

شبیه سازی خشک کن بستر سیال غیر مداوم به روش مدل سازی عصبی سری های زمانی*

علی میرسپاهی^(۱) محمد تقی حامد موسویان^(۲) مرتضی محمدظاهری^(۳)

چکیده در این مقاله روشی مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی برای مدل سازی سیستم های غیر خطی که داده های ورودی-خروجی آنها به صورت سری زمانی قابل اندازه گیری هستند، ارائه شده است. شبکه عصبی از نوع با پسخور طراحی شده تا بتواند مشخصات و رفتار دینامیکی سیستم را در مدل سازی ملحوظ نماید. روش یاد شده برای مدل سازی یک خشک کن بستر سیال غیر مداوم به کار رفته است. نشان داده شده است که این روش بر خلاف روش های کلاسیک قادر به تخمین رفتار سیستم در همه مراحل عملکرد، شامل مرحله افزایش رطوبت و مراحل کم شیب و پر شیب کاهش رطوبت می باشد. افزون بر مزیت فوق الذکر، روش ارائه شده دارای دقت قابل توجه، بی نیازی از کاربرد مشخصات فیزیکی در محاسبات و سرعت بسیار بالای تخمین است. صحنه گذاری مدل با داده های کاملاً مجزا از داده های مورد استفاده در آموزش شبکه، نشان دادند نتایج مدل سازی برای این نوع فرآیند دینامیکی غیر خطی کاملاً قابل اعتماد است.

واژه های کلیدی مدل سازی، شبکه های عصبی مصنوعی، سری زمانی، خشک کن بستر سیال غیر مداوم

Simulation of batch fluidized bed drier using time series neural network

A.Mirsepahi

M.T.Hamed Mosavian

M.Mohamad Zaheri

Abstract In this paper a method of using neural network in order to model nonlinear systems whose input and output data are measurable by time series is being considered. Feed back neural network technique is applied in order to consider the specifications and dynamic behavior of the system in the modeling process. This method is applied to model a batch fluidized bed drier. In present report it is shown that unlike the classic techniques, this method is able to predict the system behavior in all the stages of the process, such as; high humidity increase, high and low humidity decrease. In addition, the proposed technique has considerable accuracy and is free from using physical specifications in calculations and also using a very fast computation technique. The model is tested by applying a totally different set of data from those which used for training the network; it is observed that the modeling results for this nonlinear dynamic process is totally authentic.

Key Words Modeling, Artificial neural network, Time series, Batch fluidized bed drier.

* نسخه اولیه مقاله در تاریخ ۸۴/۱۲/۱۵ و نسخه نهایی آن در تاریخ ۸۵/۹/۱۸ به دفتر نشریه رسیده است.

(۱) دانشجوی، گروه مهندسی شیمی، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

(۲) استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

(۳) مربی، دانشگاه آزاد اسلامی - واحد سمنان

مقدمه

لحاظ صنعتی مقبولیت گسترده ای پیدا نکرده بود. کاربردهای مختلف خشک کردن با بخار شامل خشک کردن تفاله چغندر قند، الوار، تفاله کاغذ، لجن، ذغال سنگ، چپس سیب زمینی و تورتیلا، سبزی، علوفه وادویه جات می باشد [16,17]. استفاده از بخار فوق داغ در مقایسه با هوای داغ تا ۹۰٪ مصرف انرژی را کاهش می دهد [17,18]. افزون بر آن کیفیت محصول نهایی نیز افزایش خواهد یافت و محیط زیست نیز صدمه کمتری می بیند [19]. خشک کن بستر سیال با توجه ویژگی هایی نظیر ظرفیت بالا، هزینه ساخت نسبتاً پایین و راندمان حرارتی بالا گزینه مناسبی برای عمل خشک کردن با بخار می باشد [20]. از این نوع خشک کن دو دسته، مداوم (با ورود مداوم ماده خشک شونده) و غیر مداوم، وجود دارد.

قدیمی ترین مطالعه در مورد خشک کردن مواد به سال ۱۹۰۸ باز می گردد که هازیراند دانشمند آلمانی در کتاب خشک کردن به وسیله هوا و بخار (Drying by means of air and steam) به آن اشاره کرده است. در سال ۱۹۲۰، کارر، مهندس سوئسی، آزمایشاتی را بر روی یک خشک کن که با برق گرم می شد گزارش نمود [21].

اما پس از بحران نفت در سال ۱۹۷۳ اقبال بیشتری به این موضوع مشاهده گردید. پس از این بحران بیش از ۳۰۰ مقاله در این زمینه منتشر شده است. اس. یسن در سالهای ۱۹۸۷ تا ۲۰۰۳ مقالاتی در این زمینه و برای مواد مختلف منتشر نموده است [19]. س. پرویک و ز. تانگ در همین سالها مقالات زیادی در مورد مزایای خشک کردن با بخار به ویژه در مورد تفاله چغندر قند منتشر نموده اند [16,21]. از سال ۱۹۹۹ ز. چن، م. ایزد فر، ج. برگ شوایگر، س. تمپل و دیگران درباره مدلسازی این فرآیند مقالاتی را منتشر نموده اند.

