

پیش‌بینی تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از مدل غیر خطی NARX (مطالعه موردی، استان یزد)

محمد امین اسدی، استادیار دانشکده منابع طبیعی و کویر شناسی، دانشگاه یزد
amin.asadi@yazd.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۶/۰۸/۱۵

پذیرش: ۱۳۹۷/۰۵/۲۶

چکیده

تبخیر و تعرق پتانسیل از پارامترهای مهم سیکل هیدرولوژیک است که پیش‌بینی آن می‌تواند کمک شایانی به برنامه ریزی صحیح مدیریت منابع آب، تغییرات نیاز آبی گیاهان در آینده و نیز پیش‌بینی وقوع خشکسالی بنماید. در صورت نیاز به پیش‌بینی بلند مدت و یا میان مدت تبخیر و تعرق پتانسیل، از مدل‌های جهانی اقلیمی بر اساس سناریوهای انتشار مورد نظر و ریز مقیاس نمایی خروجی‌ها استفاده می‌شود. برای پیش‌بینی‌های کوتاه مدت استفاده از مدل‌های آماری توصیه شده است. تبخیر و تعرق پتانسیل یک پدیده غیر خطی است که تحت تاثیر پارامترهای دما، رطوبت، ساعات آفتابی و سرعت باد می‌باشد. در این مطالعه تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از روش فائو-پنمن-مانتیتث برای ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره ۱۹۶۶ تا ۲۰۱۰ محاسبه شد. اخیراً مدل NARX به صورت نسبتاً گسترده‌ای برای پیش‌بینی پارامترهای هیدرولوژیکی و اقلیمی به کار گرفته شده است. در این مطالعه توانایی این مدل در پیش‌بینی تبخیر و تعرق پتانسیل مورد ارزیابی قرار گرفت. NARX یک مدل غیر خطی است که علاوه بر مقادیر پارامتر هدف، داده‌های تاثیرگذار بر روی پارامتر هدف نیز به عنوان ورودی به مدل وارد می‌شود. می‌توان تابع غیرخطی رگرسیون‌های مدل NARX را از توابع متفاوتی انتخاب نمود. در این مطالعه از شبکه عصبی پیشخور به دلیل دقت بالای آن در مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی استفاده شد. برای آموزش شبکه از الگوریتم GDX استفاده شد. در مرحله بعد، تبخیر و تعرق پتانسیل به کمک مدل NAR که ورودی آن فقط مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل می‌باشد، پیش‌بینی شد و با خروجی‌های مدل NARX مقایسه شد. نتایج نشان داد استفاده از پارامترهای کمکی به نحو قابل توجهی دقت پیش‌بینی مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل را افزایش می‌دهد. برای مثال همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده یک ماهه دوره ۲۰۱۰-۲۰۰۲ توسط NAR و NARX با داده‌های واقعی به ترتیب ۰/۷۲ و ۰/۹۲ است.

واژگان کلیدی: تبخیر و تعرق پتانسیل؛ یزد؛ فائو-پنمن-مانتیتث؛ NAR؛ NARX؛ GDX.

مقدمه

علاوه بر بارش، تبخیر و تعرق پتانسیل را نیز در نظر بگیرد، اجتناب‌ناپذیر است [۵]. تاکنون مطالعات زیادی برای برآورد صحیح این پارامتر انجام گرفته که منجر به ارائه روش‌های متنوعی برای تخمین تبخیر و تعرق شده است [۱۹]. از میان روش‌های ارائه شده، روش فائو-پنمن-مانتیتث [۲] از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است [۱۲ و ۱۷]. این روش یک مدل فیزیکی است که جنبه‌های ترمودینامیک و آئروپنمیک را در بر می‌گیرد [۴]. این روش پارامترهایی مانند دما، ساعات آفتابی، رطوبت نسبی و سرعت باد را برای برآورد تبخیر و تعرق در نظر می‌گیرد.

تبخیر و تعرق بعد از بارش مهمترین پارامتر سیکل هیدرولوژیک می‌باشد و مطالعه این پارامتر در علوم هیدرولوژی، اقلیم شناسی، جغرافیا، اکولوژی و کشاورزی دارای اهمیت است [۱۴]. تخمین صحیح تبخیر و تعرق به منظور مدیریت موثر منابع آب از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. علاوه بر نقش این پارامتر در بیلان آب حوزه، برآورد صحیح این پارامتر در تخمین نیاز آبی گیاهان نیز بسیار حائز اهمیت است. از طرفی مطالعه خشکسالی بدون در نظر گرفتن تبخیر و تعرق صحیح به نظر نمی‌رسد. با توجه به وقوع پدیده تغییر اقلیم، استفاده از شاخص‌های بارش محور به تنهایی نمی‌تواند وقوع خشکسالی را نشان دهد و استفاده از شاخص‌هایی که

به منظور برنامه ریزی صحیح منابع آبی برای آینده، پیش‌بینی تبخیر و تعرق با توجه به نقش آن در بیلان آب، نیاز آبی گیاهان، خشکسالی و ... اجتناب ناپذیر می باشد. بدون شک با توجه به وقوع پدیده تغییر اقلیم، پیش‌بینی بلند مدت تبخیر و تعرق نمی تواند بر اساس رفتار آن در گذشته باشد. در این مورد استفاده از سناریوهای متفاوت انتشار گازهای گلخانه ای و مدل‌های جهانی اقلیمی می تواند مناسب باشد. اما به منظور پیش بینی کوتاه مدت تبخیر و تعرق می توان از مدل‌های آماری مناسب استفاده کرد. تاکنون از مدل‌های آماری متفاوتی برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق استفاده شده است که نتایج گوناگونی را در پی داشته است.

تبخیر و تعرق یک پدیده غیر خطی می باشد [۲۲]. از طرف دیگر، تبخیر و تعرق به طور مستقیم تحت تاثیر پارامترهای دما، رطوبت، ساعات آفتابی، سرعت باد و ... است. بنابراین تغییرات هر یک از پارامترهای ذکر شده می تواند باعث تغییر نرخ تبخیر و تعرق شود. مدل‌های سری زمانی خود همبسته (Autoregressive Model) مدل‌هایی هستند که یک مقدار در سری زمانی به مقادیر قبل از خود وابسته است که این مدل‌ها ممکن است به صورت خطی (Linear) یا غیرخطی (Nonlinear) باشند. در این مطالعه از مدل خود همبسته غیرخطی (Nonlinear Autoregressive Model) NAR در شبکه عصبی پیشخور به دلیل دقت بالای آن در مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی استفاده شده است و مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل پیش‌بینی شده‌اند.

