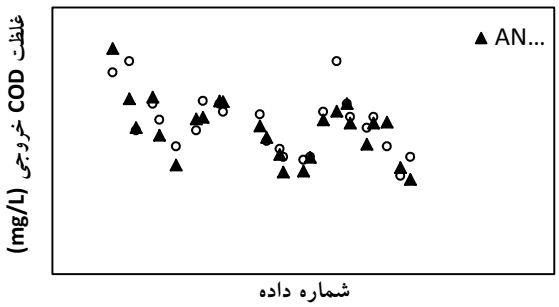
به‌عنوان نتیجه کلی می‌توان بیان کرد که هر دو روش مدل‌سازی، روند مطلوبی برای پیش‌بینی کیفیت جریان خروجی دارند؛ در صورتی که به‌دلیل پیچیدگی واکنش‌های زیستی و زیاد بودن ضرایب و پارامترهای استوکیومتری و سینتیکی، استفاده از مدل‌های ریاضی مکانیستیک، کاری دشوار است.

یکی دیگر از راه‌های تشخیص قابلیت پیش‌بینی مدل، مشاهده نمودارهای خطا و پیش‌بینی برای مجموعه داده‌های فرایندی است. شکل‌های ۱ و ۲ مقایسه بین داده‌های تجربی و نتایج پیش‌بینی برای شبکه عصبی مصنوعی و شکل‌های ۳ و ۴ مقایسه بین داده‌های تجربی و نتایج پیش‌بینی برای سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی را نشان می‌دهند.

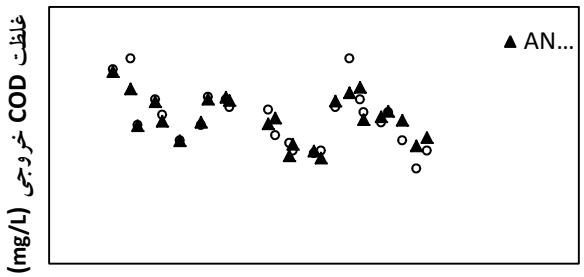
پس از بررسی ساختار مطلوب هر یک از روش‌های مدل‌سازی هوش مصنوعی، مشاهده می‌شود که سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی چندلایه، کارایی و عملکرد مطلوب‌تری را ارائه می‌دهد.



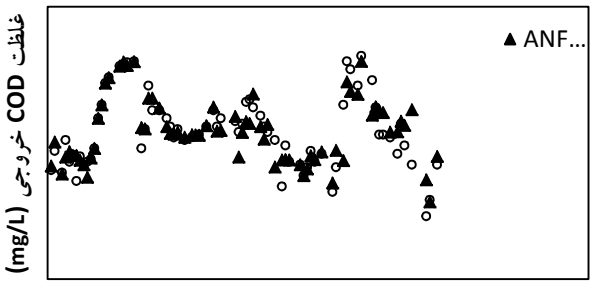
شکل ۱- مقایسه بین داده تجربی و نتایج پیش‌بینی داده‌های آموزش برای شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با ۲ ورودی



شکل ۲- مقایسه بین داده تجربی و نتایج پیش‌بینی داده‌های آزمایش برای شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با دو ورودی



شکل ۳- مقایسه بین داده تجربی و نتایج پیش‌بینی داده‌های آموزش برای سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی با دو ورودی



شکل ۴- مقایسه بین داده تجربی و نتایج پیش‌بینی داده‌های آزمایش برای سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی با دو ورودی

۴-نتیجه‌گیری

برای پیش‌بینی غلظت اکسیژن مورد نیاز شیمیایی خروجی از سیستم تصفیه فاضلاب پتروشیمی مبین که وظیفه تصفیه فاضلاب کلیه پتروشیمی‌های منطقه ویژه عسلویه را بر عهده دارد، دو روش هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت که شامل سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پیش‌خور بود. هر یک از این روش‌های مدل‌سازی در ساختارهای گوناگونی مورد بررسی قرار گرفت و تعداد پارامترهای ورودی درآنها بر اساس بزرگی ضریب همبستگی تعیین شد. کارایی نهایی هر یک از

www.SID.ir

مدل‌های هوش مصنوعی ارائه شده با استفاده از معیارهای ارزیابی عملکرد و پیش‌بینی، مورد سنجش قرار گرفت. با توجه به نتایج به‌دست آمده، می‌توان بیان کرد که از میان دو روش سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی چند لایه پیش‌خور، روش اول با جذر میانگین مربعات خطای ۵/۱۴ و ضریب همبستگی ۸۹/۳ در مقابل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با جذر میانگین مربعات خطای ۶/۵۹ ضریب همبستگی ۸۴/۴۵، مدلی بهتر برای مدل‌سازی سیستم است.