برای مدلسازی سری های زمانی روش های متعددی وجود دارد. در متداولترین تعریف یک سری زمانی آرایه ای از اطلاعات است که دو ستون زمان و داده را در برمی گیرد. از جمله روش های استفاده شده برای مدل کردن سری های زمانی روش های خود برگشتی (Auto-regressive) [1,2]، تجزیه مقدار منفرد Singular (SVD) (Value Decomposition) [3] و مدلسازی فیزیکی [4] می باشند. مدلسازی سری های زمانی با شبکه های عصبی (Artificial Neural Networks) (ANN) یکی دیگر از روش های مورد استفاده است. کاربرد این روش از اوایل دهه ۱۹۹۰ و اندکی پس از فراگیر شدن کاربرد شبکه های عصبی آغاز شد [5,6]. شبکه های عصبی در پردازش داده های سری زمانی به دو منظور عمده به کار رفته اند. نخست دسته بندی و مرتب کردن داده ها با شبکه های بدون نظارت (Unsupervised) [7] و دیگری مدلسازی به قصد پیش بینی که بسیار بیشتر مورد توجه قرار دارد [5,6,8]. این شیوه مدلسازی عموماً برای کاربردهای زیست محیطی [1,8,9,10] و اقتصادی [4,7,11] به کار رفته است. در کاربردهای صنعتی، به خاطر نیاز به دقت های بالا از مدل های عصبی سری زمانی استقبال نشده است. در حال حاضر، برای بهبود دقت این طریقه مدلسازی تلاش ها همچنان ادامه دارد [11,12,13,14,15]. در این مقاله روشی برای مدلسازی سری های زمانی با شبکه عصبی ارائه شده و در مدلسازی خشک کن چغندر قند به کار رفته است.

هدف اصلی خشک کردن مواد غذایی حفظ و نگهداری طولانی مدت آنهاست. کم کردن میزان رطوبت باعث جلوگیری و یا کاهش واکنش های آنزیمی و میکروبی می شود. خشک کردن با بخار که از اواسط قرن گذشته رایج شده است، تا همین اواخر از

یک متغیر و مشتقات آن (در مورد سیستم های گسسته، یک متغیر در زمان حال و زمان های قبلی) در دینامیک سیستم ظاهر شوند. به منظور بیان تأثیر دینامیکی بودن سیستم (حافظه دار بودن آن) در مدل سری زمانی، می توان ورودی های سیستم در هر لحظه را همان خروجی های سیستم در لحظات قبل در نظر گرفت. متغیر خروجی سیستم در زمان t با $x(t)$ نشان داده می شود. با فرض این که فاصله نمونه گیری ها T باشد و $t = kT$. خروجی سیستم واقعی را با x_k و خروجی مدل سری زمانی را با \tilde{x}_k نشان می دهیم. در این حالت می توان \tilde{x}_k را به صورت تابعی از مقادیر خروجی های اندازه گیری شده در چند قدم قبل نشان داد.

$$\tilde{x}_k = F(x_{k-r}, x_{k-r+1}, \dots, x_{k-1}) \quad (2)$$

در این رابطه مقدار خروجی مدل سری زمانی در یک مرحله به صورت تابعی از خروجی سیستم واقعی در r مرحله قبل در آمده است که در آن x_{k-1} مقدار خروجی واقعی سیستم در یک مرحله قبل و x_{k-r} مقدار خروجی در r مرحله قبل است. پارامتر r یا تعداد لحظاتی که داده های آنها در تخمین داده یک لحظه استفاده می شود مرتبه مدل سری زمانی نامیده می شود. اگر \tilde{x}_k به خروجی واقعی سیستم (x_k) نزدیک باشد، می توان با کمک این خروجی تخمینی، خروجی در لحظه $k+1$ ام را نیز تخمین زد.

$$\tilde{x}_{k+1} = F(x_{k-r+1}, \dots, x_k, \tilde{x}_k) \quad (3)$$

به همین ترتیب می توان خروجی سیستم را در لحظات آینده نسبت به زمان هایی که داده های آنها ثبت شده است، تخمین زد. در نهایت می توان چنین مدلی به دست آورد:

$$\tilde{x}(t) = G(t, [x_1, \dots, x_r]) \quad (4)$$

در این مقاله عملیات خشک کردن مواد مختلف به روش های کلاسیک (موازنه جرم و انرژی) مدل سازی شده است [22,23,24,25].

مدلسازی خشک کن بستر سیال (از نوع مداوم) به کمک شبکه های عصبی مصنوعی برای اولین بار توسط س. شاتیش و همکارش در سال ۲۰۰۵ ارائه شد [26]. اشکال عمده پژوهش یاد شده آن است که چون در مدلسازی از شبکه های عصبی بدون پسخور استفاده شده است، دینامیکی بودن سیستم در مدلسازی عملاً در نظر گرفته نشده است. همچنین صحت گذاری مدل به دست آمده تنها با داده های مورد استفاده در مدلسازی انجام شده است از این رو، مدل به دست آمده از قابلیت اعتماد کافی برای نشان دادن دینامیک رفتاری سیستم برخوردار نیست. در مقاله حاضر شبکه عصبی مصنوعی با پسخور (دینامیکی) برای مدلسازی یک خشک کن بستر سیال غیر مداوم به کار رفته است. به عبارت دیگر، شبکه عصبی پس از طراحی و آموزش مناسب، قادر خواهد بود با استفاده از اطلاعات اندازه گیری شده محتوای رطوبت، محتوای رطوبت در زمان های آینده را پیش بینی کند.