همانگونه که ذکر شد تبخیر و تعرق فرایندی است که تابع پارامترهای متعددی می‌باشد و تغییرات هر یک از این پارامترها می تواند باعث تغییر نرخ تبخیر و تعرق شود. بنابراین اگر تغییرات این پارامترها نیز به مدل داده شود، مدل مذکور قادر خواهد بود فرایند تبخیر و تعرق را بهتر شبیه سازی و پیش‌بینی نماید. مدل (Nonlinear) NARX (Autoregressive Model with Exogenous Input) یک مدل غیر خطی است که علاوه بر مقادیر پارامتر هدف، داده‌های پارامترهای تاثیرگذار بر روی پارامتر هدف نیز به عنوان ورودی وارد مدل می‌شود. در چند سال اخیر مدل

NARX به دلیل کارایی بالا در پیش‌بینی سری‌های زمانی با الگوی فصلی مورد توجه قرار گرفته است [۱، ۱۰ و ۱۳]. اخیراً مدل NARX به صورت نسبتاً گسترده‌ای در سطح جهان در مطالعات هیدرولوژیکی و اقلیمی به کار گرفته شده است. رابطه خشکسالی‌های اقلیمی و هیدرولوژیکی در مناطق نیمه خشک بوتسوانا با استفاده از مدل NARX بررسی شد [۹]. در مطالعه ای دیگر، تابش روزانه به کمک مدل NARX پیش‌بینی شد [۸]. همچنین بارش در یک منطقه نیمه خشک در اردن با کاربرد مدل NARX شبیه‌سازی شد [۳]. در مطالعه ای دیگر، به کمک این مدل بارش ماهانه در مناطق خشک ایران پیش‌بینی شد [۶]. متوسط سرعت باد ماهانه در هندوستان با استفاده از مدل NARX شبیه‌سازی شد [۱۸]. در مطالعه ای دیگر به کمک مدل NARX سطح آب زیرزمینی در جنوب غربی آلمان پیش‌بینی شد [۲۳]. همچنین به منظور پیش‌بینی ارتفاع آب سیلاب در مالزی از این مدل استفاده شد [۲۰]. تغییرات روزانه سطح آب زیرزمینی در جنوب شرقی آمریکا به کمک مدل NARX شبیه‌سازی شد [۱۳]. مطالعه ای مبنی بر استفاده از این مدل جهت پیش‌بینی تبخیر و تعرق پتانسیل یافت نشد.

در این مطالعه ابتدا پارامتر تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از روش فائو-پنمن-مانتیت برای ایستگاه یزد در دوره ۲۰۱۰-۱۹۶۶ محاسبه شده است. سپس ۶۰ درصد داده‌ها به آموزش، ۲۰ درصد به اعتبارسنجی و ۲۰ درصد باقی مانده به تست مدل‌ها اختصاص داده شد. در دوره تست مدل به داده‌های واقعی دسترسی ندارد. در نهایت دقت پیش‌بینی این پارامتر توسط دو مدل NAR و NARX بررسی و با هم مقایسه شد.

مواد و روش‌ها

محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل به روش فائو-پنمن - مانتیت

روش‌های مختلفی برای محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل پیشنهاد شده است که هر کدام از نظر داده‌های مورد نیاز تا حدودی با بقیه متفاوتند. برخی از روش‌ها دما محور هستند و با در دسترس بودن اطلاعات دمایی منطقه مورد نظر قابل محاسبه هستند. اما برخی دیگر از روش‌ها،

آن در مدل سازی فرایندهای غیرخطی استفاده شده است. همچنین u بیانگر پارامتر یا پارامترهای کمکی مورد استفاده در مدل برای شبیه سازی پارامتر هدف می باشد. در این مطالعه از پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، رطوبت نسبی، فشار بخار، بارش و روزهای ابری به عنوان پارامترهای کمکی مدل NARX استفاده شد.

\hat{y} مقدار پیش بینی شده پارامتر هدف توسط مدل است. همانگونه که در معادله مشاهده می شود، مقادیر پیش بینی شده توسط مدل در گام های زمانی قبلی به عنوان ورودی در مدل مورد استفاده قرار می گیرد. اگر در شبکه عصبی NARX، از خروجی های خود مدل در ورودی شبکه استفاده شود، مدل به دست آمده یک شبکه عصبی با ساختار بازگشتی بوده و به آن مدل موازی گفته می شود [۱۶]. از آنجا که در مرحله آموزش، خروجی های سیستم واقعی موجود می باشند، می توان خروجی های سیستم واقعی را در ورودی مدل استفاده نمود و بعد از آموزش، مدل را به مدل موازی تبدیل نمود. در حالت استفاده از خروجی های سیستم واقعی، شبکه عصبی دارای ساختار پیش سو بوده و به آن مدل سری- موازی گفته می شود [۲۱]. در این حالت معادله کلی مدل NARX به صورت زیر می باشد:

(رابطه ۳)

$$\hat{y}(t+1) = f(y(t), y(t-1), \dots, y(t-ny), u(t), u(t-1), \dots, u(t-nu))$$

که در آن y خروجی های سیستم واقعی مربوط به پارامتر هدف می باشد. برای آموزش شبکه از الگوریتم Gradient descent with momentum and (adaptive learning rate backpropagation) استفاده شده است. گزارش شده است که این الگوریتم در شبکه هایی مانند NARX کارایی بیشتری دارد [۱۵ و ۱۶].

نتایج و بحث

سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه تبخیر و تعرق پتانسیل ایستگاه یزد در بازه زمانی ۱۹۶۶ تا ۲۰۱۰ در شکل ۱ نمایش داده شده است. این سری های زمانی با استفاده از میانگین متحرک ایجاد شده است. با توجه به

علاوه بر دما، به برخی دیگر از پارامترهای اقلیمی برای محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل نیاز دارند. سازمان خوار و بار کشاورزی سازمان ملل (فائو) در سال ۱۹۹۸ در نشریه شماره ۵۶ روش پنمن - مانتیث را به عنوان روش استاندارد برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع معرفی نمود [۲]. این روش علاوه بر دما، نیازمند داده های تابش، رطوبت نسبی و سرعت باد است. مطالعات نشان داده که روش فائو-پنمن-مانتیث هم در اقلیم های خشک و هم در اقلیم های مرطوب از دقت مناسبی برخوردار است [۲]. معادله اصلی روش فائو-پنمن-مانتیث به صورت زیر می باشد:

(رابطه ۱)

$$ET_o = \frac{0.408 \Delta(R_n - G) + \gamma[890/(T + 273)]U_2(e_a - e_d)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34 U_2)}$$

که در رابطه ۱:

ET_o = تبخیر و تعرق گیاه مرجع (mm/day)

R_n = تابش خالص در سطح پوشش گیاهی ($MJm^{-2} d^{-1}$)

T = متوسط دمای هوا در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین ($^{\circ}C$)

U_2 = سرعت باد در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین (ms^{-1})

$e_a - e_d$ = کمبود فشار بخار در ارتفاع ۲ متری (KPa)

Δ = شیب منحنی فشار بخار ($KPa^{\circ}C^{-1}$)

γ = ضریب رطوبتی ($KPa^{\circ}C^{-1}$)

G = شار گرما به داخل خاک ($MJm^{-2} d^{-1}$)

سایر معادلات مربوط به روش فائو پنمن - مانتیث برای رعایت اختصار ذکر نشده است [۲].

معرفی مدل NARX

مدل NARX یک تعمیم غیر خطی از مدل های ARX (Autoregressive Exogenous) می باشد [۸ و ۱۱]. معادله اصلی مدل NARX به صورت زیر می باشد:

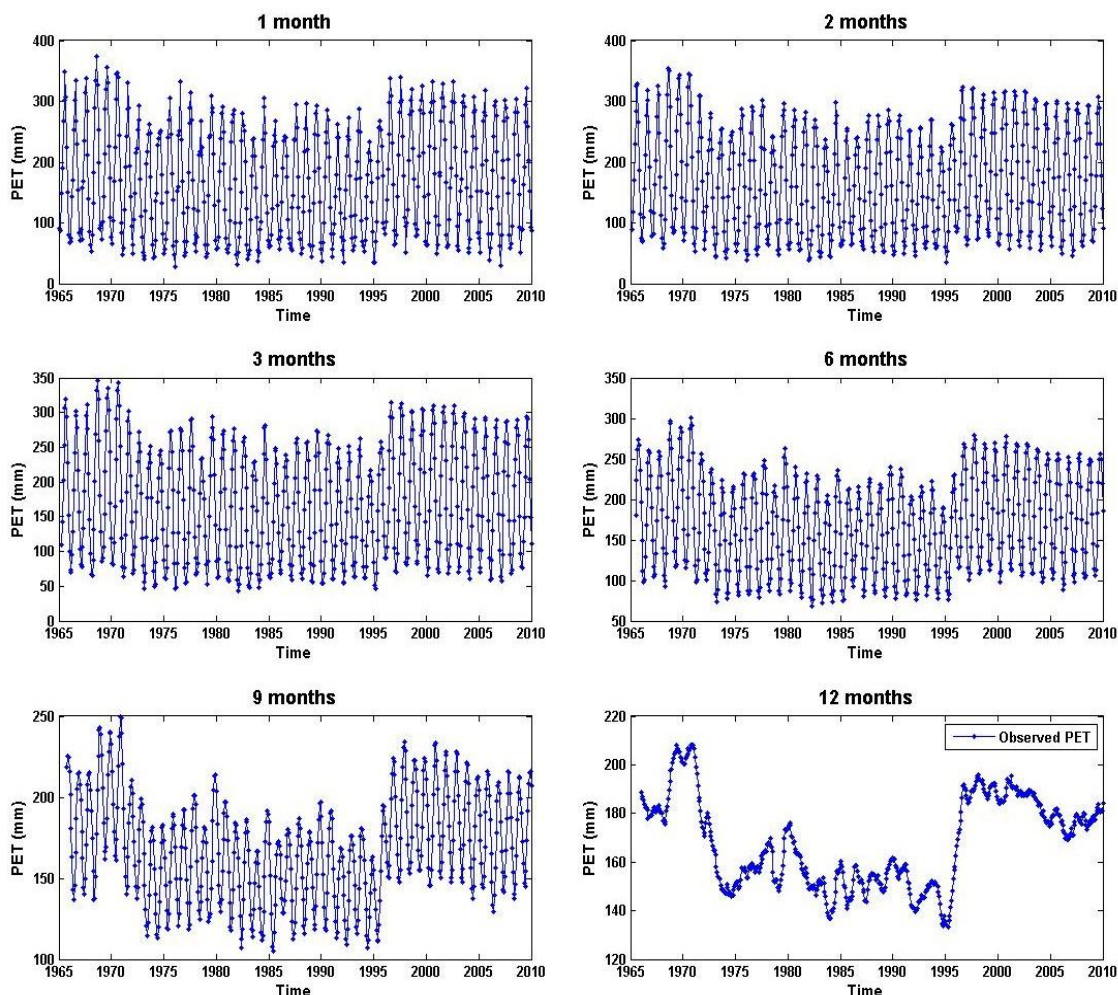
(رابطه ۲)

$$\hat{y}(t+1) = f(\hat{y}(t), \hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-ny), u(t), u(t-1), \dots, u(t-nu))$$

در این معادله f یک تابع غیر خطی از رگرسیون می باشد که توابع متفاوتی می تواند انتخاب شود [۲۱]. در این مطالعه از شبکه عصبی پیشخور به دلیل دقت بالای

دامنه نوسان نسبتاً زیادی (بین کمتر از ۵۰ تا کمتر از ۴۰۰ میلیمتر) دارند. طبیعی است که با افزایش مقیاس زمانی میانگین متحرک، میزان نوسان داده ها کمتر می شود.

اینکه در بسیاری از موارد، محاسبه خشکسالی به صورت سری های زمانی انجام می گیرد [۷]، پیش بینی تبخیر و تعرق پتانسیل نیز در سری های زمانی متفاوت برای استفاده در پیش بینی خشکسالی مورد نیاز است. همانگونه که شکل نشان می دهد، مقادیر تبخیر و تعرق یک ماهه

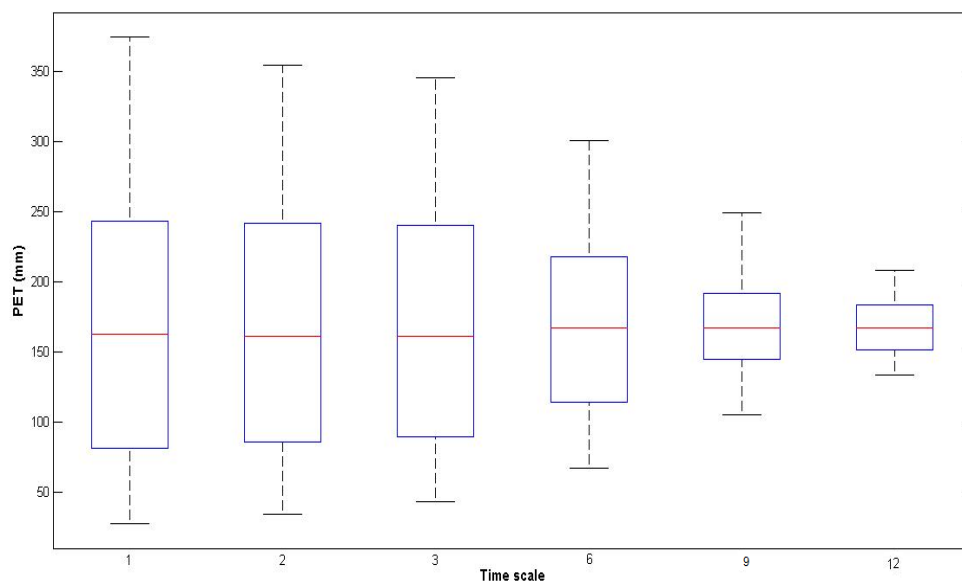


شکل ۱- سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET در ایستگاه یزد

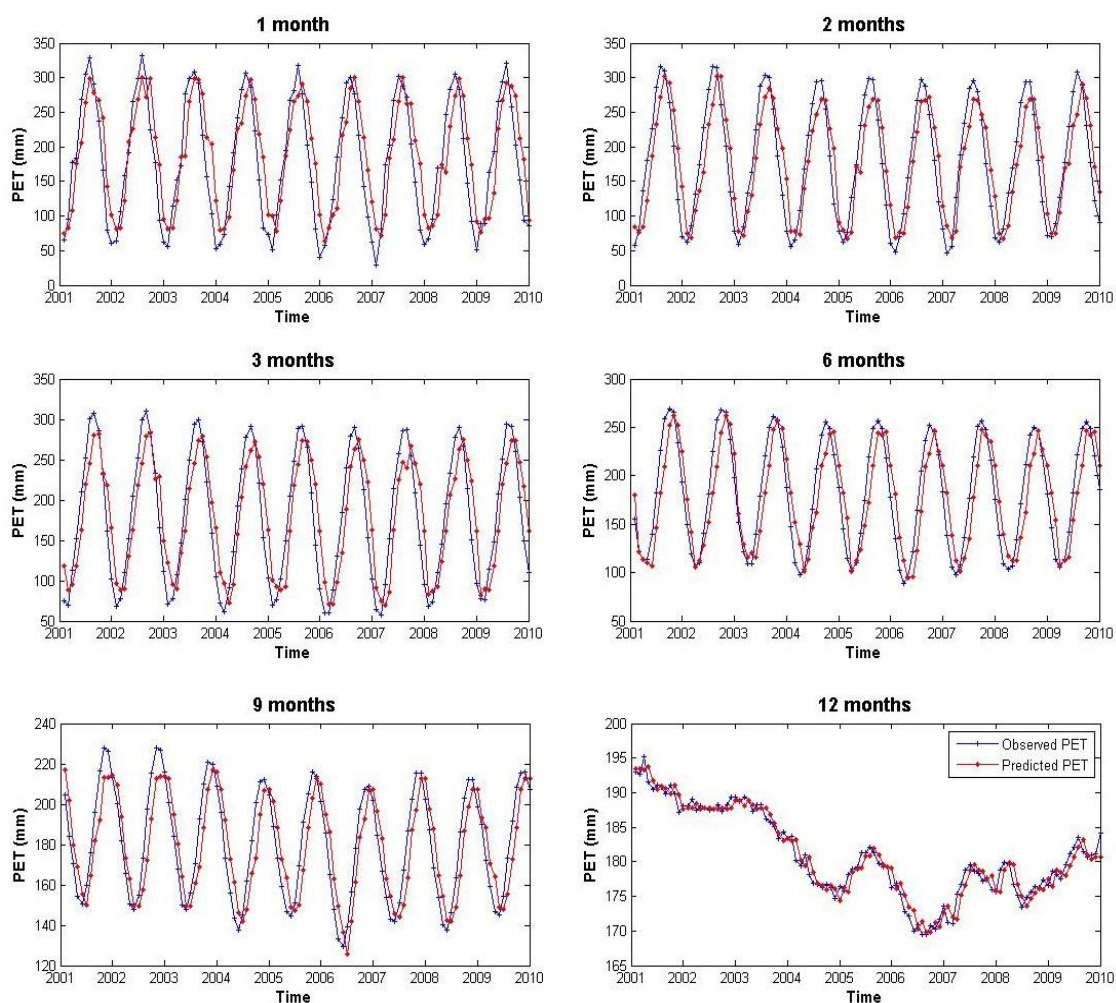
در شکل ۳ سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه تبخیر و تعرق پیش بینی شده توسط مدل NAR و مقادیر واقعی مربوط به دوره تست (۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰) با هم مقایسه شده اند. منظور از داده های مشاهده ای یا داده های واقعی، داده های تبخیر و تعرق پتانسیل محاسبه شده توسط روش فائو-پنمن-مانتیت می باشد. نتایج نشان می دهد در سری زمانی ۱ ماهه، مدل مقادیر حداقل را تقریباً در تمام موارد کمتر از مقادیر واقعی پیش بینی کرده است. اما مقادیر حداکثر در برخی موارد نسبتاً مناسب شبیه سازی شده و در مابقی نیز کمتر از مقدار واقعی

