

پس پردازش برون داد مدل میان مقیاس MM5 برای دمای بیشینه و کمینه با استفاده از فیلتر کالمن

مجید آزادی^{۱*}، سمیه جعفری^۲، ابراهیم میرزایی^۳ و پروین عربلی^۴

^۱استادیار گروه هواشناسی، پژوهشگاه هواشناسی و علوم جو، تهران، ایران

^۲کارشناس مرکز پیش بینی سازمان هواشناسی کشور، تهران، ایران

^۳کارشناس ارشد مرکز پیش بینی سازمان هواشناسی کشور، تهران، ایران

^۴کارشناس مرکز پیش بینی سازمان هواشناسی کشور، تهران، ایران

(دریافت: ۸۵/۱۲/۲۰، پذیرش نهایی: ۸۶/۱۰/۲۵)

چکیده

پیش بینی دمای سطح زمین با مدل های پیش بینی عددی وضع هوا دارای خطاهای قاعده مند (سیستماتیکی) است که عمده آن دلیل پایین بودن میزان تفکیک توپوگرافی و نیز نقص در پراسنجی فرایندهای فیزیکی متفاوت در مدل است. فیلتر کالمن روشی است که با یک الگوریتم ساده و نیاز به ورودی برای مدتی کوتاه، با ترکیب پیش بینی های مدل و دیدبانی ها، خطاهای قاعده مند را تا حد بسیار خوبی کاهش می دهد. در این مقاله، فیلتر کالمن روی دماهای بیشینه و کمینه در دو متری سطح زمین برای ۱۱۷ ایستگاه در ایران و به مدت ۱۲۰ روز اعمال شده و نتایج مربوط به هفت ایستگاه ارائه شده است. مدل مورد استفاده، مدل میان مقیاس MM5 است و مدت آموزش فیلتر هفت روز انتخاب شده است. تحلیل آماری نتایج نشان داد که فیلتر کالمن برای روزهایی که خطای مدل زیاد یا متوسط بود، توانست پیش بینی مدل را تا حد قابل قبولی اصلاح کند؛ اما برای روزهایی که خطای مدل کم بود، کاربست فیلتر تأثیر چندانی در تصحیح خطا نداشت. فیلتر کالمن ساده را به دلیل کارکرد رضایت بخش و امکان اجرای آن روی رایانه ای با قابلیت متوسط، می توان برای مقاصد عملیاتی در مراکز پیش بینی مورد استفاده قرار داد.

واژه های کلیدی: فیلتر کالمن، پس پردازش، دمای بیشینه و کمینه

Post processing of MM5 forecasts for minimum and maximum temperature using a Kalman filter

Azadi, M¹., Jafari, S²., Mirzaei, E³. and Arabli, P⁴.

¹Assistant professor, Atmospheric Science and Meteorological Research Center, Tehran, Iran

²Expert, Numerical Weather Prediction Section, Tehran Forecasting Center, Islamic Republic of Iran Meteorological Organization (IRIMO), Tehran, Iran

³Senior Expert, Numerical Weather Prediction Section, Tehran Forecasting Center, Islamic Republic of Iran Meteorological Organization (IRIMO), Tehran, Iran

⁴Expert, Numerical Weather Prediction Section, Tehran Forecasting Center, Islamic Republic of Iran Meteorological Organization (IRIMO), Tehran, Iran

(Received: 11 Mar 2007, Accepted: 15 Jan 2008)

Abstract

Direct numerical weather prediction model forecasts of near surface parameters often suffer from systematic errors mainly due to the low resolution of the model topography

and inaccuracies in the physical parameterization schemes incorporated in the model. In this paper a simple objective algorithm based on Kalman filtering have been implemented to correct the maximum and minimum temperature model forecasts.

In the last couple of years different methods for a postprocessing the model outputs have been developed. Kalman filter is one of them which provides a practical tool that combines the observed data and predictions of the model using a simple algorithm to reduce the systematic errors of the direct model outputs without the need for long historical data archives.

This paper is organized as follows. In Section 2, we introduce a simple Kalman filter. In Section 3 and 4, we show that how the filter is applied on the model outputs for 2 meter minimum and maximum temperature for 117 meteorological stations. In Section 5, statistical results are presented and finally the paper is concluded in section 6.

Simple Kalman Filter: The Kalman filter theory provides equations for recursively updating estimates of an unknown process through combining observations related to the process and time evolution of the process. Let x_t be a vector describing the state of the unknown process at time t that, in this paper, is considered to be the systematic deviation between the observed and predicted temperatures. The state vector at time t is related to the state at time $t-1$ through the system equation:

$$x_t = F_t \cdot x_{t-1} + w_t \quad (1)$$

where F_t describe the systematic change in x_t and w_t denotes the random part of the evolution of x_t from time $t-1$ to time t and is known as the noise vector of the process.

The state x_t is related to the observation(s) y_t through the observation equation:

$$y_t = H_t \cdot x_t + v_t \quad (2)$$

where H_t is the observation matrix and v_t is the noise vector of the observed data. w_t and v_t are assumed to be Gaussian white noise with zero mean processes and to have covariance matrixes Q and R respectively.

Kalman Filter has two main steps; first step includes predictor equations which pre-estimate the state and its corresponding error covariance matrix:

$$x_{t/t-1} = F_t \cdot x_{t-1} \quad (3)$$

$$P_{t/t-1} = F_t \cdot P_{t-1} \cdot F_t^T + Q \quad (4)$$

$x_{t/t-1}$ is the pre-state and P is its error covariance matrix.

The next step includes the corrector equations which update the pre-state using recent observation:

$$x_t = x_{t/t-1} + K_t (y_t - H_t \cdot x_{t/t-1})$$

$$K_t = \frac{P_{t/t-1} \cdot H_t}{H_t \cdot P_{t/t-1} \cdot H_t^T + R}$$

$$P_t = (I - H_t \cdot K_t) P_{t/t-1}$$

where k_t is Kalman gain.

Procedure: Since there is not sufficient information about the dynamics of the system, a number of simplifying assumptions have been made; we consider F and H as constant unit matrixes.

Estimates of initial state x_0 and P_0 and also w_t and v_t are required before running the filter. Initial values of x_0 and P_0 are not effective in the filter performance after some iterations and their consequence is lost. But the main problem in applying the filter is determination of noise vectors, w_t and v_t . The method proposed by Galanis and Anadranistakis for calculating w_t and v_t is used here and a training period of seven days was selected to train the filter using outputs of the MM5 modeling system.

The Kalman filter was applied on model outputs for minimum and maximum temperature forecasts for 117 meteorological stations over Iran during 120 days and some statistical scores were calculated.