معرفی روش ارائه شده

یک سری زمانی از یک داده خاص، آرایه ای از اطلاعات است که دو ستون زمان و داده را در بر می گیرد. اگر زمان را با t و داده را با x و تعداد داده ها را با n نشان دهیم، یک سری زمانی را می توان به صورت زیر نشان داد:

$$\begin{bmatrix} t_1 & t_2 & \dots & t_n \\ x_1 & x_2 & \dots & x_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

برای مدلسازی سیستم های دینامیکی غیر خطی با استفاده از داده های سری زمانی می توان مجموعه متغیرهای حالت را در ترکیب جدیدی ارائه داد که تنها

آموزش شبکه به این صورت مرتب می شوند:

$$q = r+1, \dots, n$$

$$(x_{q-r}, x_{q-r+1}, \dots, x_q) \quad (8)$$

برای هر مقدار q یک سطر داده نظیر آنچه در رابطه (۱) نشان داده شده است، به دست می آید. در نتیجه داده ها در یک آرایه با $n-r$ سطر و $r+1$ ستون چیده می شوند. با فرض اینکه داده های شش لحظه متفاوت (۶، $i=1, \dots, 6$) را برای کاربرد در یاددهی شبکه عصبی با مرتبه دو مرتب کنیم، خواهیم داشت:

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ x_2 & x_3 & x_4 \\ x_3 & x_4 & x_5 \\ x_4 & x_5 & x_6 \end{bmatrix} \quad (9)$$

پس از به دست آمدن آرایه داده ها، ستون آخر به عنوان خروجی و ستون های دیگر به عنوان ورودی در آموزش به کار گرفته می شوند. به عبارت دیگر، با آموزش داده های ثبت شده، به شبکه یاد داده می شود که با داشتن داده های چند لحظه متوالی، خروجی در لحظه آینده را تخمین بزند. چینه داده های یاددهی را به صورت زیر هم می توان نوشت:

$$\left. \begin{matrix} x_{k-r} \\ x_{k-r+1} \\ \dots \end{matrix} \right\} \Rightarrow x_k \quad (10)$$

ساختار انتخابی برای شبکه «پرسپترون با پسخور» (Recurrent perceptron) است. ساختار پرسپترون برای مدلسازی با داده های ثبت شده مناسب است. «با پسخور» بودن شبکه هم اجازه مدلسازی سیستم های دینامیکی یا حافظه دار را می دهد. منظور از شبکه عصبی با پسخور شبکه ای است که خروجی آن در یک

که $[x_1, \dots, x_r]$ شرایط اولیه سیستم یا مقادیر x در لحظات اولیه ثبت داده هستند و t زمان است. با داشتن چنین مدلی در هر لحظه، امکان پیش بینی رفتار سیستم در فواصل زمانی قابل توجه وجود دارد. مشروط بر اینکه هیچ گونه اغتشاش یا نویزی در این فاصله زمانی رخ ندهد. اگر تابع F' طبق رابطه (۵) تعریف شود:

$$F'(x_{k-r}, \dots, x_{k-1}) = F'(x_{k-r+1}, x_{k-r+2}, \dots, x_{k-1}, \tilde{x}_k) \quad (5)$$

خواهیم داشت:

$$G(t, [x_1, \dots, x_r]) = F(F^{(k-r)}(x_1, \dots, x_r)) \quad (6)$$

که $F^{(k-r)}$ به معنی $k-r$ مرتبه تکرار تابع F' است. مثلاً برای تخمین خروجی در شش ثانیه بعد از آغاز ثبت داده ها، با یک مدل مرتبه دو و فاصله زمانی دو ثانیه ($t=4, r=2, T=2$) خواهیم داشت:

$$G(6, [x(0), x(2)]) = F(F'(x(0), x(2))) \quad (7)$$

نتیجه هر بار تخمین (اعمال تابع F یا F') به عنوان ورودی یا آرگومان تخمین بعدی مورد استفاده قرار خواهد گرفت. هر خطای تخمین اثر خود را به ناچار در تخمین های بعدی می گذارد. به این پدیده اصطلاحاً «انباشت خطا» گویند.