شکل ۲ نمودار جعبه ای سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه تبخیر و تعرق پتانسیل ایستگاه یزد را نشان می دهد. همانگونه که شکل ۲ نشان می دهد، در حالیکه میانه مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل در تمام ۶ سری زمانی مورد استفاده کاملاً به هم نزدیک است، اما از مقدار پراکندگی داده ها از مقیاس ۱ ماهه به طرف ۱۲ ماهه به طور قابل توجهی کاسته شده است. می توان پیش بینی کرد که با افزایش مقیاس زمانی و کاهش پراکندگی داده ها، دقت مدل در پیش بینی مقادیر تبخیر و تعرق نیز بیشتر خواهد شد.

پیش‌بینی شده است. در سری‌های زمانی ۲ و ۳ ماهه نیز مقادیر حداقل و حداکثر پیش‌بینی شده کمتر از مقادیر واقعی هستند. اما در مقیاس‌های زمانی ۶، ۹ و ۱۲ ماهه مدل NAR شبیه‌سازی‌های بهتری را ارائه می‌کند.



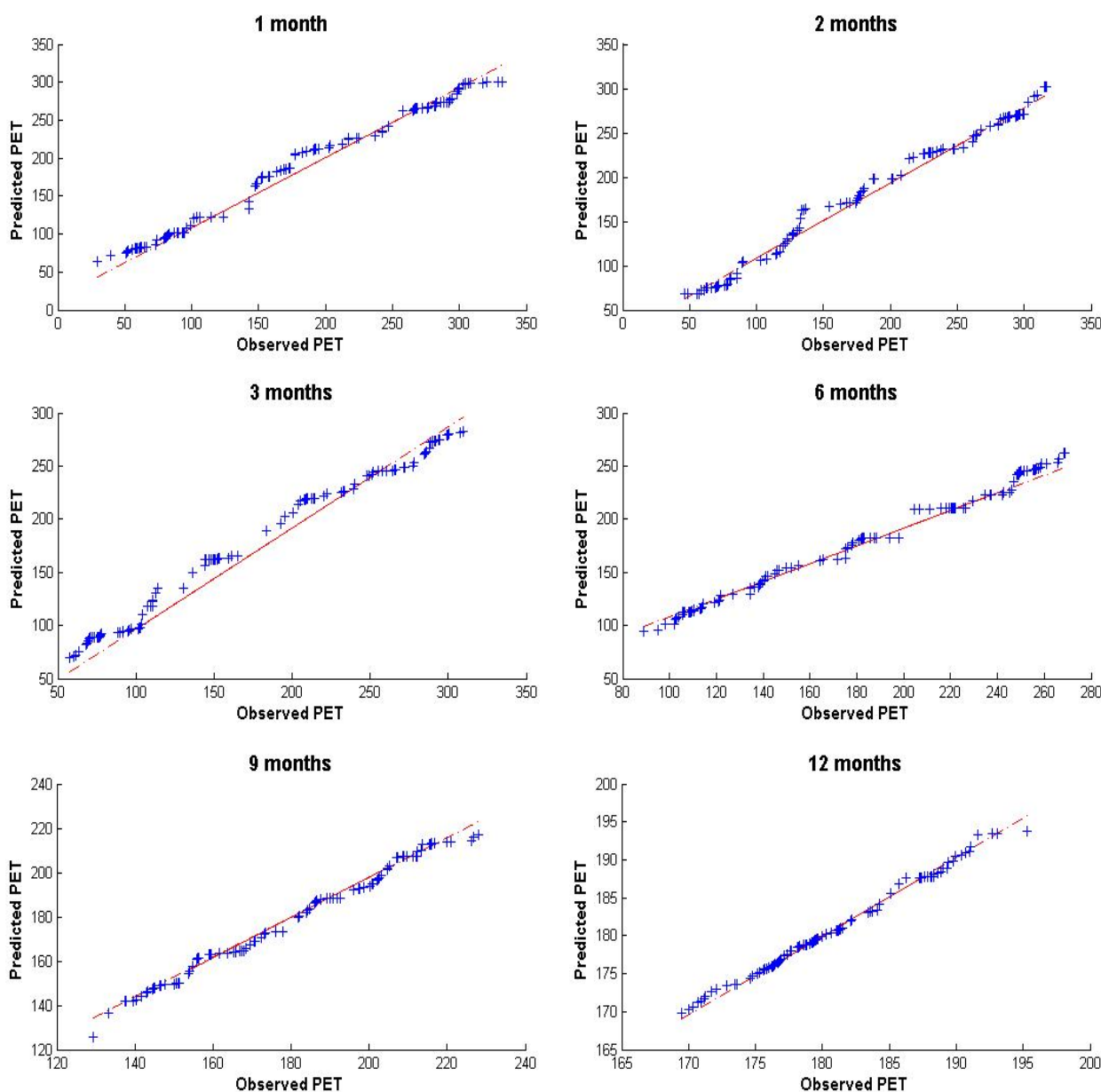
شکل ۲- نمودار جعبه‌ای سری‌های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET در ایستگاه یزد



شکل ۳- مقایسه سری‌های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET مشاهده شده و پیش‌بینی شده توسط مدل NAR در ایستگاه یزد در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰

نشان می دهد، در سری زمانی ۱ ماهه، بجز در مقادیر بیش از ۲۵۰ میلی متر، بزرگ نمایی اتفاق افتاده است. در مقیاس ۲ ماهه، مقادیر پایین و بالای تبخیر و تعرق کوچک نمایی شده و مقادیر متوسط بزرگ نمایی شده اند. در حالیکه در سری زمانی ۳ ماهه، دقت پیش‌بینی نسبت به سایر مقیاس های زمانی کم شده، در مقیاس های زمانی ۶، ۹ و ۱۲ ماهه دقت مدل NAR به طور معنی‌داری افزایش یافته است.