Key words: Kalman filtering, Post processing, Maximum and minimum temperature

۱ مقدمه

استفاده شده است، لایه های دارای نمایه قائم دمای ابر بی دررو ایجاد نمی کند، درحالی که به ویژه در تابستان، لایه های دارای نمایه قائم دمای ابر بی دررو؛ هر چند که پایدار نیستند و سریع از بین می روند گاهی در لایه مرزی اتفاق می افتد.

۴. خطاهای طرح واره پارامتری سازی مورد استفاده، به ویژه در پارامتری سازی پوشش ابر و لایه مرزی نیز روی پیش بینی مدل مؤثرند.

با توجه به موارد گفته شده، برای استفاده کاربردی برون داد مدل، روش های گوناگون پس پردازش داده ها مورد استفاده قرار می گیرد که از بین آنها می توان به روش های آماره برون داد مدل MOS، (Model Output Statistics)، روش پیش یابی کامل PPM، (Perfect Prognosis Method)، روش واسنجش برون داد مدل MOC، (Model Output Calibration) و فیلتر کالمن اشاره کرد. روش MOS (گلان و لاری، ۱۹۷۲؛ مرزبان و همکاران، ۲۰۰۵) نوعی برازش خطی چندمتغیره است که در آن، رابطه بین دیدبانی و برون داد مدل به صورت خطی فرض و ضرایب مربوطه محاسبه می شود. در این روش دیدبانی (مثلاً دمای دو متری)، پیش بینی شونده و پیش بینی

استفاده از مدل های پیش بینی عددی وضع هوا (NWP) می تواند به پیش بینی هر چه صحیح تر وضعیت هوا کمک کند؛ اما، مدل ها در پیش بینی پارامترهای گوناگون به ویژه پارامترهای نزدیک سطح زمین خطا دارند و نیز قادر به پیش بینی صریح برخی پدیده ها مانند احتمال وقوع رعد و برق یا میزان دید نیستند. عواملی همچون وجود نقص در پراسنجی فرایندهای فیزیکی متفاوت در مدل و تعیینی بودن آنها و ناتوانی مدل در شبیه سازی موفق پدیده های زیرشبکه ای، به ایجاد خطا در برون داد مدل منجر می شود. علاوه بر این عوامل، موارد زیر نیز ممکن است از دلایل تولید خطا در برون داد مدل باشند:

۱. مدل، دمای میانگین سطحی را پیش بینی می کند و نه دمای نقطه ای.
۲. به طور کلی ناهمواری مورد استفاده در مدل، هموار می شود، کمتر از مقدار واقعی است و با توجه به اینکه آهنگ افت دمای بی دررو برای جو غیر اشباع ۹/۸ درجه سلسیوس در هر کیلومتر است، همین تفاوت منجر به ایجاد خطای قاعده مند در پیش بینی دمای دو متری می شود.
۳. طرح واره لایه مرزی Blackadar که در اجرای مدل

باد ده متری استفاده شده و رابطه خطای مدل با پارامترهای دیگر مورد بررسی قرار گرفته است (پرسون، ۱۹۹۱؛ گالانیس و آندرانستاکیس، ۲۰۰۲).

در بخش دوم این مقاله فیلتر کالمن به اختصار شرح داده می‌شود؛ در بخش سوم چگونگی اعمال این فیلتر روی پیش‌بینی مدل برای دمای بیشینه و کمینه در دو متری سطح زمین برای ۱۱۷ ایستگاه کشور توضیح داده می‌شود؛ در بخش چهارم روش اجرا شرح داده می‌شود و در بخش پنجم نتایج آماری به دست آمده مورد بررسی قرار می‌گیرد؛ در بخش ششم نیز به جمع‌بندی نتایج پرداخته می‌شود.

۲ فیلتر کالمن ساده

این فیلتر از زمانی که کالمن در ۱۹۶۰ آن را معرفی کرد تا امروز، به‌ویژه در دستگاه‌های خودکار و نیز ناوبری، کاربردهای گسترده‌ای داشته و موضوع تحقیقات علمی بسیاری بوده است. به دلیل گستردگی موضوع، شرح کامل فیلتر کالمن از حوزه این مقاله خارج است و در این بخش به توضیح مختصری در مورد آن بسنده می‌کنیم. برای مطالعه بیشتر رجوع کنید به (براون و هانگ، ۱۹۹۲؛ گریوال و آندروس، ۱۹۹۳؛ سورنسون، ۱۹۷۰).

فیلتر کالمن فیلتری بازگشتی برای پردازش داده‌ها است که با کمک مجموعه‌ای از اندازه‌گیری‌های ناقص و دارای نوفه و نیز با استفاده از دینامیک حاکم بر مدل، حالت سامانه دینامیکی را برآورد می‌کند. اساس این فیلتر جبر خطی و مدل مخفی مارکوف است. سامانه دینامیکی مورد نظر به‌صورت یک زنجیره مارکوف مدل‌سازی می‌شود. این زنجیره با عملگرهای خطی پریشیده شده با نوفه گاوسی ساخته شده است. در این فیلتر، حالت سامانه با برداری از اعداد حقیقی نمایش داده می‌شود.

فیلتر کالمن برای محاسبه مقدار متغیرها بدون توجه به دقت اطلاعات ورودی از همه آنها مورد استفاده قرار

مدل (مثلاً ارتفاع ۷۰۰ میلی‌باری)، پیش‌بینی‌کننده است. روش PPM (کلین و همکاران، ۱۹۵۹) نیز مشابه روش MOS است، با این تفاوت که دیدبانی‌ها یا داده‌های تحلیل‌شده پیش‌بینی‌کننده‌اند و پیش‌بینی‌شونده‌ها نیز همان دیدبانی‌ها هستند. این دو روش نیاز به داده‌های ورودی طولانی مدت (حداقل چند ساله) دارند و مدل موردنظر باید در طی این مدت و نیز در مدت استفاده، بدون تغییر باقی بماند. معمولاً اگر همه شرایط پیش‌گفته فراهم باشد روش MOS بهترین نتیجه را خواهد داد. مشکل تغییر مدل‌ها در روش MOS با روش جدیدی که MOS تجدیدشونده (Updateable MOS) (رس، ۱۹۸۹) نام دارد، برطرف شده است، اما هنوز مشکل داده‌های طولانی مدت پا برجاست.

روش MOC (ماتو و همکاران، ۱۹۹۹) نیز مانند دو روش بالا از برازش خطی چندمتغیره استفاده می‌کند ولی در آن خطای پیش‌بینی یک پارامتر، پیش‌بینی‌شونده است و برای پیش‌بینی‌کننده ۳۰ گزینه در نظر گرفته می‌شود که با توجه به دیدبانی‌های ۲ تا ۴ هفته گذشته، ۶ تا از این متغیرها به‌طور بهینه انتخاب می‌شود و در معادلات مورد استفاده قرار می‌گیرد. معادلات از روزی به روز دیگر و از مکانی به مکان دیگر تغییر می‌کند. از آنجا که این روش مبتنی بر آماره بلند مدت اجرای پایدار مدل نیست، تأثیر تغییرات فیزیک مدل و تفکیک فضایی را روی فرایند تصحیح پیش‌بینی‌ها کمینه می‌کند. با وجود قابلیت‌های این روش به دلیل نیاز به تعداد زیادی متغیر، استفاده عملیاتی از آن مشکل به نظر می‌رسد.