در این مقاله شبکه های مصنوعی با پسخور برای مدلسازی به کار رفته اند. در واقع یک شبکه عصبی با پسخور به عنوان تابع F استفاده شده است. شبکه عصبی با یادگیری تعدادی داده ثبت شده قادر به تخمین یا پیش بینی رفتار سیستم خواهد بود. مدلسازی با شبکه عصبی، شامل مرتب کردن داده ها، تعیین ساختار و تعیین روش یاددهی است که ذیلاً ارائه خواهند شد. اگر n تعداد کل داده های مورد استفاده در آموزش و r مرتبه شبکه عصبی باشد، داده های ثبت شده برای

در بعضی مدل‌سازی‌های پیچیده و از جمله مدل‌سازی موجود، این روش یاددهی از بهترین روش‌های دیگر نظیر گرادیان مزدوج هم بهتر جواب می‌دهد.

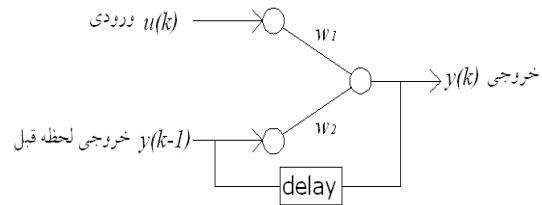
پس از طی مراحل آماده‌سازی اطلاعات، تعیین ساختار و آموزش شبکه، کارایی شبکه باید با استفاده از داده‌هایی که در آموزش دخالت نداشته اند (Checking data) سنجیده شود. در صورت به دست آمدن دقت مناسب، شبکه برای استفاده در تخمین و پیش‌بینی قابل اعتماد است.

کاربرد روش ارائه شده در مدل‌سازی خشک کن بستر سیال غیر مداوم

در این پژوهش، داده‌های تجربی ثبت شده «محتوای رطوبت- زمان» یک خشک کن بستر سیال غیر مداوم چغندر قند با دماهای بخار خشک کن 120°C و 110°C و سرعت بخار 0.32 متر بر ثانیه استفاده شده است. با داده‌های مربوط به هر کدام از دماهای بخار خشک کن، یک شبکه آموزش دیده است زمان نمونه‌گیری (Sampling time) ۲ ثانیه است و در دماهای بخار خشک کن 110°C و 120°C به ترتیب ۵۰۰ و ۳۰۰ پاره داده برای یاددهی به کار رفته است که مربوط به هر سه محدوده عملکرد خشک کن می‌باشند.

عملکرد خشک کن‌ها نسبتاً پیچیده است و در ابتدای عمل خشک کردن در اثر پدیده جذب بخار، رطوبت افزایش می‌یابد و سپس به صورت تقریباً خطی کاهش یافته و در نهایت با کاهش محتوای رطوبت، شیب آن هم به طور آشکاری تغییر می‌کند. در نتیجه به طور کلی با سیستمی غیر خطی مواجه هستیم. با توجه به پیچیدگی رفتار سیستم، استفاده از داده‌های

لحظه ورودی (یا یکی از ورودی‌های) آن در لحظه بعد است. یک نمونه ساده شبکه عصبی دو لایه با پس‌خور در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱. نمایشی از یک شبکه عصبی دو لایه با پس‌خور

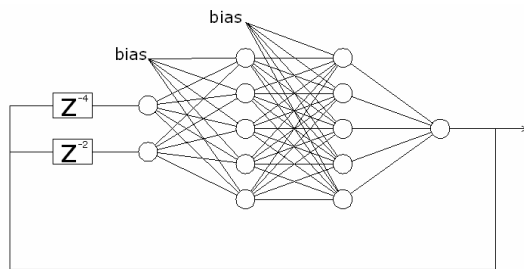
در این شبکه ورودی لحظه جاری و خروجی در لحظه قبل وارد شبکه شده و پس از ضرب شدن در وزن اتصال مربوطه (یک عدد حقیقی، w_1) با هم جمع شده و حاصل جمع از تابع فعالیت (Activation function) لایه خروجی عبور می‌کند. برای لایه ورودی معمولاً تابع فعالیت در نظر گرفته نمی‌شود. اگر تابع فعالیت لایه خروجی را F بنامیم، خواهیم داشت [27]:

$$y(k) = F(w_1 u(k) + w_2 y(k-1)) \quad (11)$$

اختلاف خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی واقعی، خطای شبکه است. بهینه‌سازی (Optimization) وزن‌ها به گونه‌ای که خطای شبکه به حداقل برسد، آموزش یا یاددهی (Training) شبکه نامیده می‌شود [27].

در این پژوهش یاددهی از روش پس انتشار خطای انعطاف پذیر Resilient back propagation صورت گرفته است. در این روش اصلاح وزن‌ها با استفاده از علامت گرادیان خطا و یک ضریب اصلاح شونده (η) صورت می‌گیرد و گرادیان خطا مستقیماً در یاددهی دخالت نمی‌کند.

$$\Delta W_{ij} = \eta \times \text{sign} \left(\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \right) \quad (12)$$



شکل ۲ شماتیک شبکه عصبی مورد استفاده در مدل سازی

به منظور محدود کردن دامنه خطا تابع فعالیت (Activation function) نوروں های لایه میانی اول، تانژانت هذلولوی در نظر گرفته شده است [27]. یعنی برای هر نوروں در این لایه:

$$\text{output} = \tanh(\sum \text{inputs}) \quad (13)$$

برای سایر لایه ها تابع فعالیت تابع همانی در نظر گرفته شده است.