شکل ۴ دقت مدل NAR در پیش‌بینی مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل را بهتر نشان می دهد. طبیعتاً حالت ایده‌آل قرارگیری نقاط روی خط قطری وسط نمودار می باشد. هر چه نقاط از خط قطری دور شده و به سمت محور Y (مقادیر پیش‌بینی شده) متمایل شوند، مقادیر شبیه سازی نسبت به مقادیر اصلی با بزرگنمایی بیشتری شبیه سازی شده (overestimation) و هرچه نقاط از خط قطری به سمت محور X (مقادیر واقعی) منحرف شود، کوچک نمایی (underestimation) اتفاق افتاده است. همانگونه که شکل



شکل ۴- مقایسه مقادیر تبخیر و تعرق واقعی و شبیه سازی شده توسط مدل NAR در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰

جدول ۱ بیانگر همبستگی بین مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل NARX برای هر یک از پارامترهای کمکی در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰ می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد استفاده از پارامتر کمکی، دقت شبیه‌سازی تبخیر و تعرق در سری‌های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶ و ۹ ماهه را به طور قابل توجهی افزایش داده است. وارد شدن هر یک از پارامترهای کمکی ۹ گانه در تمام سری‌های زمانی یاد شده باعث افزایش ضریب همبستگی نسبت به حالت بدون پارامتر کمکی (فقط بر اساس PET (مدل NAR)) می‌شود و فقط پارامتر کمکی ساعات آفتابی در مقیاس زمانی دو ماهه دقت مدل را افزایش نداده است. اما در سری زمانی ۱۲ ماهه وارد کردن تمام پارامترهای کمکی باعث کاهش دقت پیش‌بینی مدل شده است. بنابراین در این مقیاس زمانی مدل NAR از کارایی بیشتری نسبت به مدل NARX برخوردار است.

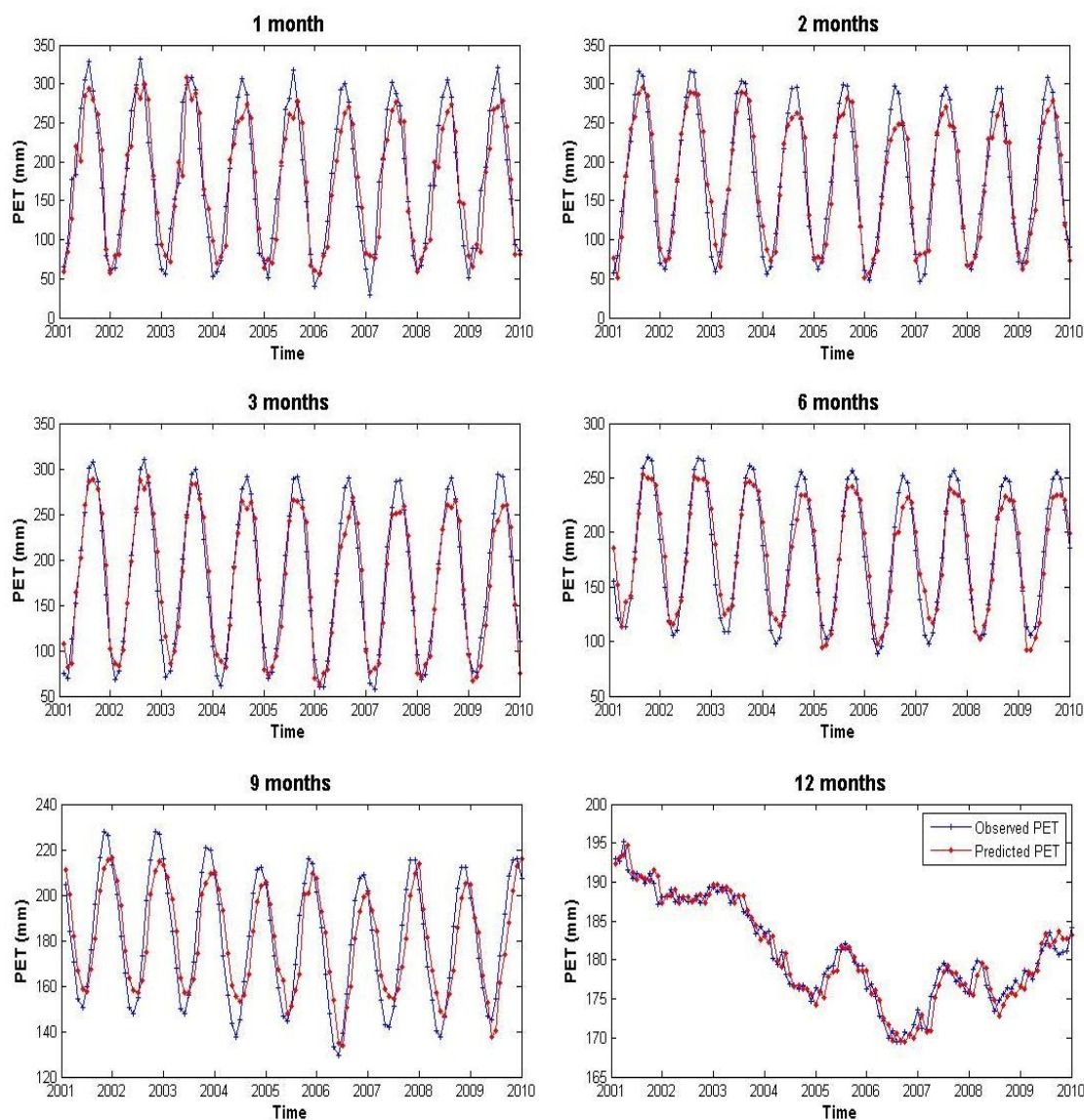
در مرحله بعد، مدل NARX اجرا شد. همانگونه که قبلاً اشاره شد، مدل NARX علاوه بر پارامتر هدف، پارامترهای کمکی را نیز می‌تواند در شبیه‌سازی رفتار هدف مورد استفاده قرار دهد. اجرای مدل NARX به دو صورت انجام شد. در مرحله اول، هر یک از ۹ پارامتر کمکی به صورت تکی و جداگانه به همراه مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل به عنوان ورودی وارد مدل شدند و مدل برای هر یک از این پارامترها به صورت جداگانه اجرا شد (جدول ۱ و شکل ۵). سپس پارامترها به صورت گروهی وارد مدل شدند به این صورت که در مرحله اول علاوه بر تبخیر و تعرق فقط یک پارامتر کمکی وارد مدل شد. در مرحله بعد تبخیر و تعرق به همراه دو پارامتر کمکی و در نهایت در مرحله آخر، تبخیر و تعرق و تمام ۹ پارامتر کمکی وارد مدل شدند (جدول ۲ و اشکال ۶ و ۷). پیش‌بینی می‌شود که با افزایش تعداد پارامترهای کمکی، دقت شبیه‌سازی مدل NARX نیز افزایش یابد.