فیلتر کالمن (گلب، ۱۹۷۴؛ کالمن، ۱۹۶۰؛ کالمن و باسی، ۱۹۶۱؛ پرستلی، ۱۹۸۱) روشی است که بدون نیاز به داده‌های ورودی طولانی مدت، با ترکیب پیش‌بینی‌های مدل و دیدبانی‌ها، خطاهای قاعده‌مند را تصحیح می‌کند. در پژوهش‌های بسیاری، از فیلتر کالمن به منظور تصحیح پرونداد مدل‌های منطقه‌ای برای دمای دو متری و سرعت

ماتریسی است که حالت x را به اندازه گیری y در همان زمان مرتبط می کند و متغیر با زمان است. w_t و v_t نوفه های سفیدند، توزیع نرمال دارند و مستقل از هم هستند؛ یعنی $E(w_s \cdot v_t) = 0$ ، $\forall s, t \in N$ ؛ همچنین هر یک از این نوفه ها برای زمان های متفاوت مستقل از هم اند؛ یعنی $E(w_s \cdot w_t) = 0$ و $E(v_s \cdot v_t) = 0$ ، $\forall s \neq t$ ، $E(x)$ امید ریاضی است).

در فیلتر کالمن ابتدا پیش حالت t یعنی $(x_{t/t-1})$ بر اساس مقدار متغیر در زمان $t-1$ و نیز پیش برآورد کوواریانس خطا $(P_{t/t-1})$ محاسبه می شود:

$$x_{t/t-1} = F_t \cdot x_{t-1} \quad (۳)$$

$$P_{t/t-1} = F_t \cdot P_{t-1} \cdot F_t^T + Q \quad (۴)$$

که در آن Q کوواریانس خطای فرایند (w_t) است؛ دو معادله بالا را «معادله های پیش بینی» می نامند. وقتی دید بانی جدید در زمان t (y_t) انجام می شود، می توان برآورد حالت جدید (x_t) را با ترکیب خطی از پیش برآورد $x_{t/t-1}$ و خطای پیش بینی؛ یعنی $(y_t - H_t \cdot x_{t/t-1})$ روزآمد کرد:

$$x_t = x_{t/t-1} + K_t (y_t - H_t \cdot x_{t/t-1}) \quad (۵)$$

که در آن ماتریس بهره کالمن، K_t ، با رابطه زیر داده می شود:

$$K_t = \frac{P_{t/t-1} \cdot H_t}{H_t \cdot P_{t/t-1} \cdot H_t^T + R} \quad (۶)$$

در رابطه بالا، R کوواریانس خطای اندازه گیری (v_t) است. بهره کالمن چگونگی تنظیم فیلتر را با شرایط جدید تعیین می کند. کوواریانس خطای x_t نیز از معادله زیر به دست می آید:

$$P_t = (I - H_t \cdot K_t) P_{t/t-1} \quad (۷)$$

سه معادله بالا، «معادلات تصحیح کننده» نامیده می شوند و از آنها برای روزآمدسازی فیلتر کالمن از زمان $t-1$ به

می گیرد و همه اندازه گیری های موجود را پردازش می کند؛ همچنین اطلاعات مربوط به دینامیک سامانه و دستگاه های اندازه گیری، نوفه های سامانه، خطاهای اندازه گیری، عدم قطعیت مدل های دینامیکی و هر اطلاعات موجود در مورد شرایط اولیه پارامتر مورد نظر را در نظر می گیرد. این فیلتر مجموعه ای از معادلات ریاضی است که نوعی برآورد کننده پیش بینی - تصحیح کننده محسوب می شود؛ بدین معنی که مقدار پارامتر مورد نظر در گام اول پیش بینی، و سپس تصحیح می شود. الگوریتم فیلتر کالمن، بهینه است؛ زیرا حالت سامانه طوری برآورد می شود که کوواریانس خطای برآورد شده کمینه باشد.

فیلتر کالمن انواع متفاوتی دارد؛ در «فیلتر کالمن ساده» که در اینجا از آن استفاده شده، فرض بر این است که رابطه بین حالت نامعلوم متغیر در زمان t و حالت آن در زمان $t-1$ رابطه ای خطی است؛ اگر این رابطه غیر خطی باشد، فیلتر از نوع «فیلتر کالمن توسعه یافته» (EKF, Extended Kalman Filter) است.

فرض کنید x_t بردار مربوط به حالت نامعلوم سامانه در زمان t هدف، برآورد کردن آن است. رابطه بین این حالت در زمان t و بردار حالت معلوم سامانه در زمان $t-1$ با معادله زیر که «معادله سامانه» نام دارد، داده می شود:

$$x_t = F_t \cdot x_{t-1} + w_t \quad (۱)$$

که در این رابطه w_t بردار نوفه فرایند و F_t ماتریسی است که حالت $t-1$ ام بردار حالت را به حالت فعلی آن در زمان t مرتبط می کند و وابسته به زمان است.

اگر y_t حالت معلوم و اندازه گیری شده در زمان t باشد، رابطه آن با x_t به کمک معادله زیر، موسوم به «معادله اندازه گیری یا دید بانی» داده می شود:

$$y_t = H_t \cdot x_t + v_t \quad (۲)$$

که در این رابطه v_t بردار نوفه اندازه گیری و H_t

t استفاده می‌شود.

برای شروع و اجرای فیلتر، باید مقادیر اولیه X_0 و P_0 به فیلتر داده شود؛ X_0 خطای قاعده‌مند اولیه است و می‌توان ابتدا آن را صفر در نظر گرفت. P_0 نیز واریانس اولیه است که مقدار ابتدایی آن بزرگ فرض می‌شود. مقدار اولیه این پارامترها مهم نیست؛ زیرا خیلی زود و پس از چند تکرار به مقدار تعیین شده با فیلتر میل می‌کنند و نتیجه به دست آمده مستقل از مقدار اولیه آنها است. اما تعیین بردارهای V_t و W_t مهم است و مقدار آنها می‌تواند خروجی را به شدت تحت تأثیر قرار دهد؛ اینکه بعد از تغییرات زیاد در داده‌های ورودی، فیلتر کالمن با چه سرعتی با وضعیت هوایی جدید تطبیق می‌کند، به نسبت W_t/V_t بستگی دارد. انتخاب درست این مقادیر باعث پایداری نتایج می‌شود و داده‌های اندازه‌گیری شده با خطای زیاد در یک روز، خطای بزرگی در خروجی ایجاد نمی‌کنند.