در آموزش این شبکه از یاددهی یکباره داده ها (Batch training) استفاده شده است. به این صورت که کل داده ها به شبکه وارد شده و خطای مورد استفاده در آموزش برابر مجموع خطای به دست آمده برای همه داده ها است. در مورد شبکه هایی که نتایج آن ذیلا ارائه می گردد، عملیات یاددهی ۵۰۰ بار تکرار شده است. الگوریتم مورد استفاده پس انتشار خطای انعطاف پذیر است که مقدار اولیه η در آن ۰/۰۱ می باشد، هر بار که خطا کاهش می یابد η در عدد ۱/۱ ضرب شده و هر بار خطا افزایش می یابد η در عدد ۰/۹۵ ضرب می شود و به این ترتیب اصلاح می شود. خاطر نشان می سازد یاددهی بیش از حد تأثیر منفی داشته و باعث می شود شبکه در تخمین داده هایی غیر از داده های یاددهی (Training data) دچار اشکال شود.

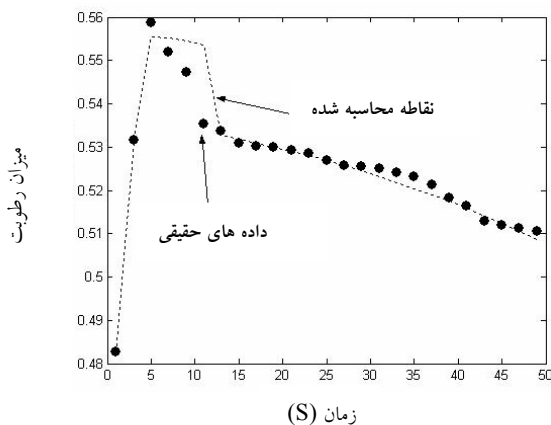
حداقل دو لحظه قبل برای مدل سازی و تخمین خشک کن در کل محدوده عملکرد لازم به نظر می رسد. در نتیجه، مرتبه ۲ برای شبکه عصبی در نظر گرفته شده است و به همین جهت برای دمای بخار خشک کن 110°C و 120°C داده های خام اولیه به ۴۹۸ و ۲۹۸ ردیف سه تایی متوالی داده، نظیر رابطه ۱ تبدیل شده اند.

بر خلاف آنچه در اولین تلاش برای مدل سازی خشک کن ها با شبکه عصبی صورت گرفته است [26]، در پژوهش حاضر، از شبکه های عصبی با پسخور استفاده شده است. کاربرد شبکه های بدون پسخور در این نوع مدل سازی کارایی لازم را ندارد. علت آن است که محتوای رطوبت در هر لحظه به محتوای رطوبت در لحظه قبل وابسته است. این بیان دیگری از دینامیکی بودن سیستم است.

از آنجا که این سیستم غیرخطی و دارای چند محدوده عملکرد با رفتار متفاوت است، یک شبکه چهار لایه با لایه های ورودی و خروجی و دو لایه میانی برای مدل سازی آن در نظر گرفته شده است [11]. برای دو لایه میانی، ورودی های کمکی (Bias) برابر عدد ثابت ۱ لحاظ شده است. چون هیچ داده ای غیر از محتوای رطوبت در یاددهی وارد نمی شود، تعداد نوروں های لایه ورودی برابر مرتبه سیستم است (مرتبه سیستم برابر است با تعداد لحظاتی که محتوای رطوبت آنها در تخمین محتوای رطوبت لحظه بعد استفاده می شود). در لایه های میانی، تعداد لایه ها $2m+1$ در نظر گرفته شده که m تعداد ورودی هاست [27]. تابع z^{-p} هم به معنی ایجاد p ثانیه تأخیر است. چون مرتبه سیستم ۲ و فاصله زمانی (طول هر لحظه) هم ۲ ثانیه است. خروجی تخمینی در ۲ و ۴ ثانیه قبل به عنوان ورودی برای تخمین خروجی لحظه جاری استفاده می شوند. نمایی از شبکه به کار رفته در شکل (۲) نشان داده شده است:

خشک کن‌های بستر سیال مداوم، دبی جریان ماده خشک شونده، هر لحظه تغییر کرده و می‌تواند به عنوان یک ورودی شبکه استفاده شود، مدل‌سازی آنها با شبکه عصبی ساده تر به نظر می‌رسد.

شکل‌های (۳، ۴، ۵ و ۶) نتیجه تخمین شبکه‌های آموزش دیده برای دماهای بخار خشک کن 110°C و 120°C را در مقایسه با رفتار سیستم واقعی نشان می‌دهد. در ترسیم این نمودارها از داده‌های آزمایشی استفاده شده است؛ بدین معنی که اطلاعاتی که در نمودارها نشان داده شده‌اند در آموزش شبکه‌ها استفاده نشده‌اند. نکته جالب توجه این که در مدل‌سازی‌های دیگر، معمولاً برای هر محدوده عملکرد سیستم یک مدل جداگانه ارائه می‌شود. اما در این روش یک شبکه عصبی برای پیش بینی رفتار سیستم در کل محدوده عملکرد آن آموزش دیده و به کار می‌رود. جدول (۱)، نشان‌دهنده میانگین قدر مطلق خطا برای نمودارهای ۳ تا ۶ است.