۵- مراجع

1. Fallahpour, M., and Fazeli M. (2008). "The use of novel methods to treat municipal wastewater, aiming at the removal of nitrogen and phosphate." *14th Civil Student Conference*, Semnan. (In Persian)
2. Saeedi, M., and Khalvati Fahiliani, A. (2010). "Application of electro-coalescence to reduce COD of the southern Pars gas refinery wastewater." *J. of Water and Wastewater*, 73, 40-48. (In Persian)
3. Nabi Beedhendi, Gh., Jafari, B., Vosoughi, A., Baghvand, A., and Daryabeigi Zand, A. (2012). "Upgrading performance of activated sludge to treat petrochemical wastewater, using low temperature biofilm." *J. of Water and Wastewater*, 84, 22-28. (In Persian)
4. Andrews, J. F. (1992). "Modeling and simulation of wastewater treatment systems." *Wat.Sci. Tech*., 28, 141-150.
5. Henze, C. P. L., Grady, Jr., Gujer, W., Marais, G. V. R., and Matsuo, T. (1987). *Activated sludge model No. 1*, IAWQ Scientific and Technical Report No.1, London.
6. Henze, M., Gujer, W., Mino, T., Matsuo, T., Wentzel, M. C. M., and Marais, G. V. R. (1999). *Activated sludge model No. 2*, IWA Scientific and Technical Report No. 3, London.
7. Gujer, W., Henze, M., Mino, T., and van Loosdrecht, M. C. M. (1999). "Activated sludge model No. 3." *Water Sci. Technol*., 39(1), 183-193.
8. Karamooz, M., Tabesh, M., Nazeef, S., and Moridi, A. (2005). "Applications of artificial neural network and neuro-fuzzy inference system to predict pressure of water pipe networks." *J. of Water and Wastewater*, 53, 3-14. (In Persian)
9. Cinar, O. (2005)." New tool for evaluation of performance of wastewater treatment plant: Artificial neural network." *Process Biochemistry*, 40, 2980-2984.
10. Hck, M. (1996)." Estimation of wastewater process parameters using neural networks." *Water Sci. Technol*., 33(1), 101.
11. Hamed, M., Khalafallah, M., and Hassanien, E. (2004)." Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks." *Environment Modelling and Software*, 19, 919-928.
12. Aguado, D., Ribes, J., Montoya, T., Ferrenr, J., and Seco, A. (2009)."A methodology for sequencing batch reactor identification with artificial neural networks: A case study." *Computers and Chemical Engineering,* 33, 465-472.
13. Mjalli, F., Alasheh, S., and Alfadala, H. E. (2007)."Use of artificial neural network black- box modeling for the prediction of wastewater treatment plants." *Performance Journal of Environment Management*, 83, 329-338.
14. Jang, J. S. R. (1993). "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685.
15. Steyer, J. P., Rolland, D., and Bouvier, J. C. (1997). "Hybrid fuzzy neural network for diagnosis application to the anaerobic treatment of wine distillery wastewater in a fluidized bed reactor." *Water Science and Technology*, 6(and 6-7), 209-217.
16. Tay, J. H., and Zhang, X. (1999). "Neural fuzzy modeling of anaerobic biological wastewater treatment systems." *J. of Environmental Engineering*, 125(12),1149-1159.
17. Tay, J. H., and Zhang, X. (2000). "A fast predicting neural fuzzy model for high rate anaerobic wastewater treatment systems." *Water Research*, 34(11), 2849-2860.
18. Yordanova, S., Noikova, N., Petrova, R., and Tzvetkov, P. (2005)." Neuro-fuzzy modeling on experimental data in anaerobic digestion of organic waste in waters." *IEEE Technology and Applications*, Sofia, 5-7.
19. Civelekoglu, G., Perendeci, A., Yigit, N. O., and Kitis, M. (2007)."Modeling carbon and nitrogen removal in an industrial wastewater treatment plant using an adaptive network based fuzzy inference system." *Clean*, 35(6), 617-625.
20. Mingzhi, H., Yongwen, M., Jinquan, W., and Yan, W. (2009). "Simulation of a paper mill wastewater treatment using a fuzzy neural network." *Expert Systems with Applications*, 36, 5064-5070.
21. Pai, T. Y., Wan, T. J., Hsu, S. T., Chang, T. C., Tsai, Y. P., Lin, C. Y., Su, H. C., and Yu, L. F. (2009). "Using fuzzy inference system to improve neural network for predicting hospital wastewater treatment plant effluent." *Computers and Chemical Engineering*, 33,1272-1278.

Archive of SID

www.SID.ir