۳ روش کار

از آنجا که اطلاعات کافی درباره دینامیک سامانه وجود ندارد و چگونگی ارتباط حالت‌ها با هم در زمان‌های متفاوت مشخص نیست، بهتر است برای استفاده از فیلتر کالمن، ساده‌سازی‌هایی صورت گیرد. هدف، پس‌پردازش دمای بیشینه و کمینه است. بردار حالت یک ماتریس 2×1 است که عضو اول آن دمای بیشینه و عضو دوم آن دمای کمینه است. ماتریس‌های F_t و H_t ثابت و برابر با ماتریس یکانی I ، 2×2 فرض می‌شوند. V_t و W_t نیز بردارهای 2×1 با میانگین صفر خواهند بود. مقدار اولیه X_0 ، $\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ و واریانس اولیه P_0 ، $\begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$ در نظر گرفته می‌شود؛ همان‌طور که پیش از این اشاره شد انتخاب این دو مقدار اولیه، تأثیری در نتیجه ندارد. بردار Y_t تفاوت بین مقدار مدل و مقدار دیدبانی و بردار X_t خطای

قاعده‌مند است که محاسبه خواهد شد.

مدت آموزش فیلتر، هفت روز انتخاب شد که همان‌طور که در زیر شرح داده می‌شود از این عدد برای محاسبه ماتریس‌های R و Q نیز استفاده می‌شود. شایان گفتن است که فیلتر برای مدت آموزش هفت تا بیست روز اجرا شد که چون نتایج تفاوت قابل توجهی نداشت، عدد هفت انتخاب شد؛ با این حال، انتخاب بازه زمانی مناسب برای این محاسبه به آزمایش‌های بیشتری نیازمند است.

مشکل‌ترین قسمت در اجرای فیلتر کالمن، تعیین ماتریس‌های 2×2 ، R و Q است؛ روش‌های متفاوتی برای محاسبه این دو مقدار مورد، استفاده قرار گرفته است (هوملد، ۱۹۹۵). در این مقاله، ابتدا این دو ماتریس ثابت فرض شد، $R = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ و $Q = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ و سپس با توجه به مقادیر به دست آمده برای X_t ‌های مربوط به هفت روز قبل و با کمک معادلات سامانه و دیدبانی (۱) و (۲) و با فرض $n=7$ ، با استفاده از معادله‌های زیر (گالانیس و آندرانستاکیس، ۲۰۰۲) کوواریانس خطا (Q و R) محاسبه و با توجه به مقادیر جدید، فیلتر دوباره اجرا شد:

$$Q_{jj} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} \left(w_{t-i;jl} - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} w_{t-i;jl}}{n} \right)^2 \quad (8)$$

$j = 1, 2$

به‌طور مشابه

$$R_{jj} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} \left(v_{t-i;jl} - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} v_{t-i;jl}}{n} \right)^2 \quad (9)$$

$j = 1, 2$

(مهرآباد)، خرم‌آباد، مراغه و منجیل ارائه شده است. در صورتی که برای بعضی روزها گزارش مقدار دیدبانی موجود نبود، داده‌های آن روز حذف شد و در محاسبات وارد نشد.

برخی امتیازهای آماری محاسبه شده برای هفت ایستگاه یادشده در جدول‌های ۱ و ۲ آورده شده است. برای هر ایستگاه خطای میانگین (اریبی)، خطای مطلق میانگین، انحراف معیار متناظر با هر خطا و نیز ریشه مربعی میانگین مجذور خطا محاسبه شده است. همچنین، احتمال پیش‌بینی موفق با توجه به معیار تعریف شده مرکز پیش‌بینی‌های میان‌مدت اروپا (ECMWF, European Center for Medium range Weather Forecasts) (پیش‌بینی موفق \Leftrightarrow خطای مطلق میانگین کمتر از ۲ درجه سلسیوس) برای ایستگاه‌ها ارائه شده است. امتیاز مهارتی فیلتر کالمن نیز با رابطه زیر به دست آمده است:

$$\text{کالمن} = 1 - \frac{\text{خطای مطلق میانگین پس از اعمال فیلتر}}{\text{خطای مطلق میانگین برای برون‌داد مدل MM5}}$$

در شکل‌های ۱ و ۲ نمودارهای مربوط به تغییرات دماهای بیشینه و کمینه در مدت ۱۲۰ روز برای پیش‌بینی مدل، دمای تصحیح‌شده با فیلتر کالمن و نیز مقادیر دیدبانی برای چهار ایستگاه بندرعباس، تهران (مهرآباد)، خرم‌آباد و منجیل ارائه شده است. همچنین فراوانی خطای مطلق پیش‌بینی مدل و دمای تصحیح‌شده با فیلتر کالمن ایستگاه‌های نامبرده در شکل‌های ۳ و ۴ مقایسه شده است. شکل‌های ۵ و ۶ ریشه مربعی میانگین مجذور خطای مدل و کالمن و شکل‌های ۷ و ۸ درصد روزهای با پیش‌بینی موفق مربوط به برون‌داد مدل و کالمن را برای ۱۱۷ ایستگاه مورد بررسی، نشان می‌دهند.

به منظور تصحیح، مقدار به‌دست آمده برای X_t به مقدار مدل مربوط به زمان $t + 1$ اضافه شد: پیش‌بینی تصحیح‌شده برای زمان $(t + 1)$ = برون‌داد مدل برای زمان $(t + 1)$ + برآورد فیلتر برای زمان (t) .