شکل ۳ نتایج تخمین شبکه عصبی در مقایسه با داده های واقعی برای ۵۰ ثانیه (داده‌ها مربوط به دمای بخار خشک کن 110°C و متفاوت از داده‌های آموزشی می‌باشند)

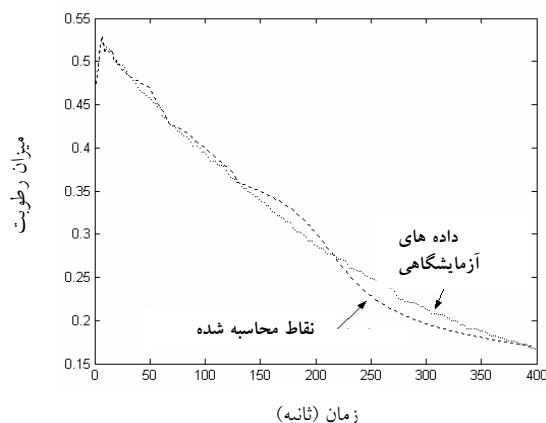
نتایج شبیه سازی

برای بررسی دقت مدل‌سازی با شبکه عصبی، از یک ست کامل داده با فاصله ۲ ثانیه که در یاددهی شبکه عصبی به کار نرفته‌اند، استفاده می‌شود. برای دماهای بخار خشک کن 110°C و 120°C به ترتیب ۵۰۰ و ۳۰۰ پاره داده برای آزمایش توان تخمین شبکه‌ها به کار رفته است که مربوط به هر سه محدوده عملکرد خشک کن می‌باشند. به این ترتیب که با دادن دو داده اول به شبکه (مربوط به ثانیه های ۱ و ۳) داده سوم (مربوط به ثانیه ۵) را تخمین می‌زنیم. سپس با داده ثانیه ۳ و خروجی تخمینی ثانیه ۵، خروجی ثانیه ۷ را تخمین می‌زنیم. از این به بعد کلیه ورودی‌های شبکه، خروجی‌های تخمینی خود آن هستند. این شبیه سازی دو امتیاز عمده دارد:

(۱) داده‌های آزمایش کاملاً با داده‌هایی که به شبکه یاد داده جدا هستند. در نتیجه در صورت به دست آمدن دقت مناسب، نتایج تا حدود زیادی قابل اعتماد است.

(۲) در این شبکه، پس از تنها چند ثانیه تمام ورودی‌ها در اصل خروجی‌های لحظات قبل شبکه خواهند بود. اگر خطای قابل توجهی در هر لحظه حادث شود خروجی غیر دقیق به دست آمده در لحظات بعد به عنوان ورودی دوباره به شبکه وارد شده و تأثیر این خطا به خروجی‌های بعدی هم منتقل می‌شود. در واقع در شبکه‌های با پاسخ پدیده «انباشت خطا» وجود دارد. تنها در صورت دقت بسیار بالای شبکه می‌توان از ایجاد خطاهای بزرگ اجتناب کرد. دقت مناسب شبکه حتی پس از صدها ثانیه نشانه‌ای از ساختار مناسب و آموزش موفقیت آمیز آن است. مشخص است اگر داده‌های دیگر در کنار خروجی شبکه موجود بود، این داده‌ها به عنوان راهنما باعث دقت بیشتر شبکه شده و از اثر پدیده انباشت خطا می‌کاستند. از آنجا که در

شبیه سازی خشک کن بستر سیال غیرمداوم ...

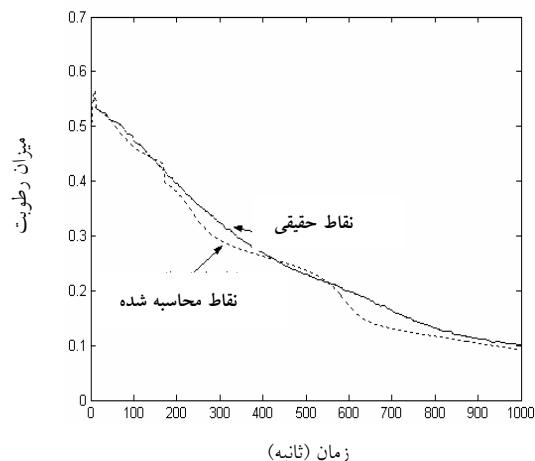


شکل ۶ نتایج تخمین شبکه عصبی در مقایسه با داده های واقعی برای ۴۰۰ ثانیه (داده ها مربوط به دمای بخار خشک کن 120°C و متفاوت از داده های آموزشی می باشند)

نکته دیگر این که گرچه آموزش شبکه عصبی امری نسبتاً وقت گیر است، اما از آن رو که یاددهی و تخمین عملیاتی جداگانه هستند، تخمین با شبکه عصبی بسیار سریع و معمولاً سریعتر از روش های دیگر است. علت سریعتر بودن این است در تخمین با شبکه عصبی تنها عملیات ساده ریاضی نظیر جمع و ضرب یا حداکثر محاسبه توابع ساده صورت می گیرد و هیچ گونه عملیات بازگشتی، مشتق گیری یا انتگرال گیری در آن انجام نمی شود. به طور مثال زمان مورد نیاز برای یک بار تخمین محتوای رطوبت با استفاده از یک کامپیوتر خانگی با سرعت ۱ گیگا هرتز $0/013$ ثانیه است.