جدول ۱- مقادیر ضریب تعیین (R^2) سری‌های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET مشاهده شده و پیش‌بینی شده توسط مدل NARX برای هر پارامتر کمکی در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰

پارامتر کمکی	۱ ماهه	۲ ماهه	۳ ماهه	۶ ماهه	۹ ماهه	۱۲ ماهه
PET (بدون پارامتر کمکی)	۰/۷۱۶	۰/۷۷۶	۰/۷۶۲	۰/۷۷	۰/۷۵۶	۰/۹۴۹
دمای حداقل	۰/۸۳۱	۰/۷۹۵	۰/۸۹۹	۰/۷۹۳	۰/۷۸۶	۰/۹۱۹
دمای حداکثر	۰/۸۵۵	۰/۸۶۵	۰/۸۱۶	۰/۹۰۸	۰/۸۱۶	۰/۹۳۱
دمای میانگین	۰/۸۵۴	۰/۷۷۴	۰/۸۶	۰/۹۳۴	۰/۹۳۱	۰/۷۷۱
ساعات آفتابی	۰/۸۷۶	۰/۷۳۳	۰/۷۹۹	۰/۹۳۳	۰/۸۶۶	۰/۸۲۳
سرعت باد	۰/۷۹۸	۰/۸۸۴	۰/۸۳	۰/۹۳۴	۰/۷۹۶	۰/۷۷۳
رطوبت نسبی	۰/۸۲۸	۰/۹۲۵	۰/۹۰۹	۰/۸۳۷	۰/۹۱۵	۰/۷۶۷
فشار بخار	۰/۷۵۸	۰/۹۰۲	۰/۸۴۹	۰/۸۷۴	۰/۹۲	۰/۹۲۴
بارش	۰/۷۹۵	۰/۸۹۹	۰/۷۹۳	۰/۷۸۶	۰/۹۱۹	۰/۸۶۹
روزهای ابری	۰/۸۶۵	۰/۸۱۶	۰/۹۰۸	۰/۸۱۶	۰/۹۳۱	۰/۷۸۱

بالاترین کارایی را دارد. در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه، دمای حداکثر بالاترین همبستگی با مقادیر واقعی را نسبت به سایر پارامترهای کمکی داراست. در شکل ۵، سری‌های زمانی پیش‌بینی شده توسط مدل NARX بر اساس پارامتر کمکی دمای متوسط با مقادیر واقعی مقایسه شده‌اند.

همچنین نتایج نشان می‌دهد در سری زمانی ۱ ماهه، پارامتر کمکی ساعات آفتابی نسبت به سایر پارامترها باعث افزایش بیشتر دقت شبیه‌سازی مدل می‌شود. در سری‌های زمانی ۲ و ۳ ماهه، پارامتر کمکی رطوبت نسبی بیشترین تاثیر را در افزایش دقت پیش‌بینی مدل داشته است. دمای متوسط در مقیاس‌های زمانی ۶ و ۹ ماهه



شکل ۵- مقایسه سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET مشاهده شده و پیش بینی شده توسط مدل NARX بر اساس پارامتر کمکی دمای متوسط در ایستگاه یزد در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰

کمکی بالاترین همبستگی را نشان می دهد. در مقیاس های زمانی ۳ و ۱۲ ماهه، ترکیب تمام پارامترها بدون روزهای ابری، بهترین عملکرد را ارائه می دهد. در سری زمانی ۱ ماهه، همه پارامترها بدون بارش و روزهای ابری دارای بالاترین ضریب همبستگی است. البته لازم به اشاره است که تفاوت این حالت با عملکرد ترکیب تمام پارامترها بسیار اندک می باشد. در مقیاس ۹ ماهه، ترکیب PET با دمای حداقل و دمای حداکثر بهترین کارایی را دارد و اضافه کردن سایر پارامترها از دقت مدل می کاهد.

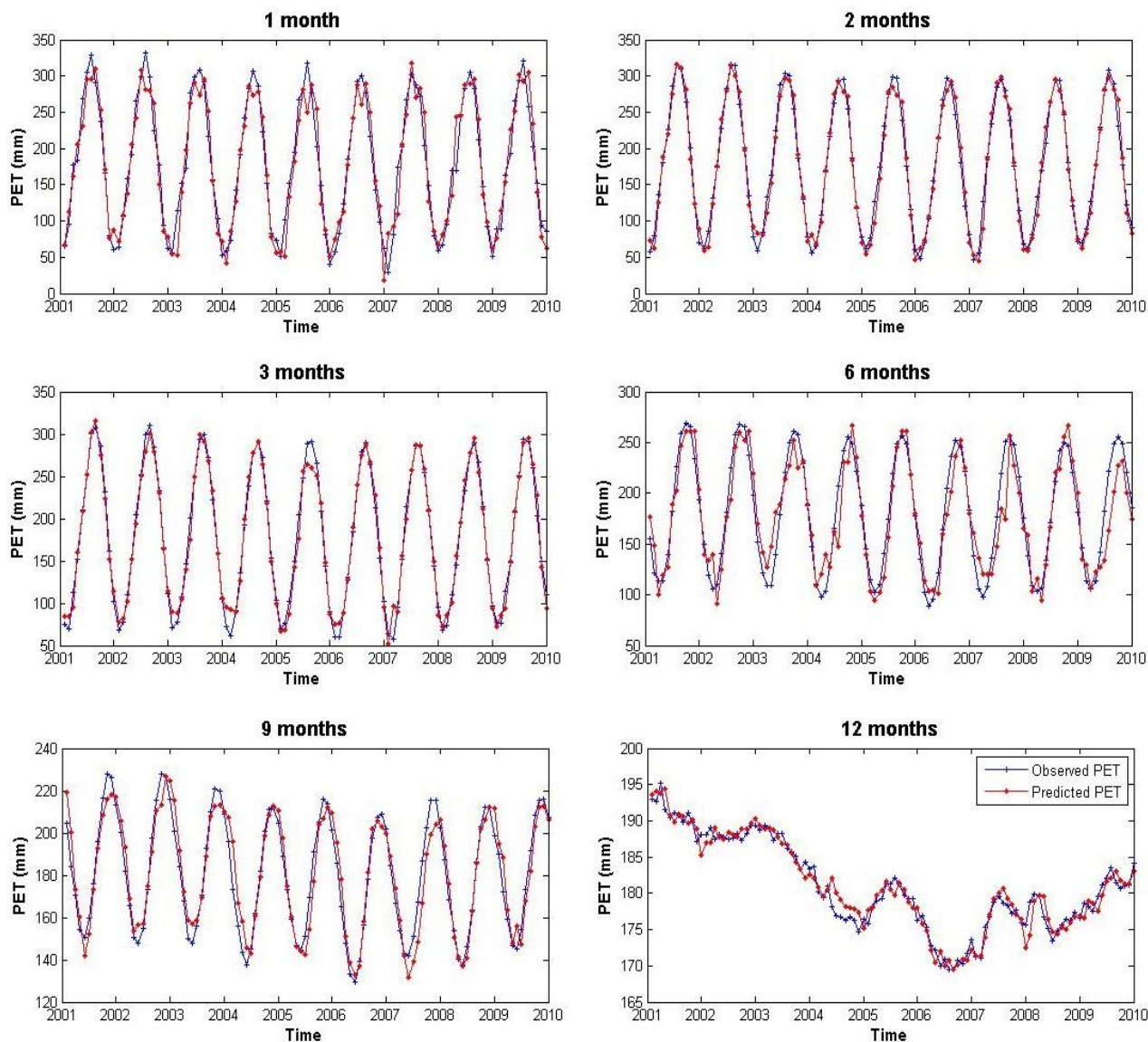
همبستگی مقادیر تبخیر و تعرق پیش بینی شده توسط مدل NARX مربوط به ترکیب های متفاوت از پارامترهای کمکی با مقادیر واقعی و در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰ در جدول ۲ نمایش داده شده است. همانگونه که جدول نشان می دهد، با افزایش مقیاس زمانی، به طور نسبی دقت مدل نیز افزایش می یابد. همچنین با افزایش تعداد پارامترهای کمکی، در بیشتر سری های زمانی افزایش ضریب همبستگی بین مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل مشاهده شده و پیش بینی شده قابل مشاهده می باشد. در سری های زمانی ۲ و ۶ ماهه، ترکیب تمام پارامترهای