۴ اجرا

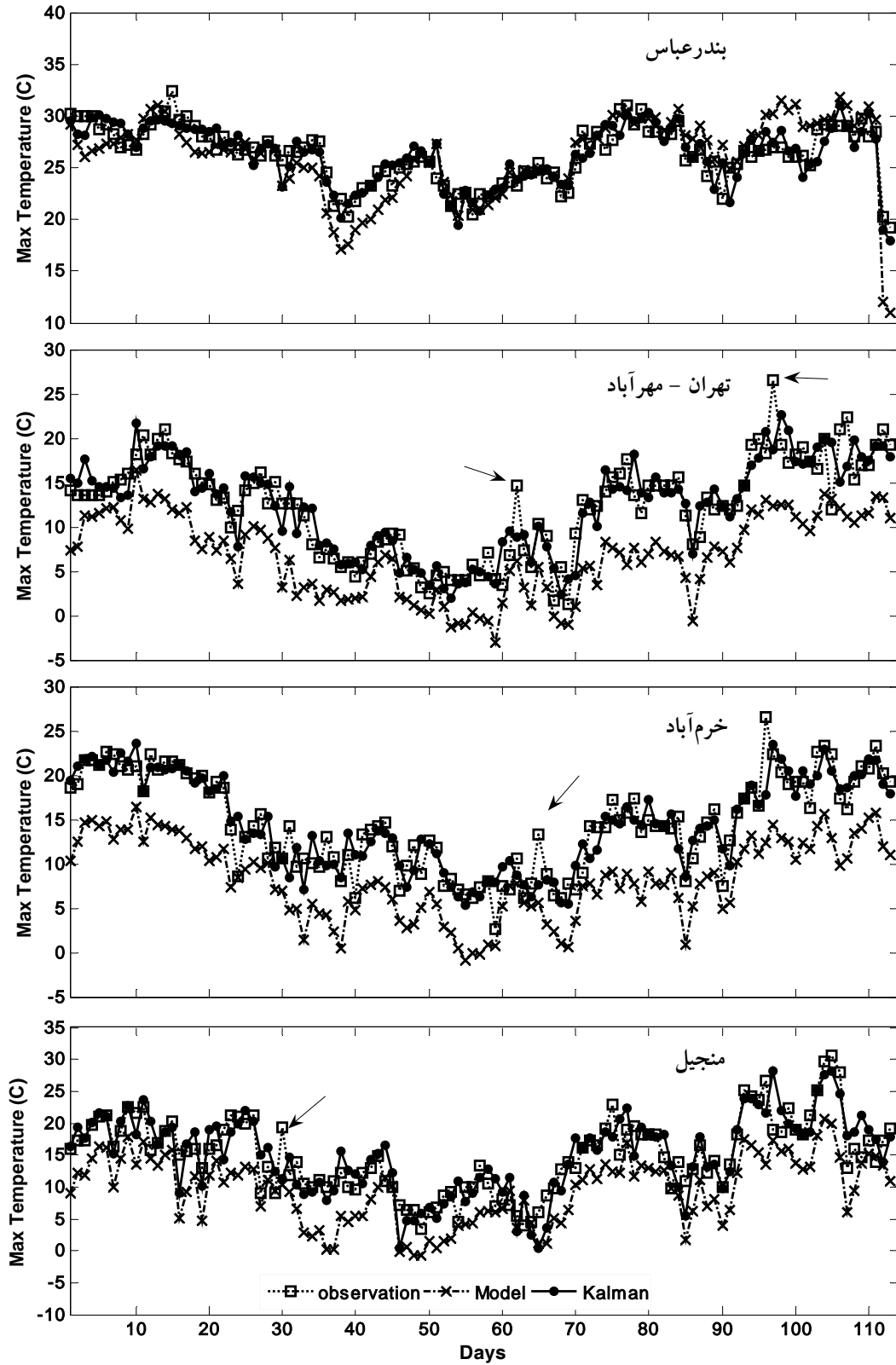
در این قسمت چگونگی استفاده از فیلتر کالمن ساده برای پس‌پردازش برون‌داد مدل MM5 (PSU/NCAR Mesoscale Model) (مدل منطقه‌ای میان‌مقیاس) مربوط به دمای بیشینه و کمینه در دومتری سطح زمین مورد بررسی قرار می‌گیرد. این مدل با داده‌های مدل AVN (Global Forecasting System) GFS به موسوم به آغازگری و با فاصله شبکه‌ای ۳۰ کیلومتر، برای ۱۲۰ روز (از ۱۷ نوامبر ۲۰۰۵ تا ۱۶ مارس ۲۰۰۶) اجرا شد. جزییات بیشتر پیکربندی مدل در (وظیفه و همکاران، ۱۳۸۳) داده شده است. شروع اجرا از ۱۲ UTC هر روز تا ۱۰۲ ساعت بعد بود. به کمک درون‌یابی دوخطی (bilinear interpolation) برون‌داد مدل برای ایستگاه‌ها هر سه ساعت یک‌بار محاسبه شد و بیشینه و کمینه‌ی دما با کمک این برون‌دادها به دست آمد؛ بدیهی است که برای به‌دست آوردن نتایج بهتر، باید برون‌داد مدل با فاصله زمانی یک ساعته استخراج شود. برای اعمال فیلتر کالمن با حذف ۱۲ ساعت اول، نخستین دماهای بیشینه و کمینه (مربوط به یک روز) انتخاب شدند؛ بدین ترتیب پیش‌بینی مدل برای دمای کمینه تقریباً ۱۵ ساعته و برای دمای بیشینه تقریباً ۲۷ ساعته بود. با فرض‌های پیش‌گفته در بخش قبل، فیلتر کالمن روی پیش‌بینی مدل برای دماهای بیشینه و کمینه در دو متری سطح زمین مربوط به ۱۱۷ ایستگاه کشور اعمال شد که به دلیل محدود بودن حجم مقاله، فقط نتایج پس‌پردازش پیش‌بینی دمای کمینه و بیشینه هفت ایستگاه ایرانشهر، بندرعباس، بیرجند، تهران

جدول ۱. امتیازهای آماری محاسبه شده برای دمای بیشینه در دو متری سطح زمین مربوط به هفت ایستگاه کشور.