نتیجه گیری

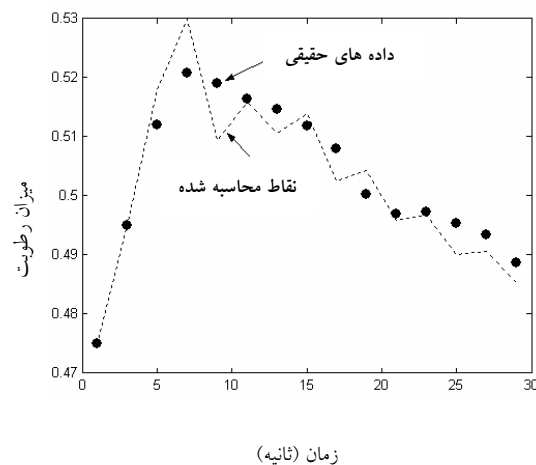
در این پژوهش شبکه های عصبی مصنوعی با پسخور برای مدلسازی سیستم های دینامیکی غیر خطی که داده های ورودی-خروجی آنها به صورت سری زمانی ارائه شده اند، طراحی شده و مورد استفاده قرار گرفته اند. روش ارائه شده برای مدلسازی یک خشک کن بستر سیال چغندر قند به کار گرفته شده است. مقایسه رفتار سیستم اصلی با مدل به دست آمده نشان می دهد که



شکل ۴ نتایج تخمین شبکه عصبی در مقایسه با داده های واقعی برای ۱۰۰۰ ثانیه (داده ها مربوط به دمای بخار خشک کن 110°C و متفاوت از داده های آموزشی می باشند)

جدول ۱ میانگین قدر مطلق خطا برای داده های آزمایشی (مرحله تخمین)

شماره شکل	میانگین قدر مطلق خطا (محتوای رطوبت)
۳	$0/002$
۴	$0/017$
۵	$0/003$
۶	$0/012$



شکل ۵ نتایج تخمین شبکه عصبی در مقایسه با داده های واقعی برای ۳۰ ثانیه (داده ها مربوط به دمای بخار خشک کن 120°C و متفاوت از داده های آموزشی می باشند)

سیستم اصلی بسیار نزدیک و خطای مدل که تفاوت رفتار آن با رفتار سیستم اصلی است در همه مراحل عملکرد کوچک باقی می ماند. در نتیجه مدل طراحی شده از قابلیت اعتماد و اعتبار مناسبی برخوردار است. روش حاصله در این پژوهش را در سایر سیستم های دینامیکی غیر خطی با داده های سری زمانی نظیر مدل سازی قیمت نفت یا بازار سهام و یا دیگر فرآیندهای صنعتی می توان مورد استفاده قرار داد.

روش مورد استفاده از دقت بالایی برخوردار است و بر خلاف روش های معمول مدل سازی خشک کن ها، برای کل محدوده فرآیند تخمین قابل قبولی ارائه می دهد. داده های صحه گذاری مدل با داده های آموزش شبکه متفاوت است و هنگام صحه گذاری پس از چند ثانیه اول، ورودی های شبکه همان خروجی های شبکه در لحظات قبل می باشند که این امر به پدیده انباشت خطا منجر می شود؛ با این حال رفتار مدل به رفتار

مراجع

1. S. Petaccia, R. Serravall and F. Pellicano, "Improved method of sea level forecasting at Venice (Northern Adriatic Sea)", *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, Volume 11, Issue 3, Pages 281-296, (2006).
2. T. Teräsvirta, D. van Dijk and M. C. Medeiros, "Linear models, smooth transition auto-regressions, and neural networks for forecasting macroeconomic time series: A re-examination", *International Journal of Forecasting*, Volume 21, Issue 4, October-December 2005, Pages 755-774
3. P. P. Kanjilal and Sarbani Palit, "Modelling and prediction of time series using singular value decomposition and neural networks", *Computers & Electrical Engineering*, Volume 21, Issue 5, Pages 299-309, (1995).
4. J.M. Dias and J.F. Lopes, "Implementation and assessment of hydrodynamic, salt and heat transport models: The case of Ria de Aveiro Lagoon (Portugal)", *Environmental Modelling & Software* Volume 21, Issue 1, Pages 1-15, (2006).
5. K. Chakraborty, K. Mehrotra, C. K. Mohan and S. Ranka, "Forecasting the behavior of multivariate time series using neural networks", *Neural Networks*, Volume 5, Issue 6, Pages 961-970, (1992).
6. F. S. Wong, "A new time series classification approach", *Signal Processing*, Volume 54, Issue 2, Pages 191-199, (1996).
7. K. N. Plataniotis, D. Androustos, A. N. Venetsanopoulos and D. G. Lainiotis, "A new time series classification approach", *Signal Processing* Volume 54, Issue 2, Pages 191-199, (1996).
8. M. J. Aitkenhead, A. J. S. McDonald, J. J. Dawson, G. Couper, R. P. Smart, M. Billett, D. Hope and S. Palmer, "A novel method for training neural networks for time-series prediction in environmental systems", *Ecological Modeling* Volume 162, Issues 1-2, Pages 87-95, (2003).