جدول ۲- ضریب تعیین (R^2) سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET مشاهده شده و پیش‌بینی شده توسط مدل NARX برای گروه‌های متفاوت از پارامترهای کمکی در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰

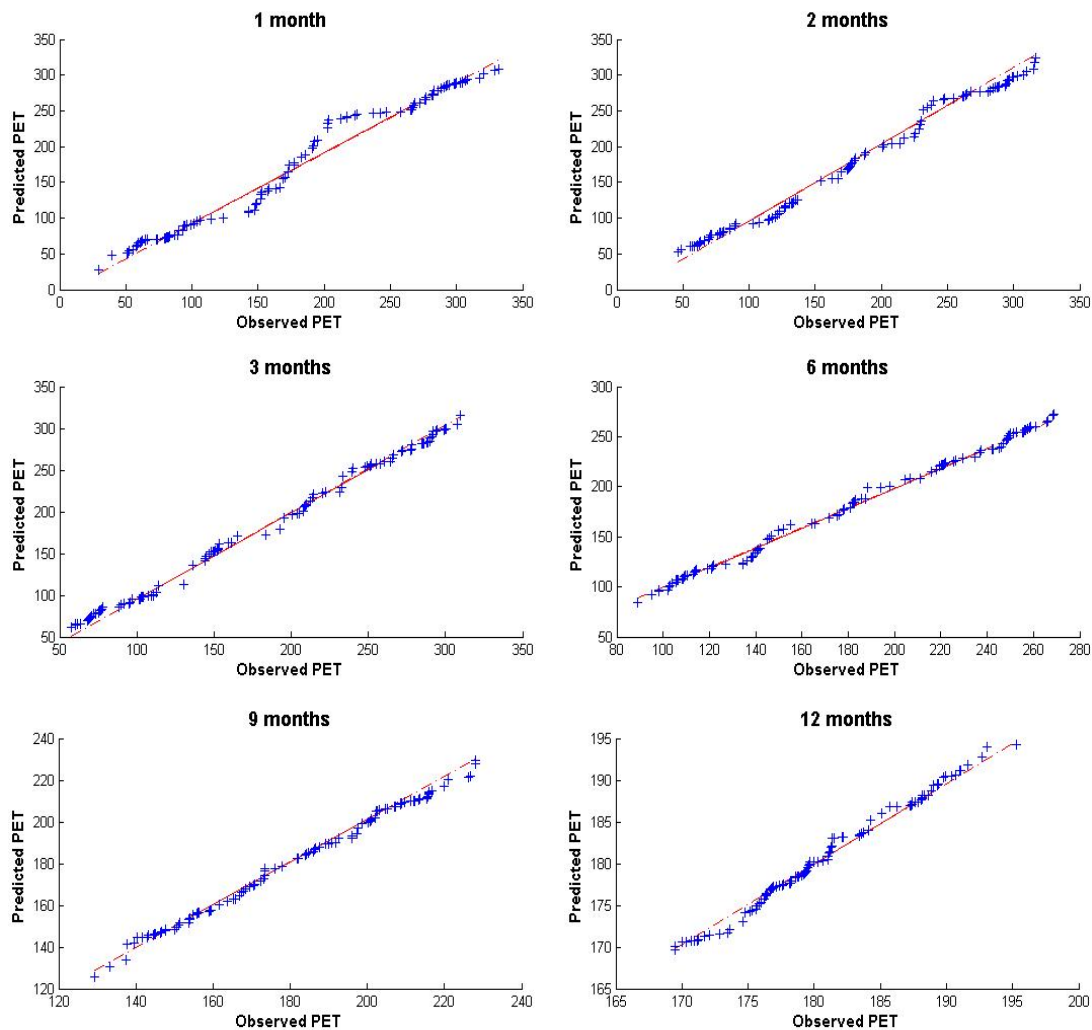
پارامتر کمکی	ماه ۱	ماه ۲	ماه ۳	ماه ۶	ماه ۹	ماه ۱۲
PET (بدون پارامتر کمکی)	۰/۷۱۶	۰/۷۷۶	۰/۷۶۲	۰/۷۷	۰/۷۵۶	۰/۹۴۹
PET، دمای حداقل	۰/۸۳۱	۰/۷۹۵	۰/۸۹۹	۰/۷۹۳	۰/۷۸۶	۰/۹۱۹
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر	۰/۸۸	۰/۹۲	۰/۹۶۹	۰/۹۰۴	۰/۹۸۸	۰/۹۶۶
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین	۰/۸۹۱	۰/۹۲۶	۰/۹۷۱	۰/۹۵۱	۰/۹۸۳	۰/۹۷۵
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد	۰/۹۰۴	۰/۹۲۲	۰/۹۷۲	۰/۹۵۳	۰/۹۸۲	۰/۹۸۱
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد	۰/۹۱	۰/۸۷۲	۰/۹۷۵	۰/۹۶	۰/۹۸۱	۰/۹۸۱
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، رطوبت نسبی	۰/۹۱۹	۰/۹۴۹	۰/۹۷۳	۰/۹۷۸	۰/۸۵۹	۰/۹۸۴
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، رطوبت نسبی، فشار بخار	۰/۹۲۵	۰/۹۴	۰/۹۷۲	۰/۹۸۵	۰/۹۲۷	۰/۹۷۸
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، رطوبت نسبی، فشار بخار، بارش	۰/۹۲۳	۰/۹۵۷	۰/۹۷۷	۰/۹۸۵	۰/۹۳۵	۰/۹۸۴
PET، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، رطوبت نسبی، فشار بخار، بارش، روزهای ابری	۰/۹۲	۰/۹۶۹	۰/۹۰۴	۰/۹۸۸	۰/۹۶۶	۰/۸۶۳

در شکل ۶، سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET پیش‌بینی شده با ورود تمام پارامترهای کمکی با مقادیر واقعی مقایسه شده اند. همانگونه که شکل نشان می‌دهد، سری های تبخیر و تعرق مشاهده و پیش‌بینی شده در اکثر مقیاس‌های زمانی، دارای تطابق قابل توجهی می‌باشند و بیشتر اختلافات مربوط به نقاط اوج و عطف می‌باشد. در شکل ۷ مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده

تبخیر و تعرق در حالتی که تمام پارامترهای کمکی در نظر گرفته شود، به طور واضح تری با هم مقایسه شده‌اند. همانگونه که شکل نشان می‌دهد، دقت مدل در سری‌های زمانی مختلف با هم متفاوت است. برای مثال شکل به وضوح عملکرد ضعیفتر مدل در سری زمانی ۱ ماهه را نسبت به سایر مقیاس های زمانی نشان می‌دهد.



شکل ۶- مقایسه سری های زمانی ۱، ۲، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماهه PET مشاهده شده و پیش بینی شده توسط مدل NARX بر اساس تمام پارامترهای کمکی در ایستگاه یزد در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰



شکل ۷- مقایسه مقادیر تبخیر و تعرق واقعی و شبیه سازی شده توسط مدل NARX بر اساس ورود تمام پارامترهای کمکی در دوره ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۰

نتیجه گیری

حالی که مدل NAR فقط مقادیر خود پارامتر هدف را در نظر می گیرد. در این مطالعه پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، رطوبت نسبی، فشار بخار، بارش و روزهای ابری به عنوان پارامتر کمکی در نظر گرفته شدند. برای آموزش هر دو مدل از شبکه عصبی پیشخور استفاده شد. مقایسه خروجی های مدل NAR و NARX نشان داد استفاده از پارامترهای کمکی به طور قابل توجهی عملکرد مدل را در پیش‌بینی مقادیر تبخیر و تعرق پتانسیل افزایش می دهد.