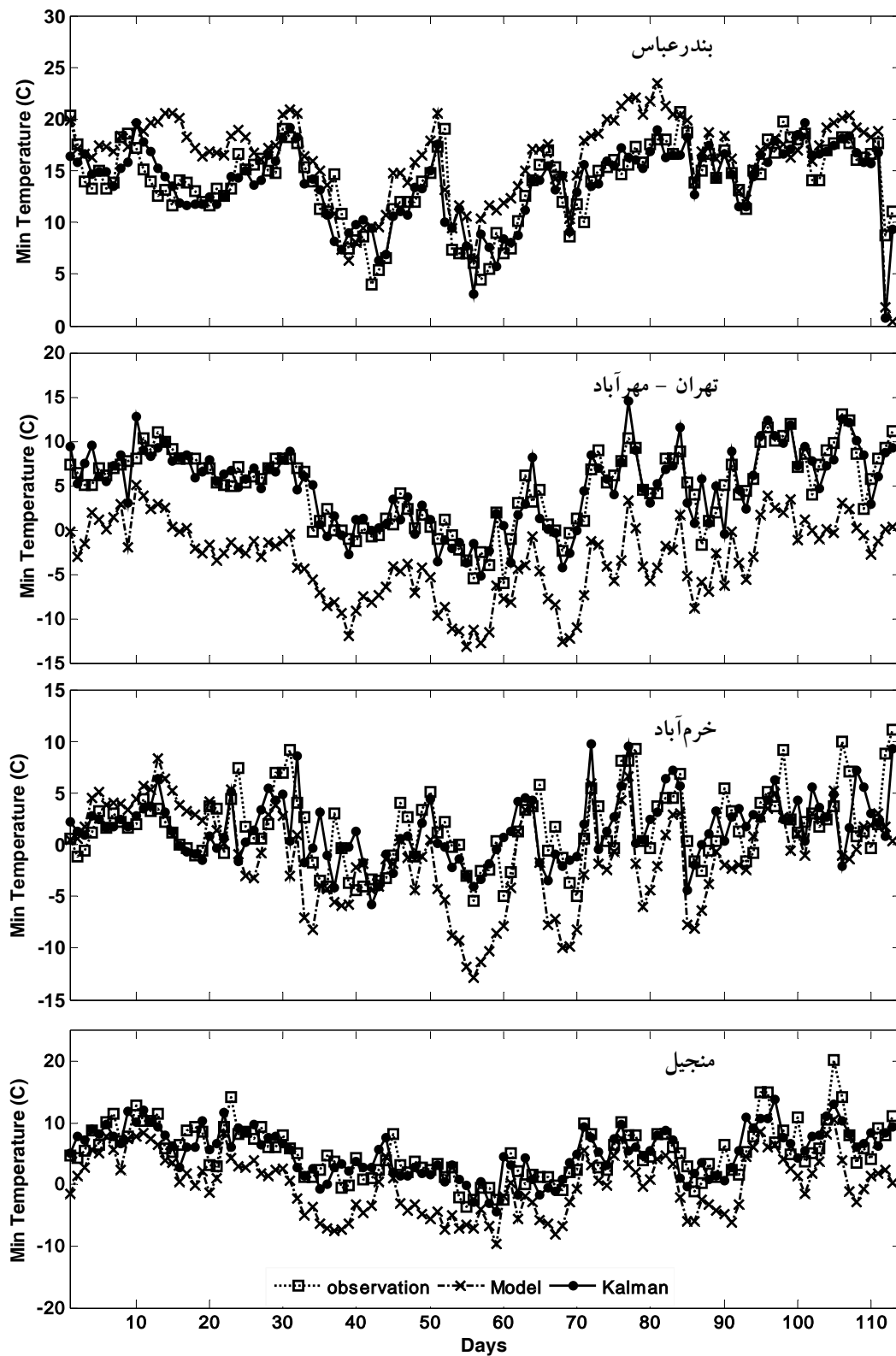
امتیاز مهارتی	احتمال پیش بینی موفق	ریشه مربعی میانگین مجذور خطا (RMSE)	انحراف از معیار خطای مطلق	انحراف از معیار خطا	خطای مطلق میانگین	خطای میانگین	امتیاز آماری	
							نام ایستگاه	
۰/۶۸	۰/۱۱	۳/۹۶	۱/۴۳	۱/۴۶	۳/۷	-۳/۶۸	MM5	ایرانشهر
	۰/۸۲	۱/۵۳	۰/۹۶	۱/۵۴	۱/۱۹	۰/۰۱	کالمن	
۰/۳۳	۰/۶۵	۲/۰۸	۱/۲۷	۲/۰۷	۱/۶۵	۰/۰۰	MM5	بندرعباس
	۰/۸۵	۱/۳۸	۰/۸۴	۱/۳۸	۱/۱۰	۰/۰۳	کالمن	
۰/۷۰	۰/۰۵	۵/۹۴	۱/۹۶	۲/۲۳	۵/۶۱	-۵/۵۱	MM5	بیرجند
	۰/۶۹	۲/۳۱	۱/۶۰	۲/۳۲	۱/۶۶	۰/۰۴	کالمن	
۰/۶۷	۰/۰۶	۶/۱۶	۲/۳۶	۲/۴۲	۵/۶۸	-۵/۶۶	MM5	تهران - مهرآباد
	۰/۶۵	۲/۴۴	۱/۵۷	۲/۴۴	۱/۸۷	۰/۰۰	کالمن	
۰/۷۳	۰/۰۶	۶/۵۷	۲/۲۱	۲/۲۳	۶/۱۹	-۶/۱۸	MM5	خرم آباد
	۰/۶۶	۲/۲۷	۱/۵۳	۲/۲۷	۱/۶۸	۰/۰۲	کالمن	
۰/۵۲	۰/۱۹	۴/۷۱	۲/۳۹	۲/۷۶	۴/۰۷	-۳/۸۳	MM5	مراغه
	۰/۵۷	۲/۵۸	۱/۷۱	۲/۵۹	۱/۹۴	۰/۰۲	کالمن	
۰/۵۷	۰/۱۲	۶/۲۲	۲/۷۶	۳/۰۱	۵/۵۶	-۵/۴۱	MM5	منجیل
	۰/۵۰	۳/۱۰	۱/۹۵	۳/۰۹	۲/۴۱	۰/۱۲	کالمن	

جدول ۲. امتیازهای آماری محاسبه شده برای دمای کمینه در دو متری سطح زمین مربوط به هفت ایستگاه کشور.