9. M. H. Nour ,D. W. Smith, M. G. El-Din and E. E. Prepas, "The application of artificial neural networks to flow and phosphorus dynamics in small streams on the Boreal Plain, with emphasis on the role of wetlands", *Ecological Modeling* Volume 191, Issue 1 , Pages 19-32, (2006).
 10. H. Niska, T. Hiltunen, A. Karppinen, J. Ruuskanen and M. Kolehmainen, "Evolving the neural network model for forecasting air pollution time series", *Engineering Applications of Artificial Intelligence* ,Volume 17, Issue 2 , Pages 159-167, (2004).
 11. P. Doganis, A. Alexandridis, P. Patrinos and H. Sarimveis, "Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing", *Journal of Food Engineering* ,Article in Press, Corrected Proof
 12. D. Gao, Y. Kinouchi, K. Ito and X. Zhao, "Neural networks for event extraction from time series: a back propagation algorithm approach", *Future Generation Computer Systems* ,Volume 21, Issue 7 , Pages 1096-1105, (2005).
 13. T.G. Barbounis and J.B. Theocharis , "Locally recurrent neural networks for long-term wind speed and power prediction" , *Neurocomputing* ,Volume 69, Issues 4-6 , Pages 466-496, (2006).
 14. K. Huarng and T. Hui-Kuang Yu, "The application of neural networks to forecast fuzzy time series", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* Article in Press, Corrected Proof
 15. A. Palmer , J.J. Montaña , and A. Sesé, "Designing an artificial neural network for forecasting tourism time series", *Tourism Management* , Article in Press, Corrected Proof
 16. C.Proyk, S.Cenkowski, W.E.Muir, "Drying foodstuffs with super-heated steam", *Drying Technology*; vol 22. No.5; pp.899-916, (2004).
 17. K.Urbaniec and J.Malczewski, "Experimental investigations of beet pulp drying in super-heated steam under pressure", *Drying Technology*, 15(6-8), 2005-2013(1997).
۱۸. محمد تقی حامد موسویان، علی میرسپاهی، « بررسی روش های کاهش مصرف انرژی در کارخانه های قند و شکر ایران»، بیست و هفتمین دوره سمینارهای کارخانه های قند و شکر ایران، ادیبهشت ماه ۱۳۸۴
19. A.Jensen,"Industrial applications for new steam drying process in forest and agricultural industry", *International sugar journal* 2003, vol.105, No 1250.
 ۲۰. سزلا استرا میلو، تادادیوز کودرا، ترجمه حسن پهلوانزاده، «خشک کردن، اصول، کاربرد و طراحی»، انتشارات دانشگاه تربیت مدرس-۱۳۷۸
 21. Z.Tang, S.cenkowski, W.F.Muir, "Dehydration of sugar-beet pulp in super-heated steam and hot air", *Transactions of the the ASAE*, Vol 43(3): 685-689(2002).
 22. Z.Chen, W.Wu, P.K. Agarwal, "Modeling the operation of a fluidized bed drying unit", *Fuel* 80 (2001) 209-223
 23. M. Izadifar, D. Mowla, "Simulation of a cross-flow continuous fluidized bed dryer for paddy rice", *Journal of Food Engineering* 58, 325–329 (2003).

24. J.Burgschweiger, E.Tsotsas, "Experimental investigation and modelling of continuous fluidized bed drying under steady-state and dynamic conditions", Chemical Engineering Science, 57, 5021– 5038 (2002).
25. S.J.Temple1, A.J.B.van Boxtel, "Modelling of Fluidized-bed Drying of Black Tea", J. agric. Engng Res. (1999) 74, 203}212.
- 26.S.Satish, Y.Pydi Setty, "Modeling of a continuous fluidized bed dryer using artificial neural networks", Heat and Mass Transfer, 32, 539–547 (2005).
27. Simon Haykin, Neural Networks A Comprehensive Foundation, 2nd edition, Prentice-Hall , Inc 1999547

۲۸. علی غفاری، منصور نیکخواه بهرامی و مرتضی محمدظاهری، «مدلسازی خطی سیستم های غیر خطی با کمک شبکه های عصبی مصنوعی بر پایه داده های ورودی- خروجی و کاربرد آن در بویلر نیروگاه، نشریه دانشکده فنی دانشگاه تهران- ویژه مهندسی مکانیک و متالورژی، جلد ۳۹، شماره ۱، اردیبهشت (۱۳۸۴).