به منظور پیش‌بینی کوتاه مدت تبخیر و تعرق پتانسیل که یک پدیده غیرخطی و تحت تاثیر پارامترهای دما، رطوبت، ساعات آفتابی و سرعت باد می باشد، ابتدا تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از روش فائو- پنمن- مانیتث محاسبه شد. سپس از دو مدل آماری NAR و NARX برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق پتانسیل استفاده شد. مدل NARX یک مدل غیر خطی است که علاوه بر مقادیر پارامتر هدف، داده های پارامترهای تاثیرگذار بر روی پارامتر هدف نیز به عنوان ورودی وارد مدل می شود، در

References

- [1]. Abdulkadir, S. J., Yong, S-P. (2015). Scaled UKF-NARX hybrid model for multi-step-

ahead forecasting of chaotic time series data. *Soft Computing*, 19, 3479-3496.

- [2]. Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., Smith, M., (1998). Crop evapotranspiration. *FAO Irrigation and Drainage Paper 56*, Food and Agriculture Organization, Rome.
- [3]. Arabeyyat, O., Shatnawi, N., Matouq, M., (2018). Nonlinear multivariate rainfall prediction in Jordan using NARX-ANN model with GIS techniques. *Jordan Journal of Civil Engineering*, 12(3), 359-368.
- [4]. Asadi Zarch, M.A., Sivakumar, B., Malekinezhad, H., Sharma, A., (2017). Future aridity under conditions of global climate change. *Journal of Hydrology*, 554, 451-469.
- [5]. Asadi Zarch, M. A., Sivakumar, B., Sharma, A., (2015). Droughts in a warming climate: a global assessment of Standardized precipitation index (SPI) and Reconnaissance drought index (RDI). *Journal of Hydrology*, 526, 183-195.
- [6]. Bari Abarghouei, H., Hosseini, S. Z., (2016). Using exogenous variables to improve precipitation predictions of ANNs in arid and hyper-arid climates. *Arabian Journal of Geosciences*, 9(15), 663. DOI: 10.1007/s12517-016-2679-0.
- [7]. Bari Abarghouei, H. B., Kousari, M. R., Asadi Zarch, M. A., (2013). Prediction of drought in dry lands through feedforward artificial neural network abilities. *Arabian Journal of Geosciences*, 6 (5), 1417-1433.
- [8]. Boussaada, Z., Curea, O., Remaci, A., Camblong, H., Bellaaj, N. M. (2018). A Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Neural Network Model for the Prediction of the Daily Direct Solar Radiation. *Energies*, 11, 620, doi:10.3390/en11030620.
- [9]. Byakatonda, J., Parida, B. P., Kenabatho, P. K. (2018). Relating the dynamics of climatological and hydrological droughts in semiarid Botswana. *Physics and Chemistry of the Earth*, 105, 12-24.
- [10]. Chang, F.J., Chang, L.C., Huang, C.W., Kao, I.F. (2016). Prediction of monthly regional groundwater levels through hybrid soft-computing techniques. *Journal of Hydrology*, 541, 965-976
- [11]. Chen, S., Billings, S., Grant, P. (1990). Non-linear system identification using neural networks. *International Journal of Control*, 51, 1191-1214.
- [12]. Ding, R., Kang, S., Zhang, Y., Hao, X., Tong, L., Li, S., (2015). A dynamic surface conductance to predict crop water use from partial to full canopy cover. *Agricultural Water Management*, 150, 1-8.
- [13]. Guzman, S. M., Paz, J. O., Tagert, M. L. M. (2017). The Use of NARX Neural Networks to Forecast Daily Groundwater Levels. *Water Resources Management*, 31 (5), 1591-1603.
- [14]. Han, X., Liu, W., Lin, W., (2015). Spatiotemporal analysis of potential evapotranspiration in the Changwu tableland from 1957 to 2012. *Meteorological Applications*, 22, 586-591.
- [15]. Horne, B.G., Giles, C.L. (1994). An experimental comparison of recurrent neural networks, in: *NIPS*, 697-704.
- [16]. Huo, F., Poo, A.N. (2013). Nonlinear autoregressive network with exogenous inputs based contour error reduction in CNC machines. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 67, 45-52.
- [17]. Jabloun, M., Sahli, A. (2008). Evaluation of FAO-56 methodology for estimating reference evapotranspiration using limited climatic data application to Tunisia. *Agricultural Water Management*, 95, 707-715.
- [18]. Jamil, M., Zeeshan, M.A. (2018). Comparative analysis of ANN and chaotic approach-based wind speed prediction in India. *Neural Computing and Applications*. Article in Press. DOI: 10.1007/s00521-018-3513-2
- [19]. Martí, P., González-Altozano, P., López-Urrea, R., Mancha, L.A., Shiri, J., (2015). Modeling reference evapotranspiration with calculated targets. Assessment and implications. *Agricultural Water Management*, 149, 81-90.
- [20]. Ruslan, F.A., Samad, A.M., Zain, Z.M., Adnan, R. (2014). Flood water level modeling and prediction using NARX neural network: Case study at Kelang river. Proceedings - 2014 IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing and Its Applications, CSPA 2014, art. no. 6805748, pp. 204-207.
- [21]. Salehi, M., Montazeri-GH, A., Nasiri, M., (2013). Modeling of turbojet fuel control unit using NARX-neural network. *Mechanical Engineering Journal*, 13(7), 1-9. (in Farsi)
- [22]. Wang, W., Zou, S., Luo, Z., Zhang, W., Chen, D., Kong, J. (2014). Prediction of the reference evapotranspiration using a chaotic approach. *The Scientific World Journal*. 13 pages.
- [23]. Wunsch, A., Liesch, T., Broda, S. (2018). Forecasting groundwater levels using nonlinear autoregressive networks with exogenous input (NARX). *Journal of Hydrology*, Article in Press. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.01.045

Potential evapotranspiration prediction using nonlinear autoregressive model with exogenous input (NARX) (case study, Yazd Province, Iran)

M.A. Asadi, Assistant Professor, Faculty of Natural Resources, Yazd University, Yazd, Iran
amin.asadi@yazd.ac.ir

Received: 06 Nov 2017

Accepted: 17 Aug 2018

Abstract

Potential evapotranspiration (PET) is one of the important hydrological cycle parameters which its prediction is useful for water resources planning in the future, changes in the crop water requirements, and drought forecasting. In the case of PET long term prediction, global climate models (GCMs) based on the emission scenarios and then downscaling the outputs are used. For short term forecasting, statistical models are suggested. PET is a nonlinear phenomenon which is affected by temperature, humidity, sunshine and wind speed. In this study, PET was calculated by FAO-Penman-Monteith model for Yazd synoptic saturation during 1965-2010. Recently, NARX has widely used to predict hydrological and climatic parameters. In this research, performance of NARX for PET forecasting was analyzed. NARX is a nonlinear model which in addition to the target parameter, takes exogenous variables that affect target variable into account. Different nonlinear functions can be selected. In this research, a feedforward neural network because of its high ability in nonlinear processes modeling was chosen. The network was trained by GDX algorithm. Then, PET was predicted using nonlinear autoregressive model (NAR) which its input is just PET. Next, the results of NARX and NAR were compared. The results showed adding exogenous variables increases the accuracy of PET prediction, remarkably. R^2 correlation coefficient between one month observed and predicted PET by NAR and NARX for 2002 to 2010 was 0.72 and 0.92, respectively.

Keywords: PET; Yazd; NAR; NARX; FAO-Penman-Monteith; GDX.