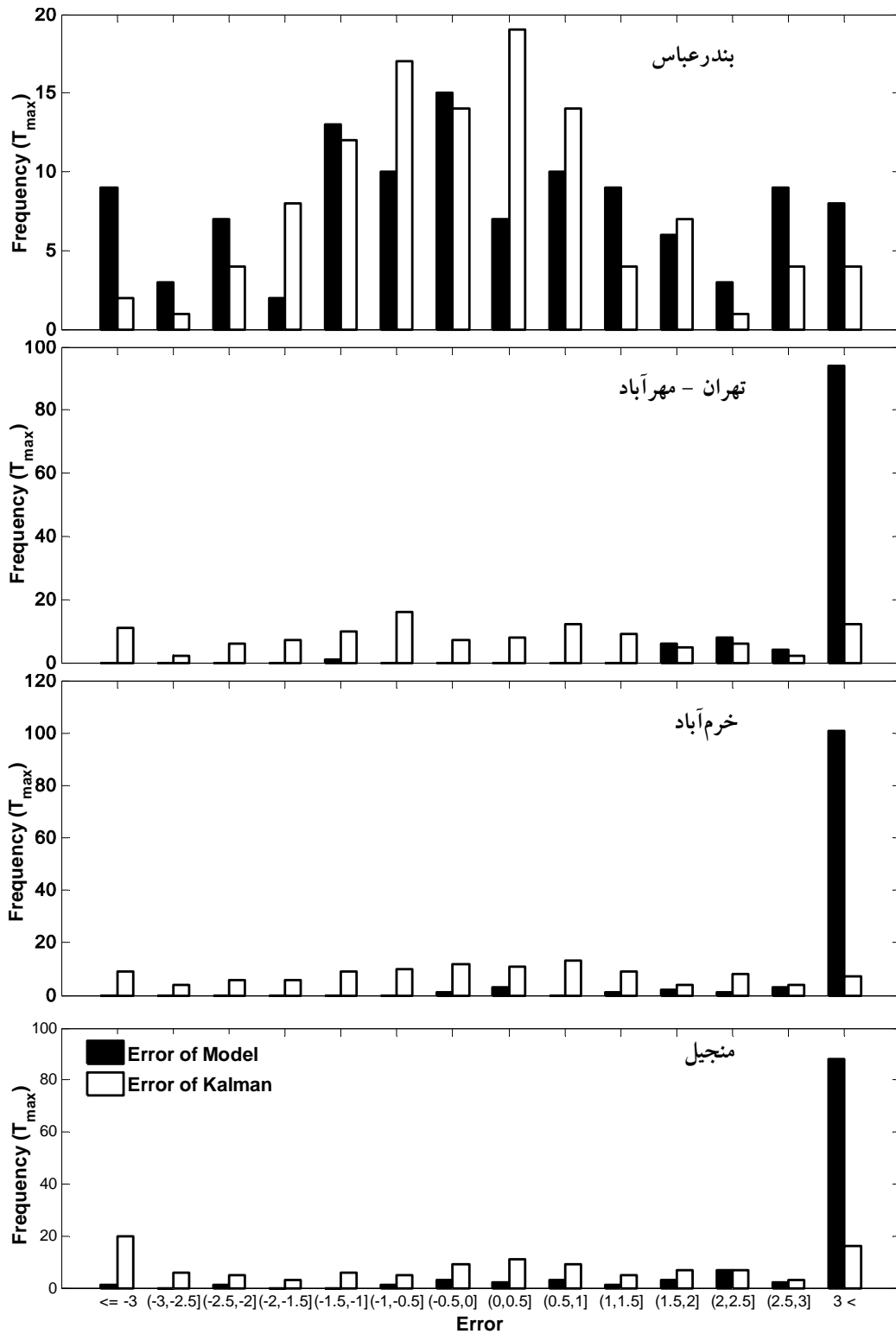
امتیاز مهارتی	احتمال پیش بینی موفق	ریشه مربعی میانگین مجذور خطا (RMSE)	انحراف از معیار خطای مطلق	انحراف از معیار خطا	خطای مطلق میانگین	خطای میانگین	امتیاز آماری	
							نام ایستگاه	
۰/۰۱	۰/۶۹	۲/۱۹	۱/۴۴	۲/۰۳	۱/۶۶	-۰/۸۵	MM5	ایرانشهر
	۰/۷۱	۲/۱۲	۱/۳۴	۲/۱۲	۱/۶۴	-۰/۰۳	کالمن	
۰/۴۷	۰/۳۴	۳/۵۱	۱/۸۸	۲/۴۵	۲/۹۶	۲/۵۲	MM5	بندرعباس
	۰/۷۲	۲/۱۲	۱/۴۳	۲/۱۳	۱/۵۸	-۰/۰۵	کالمن	
۰/۰۷	۰/۳۸	۳/۵۳	۲/۱۳	۳/۴۶	۲/۸۲	-۰/۷۱	MM5	بیرجند
	۰/۴۶	۳/۳۳	۲/۰۵	۳/۳۳	۲/۶۳	۰/۰۰	کالمن	
۰/۷۹	۰/۰۱	۸/۴۹	۲/۰۸	۲/۰۸	۸/۲۴	-۸/۲۴	MM5	تهران - مهرآباد
	۰/۶۶	۲/۲۸	۱/۵۱	۲/۲۹	۱/۷۲	۰/۰۱	کالمن	
۰/۳۵	۰/۳۶	۴/۷۷	۲/۹۵	۴/۰۶	۳/۷۵	-۲/۵۱	MM5	خرم آباد
	۰/۵۲	۳/۳۱	۲/۲۳	۳/۳۲	۲/۴۴	-۰/۰۱	کالمن	
۰/۳۳	۰/۳۵	۳/۴۲	۱/۹۰	۲/۵۶	۲/۸۴	-۲/۲۸	MM5	مراغه
	۰/۶۴	۲/۵۲	۱/۶۷	۲/۵۳	۱/۹۰	۰/۰۳	کالمن	
۰/۵۶	۰/۱۴	۵/۸۴	۲/۶۵	۲/۶۹	۵/۲۱	-۵/۱۹	MM5	منجیل
	۰/۵۳	۲/۸۷	۷۷/۱	۲/۸۷	۲/۲۷	۰/۰۱	کالمن	



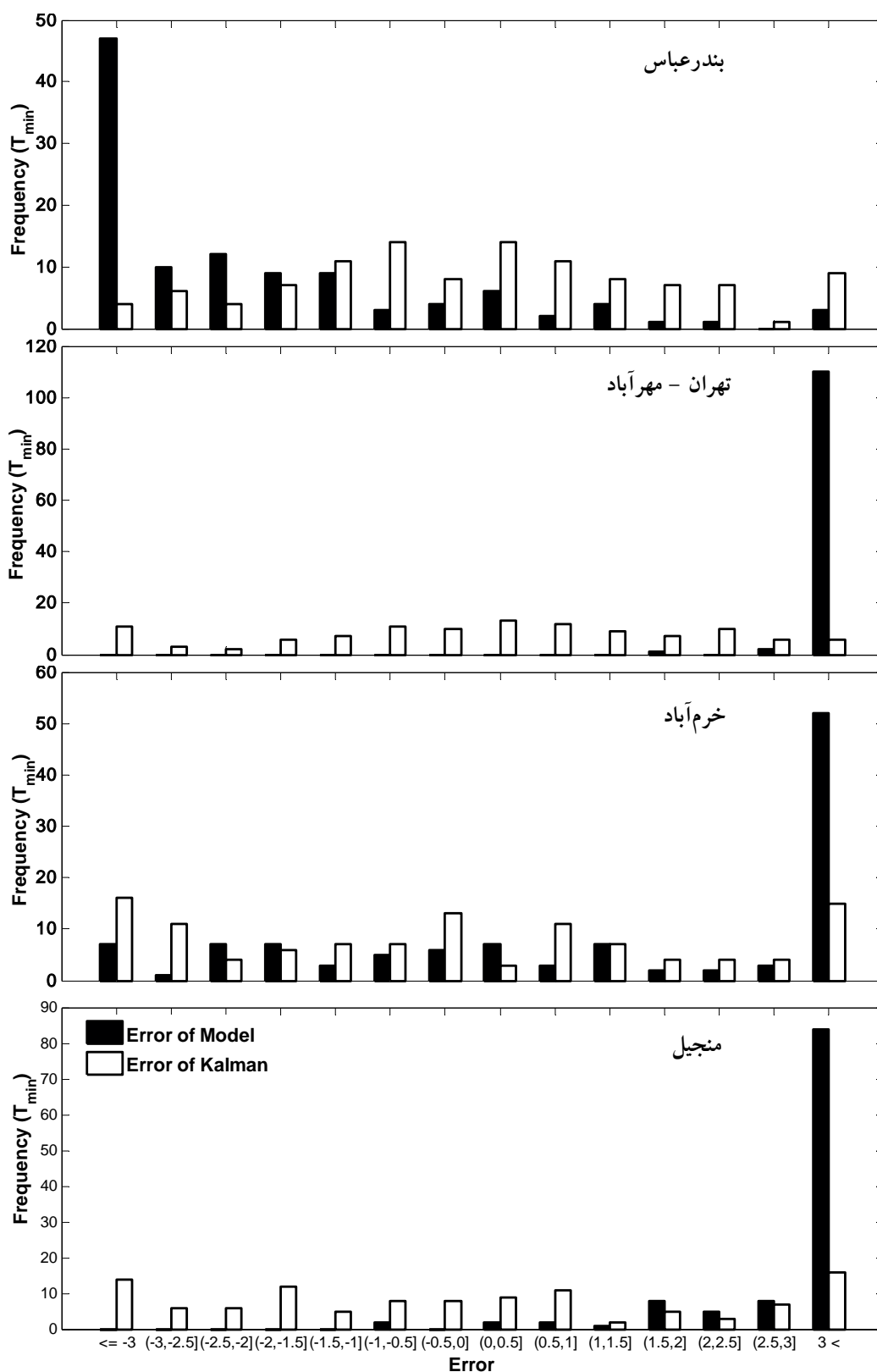
شکل ۱. مقایسه دمای بیشینه در دو متری سطح زمین بین برون داد مدل، مقدار دیدبانی و برون داد کالمن برای چهار ایستگاه ایران.



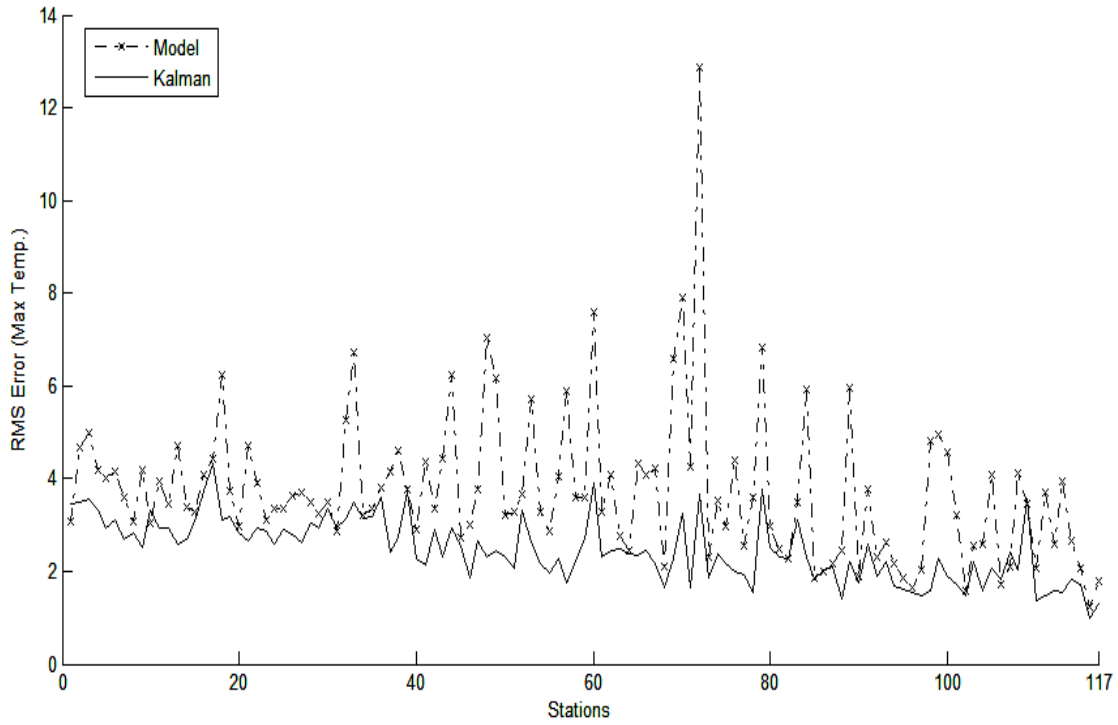
شکل ۲. مقایسه دمای کمینه در دو متری سطح زمین بین برون داد مدل، مقدار دیدبانی و برون داد کالمن برای چهار ایستگاه ایران.



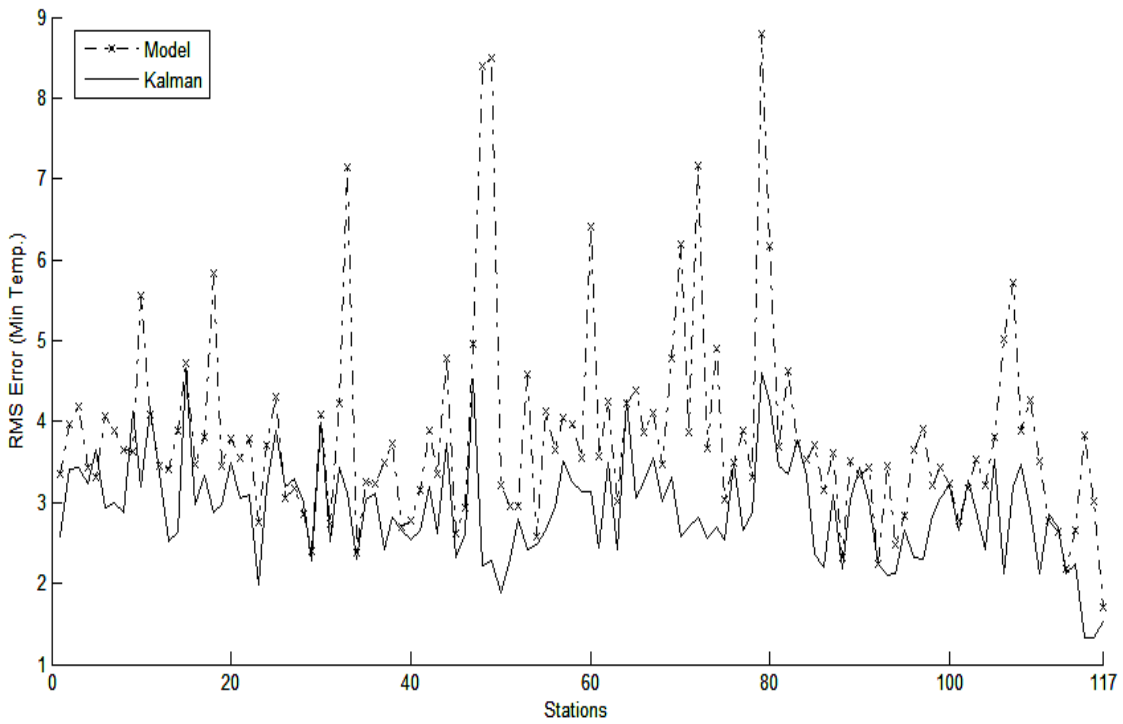
شکل ۳. مقایسه فراوانی خطای مطلق مدل و کالمن مربوط به دمای بیشینه دو متری سطح زمین برای چهار ایستگاه ایران.



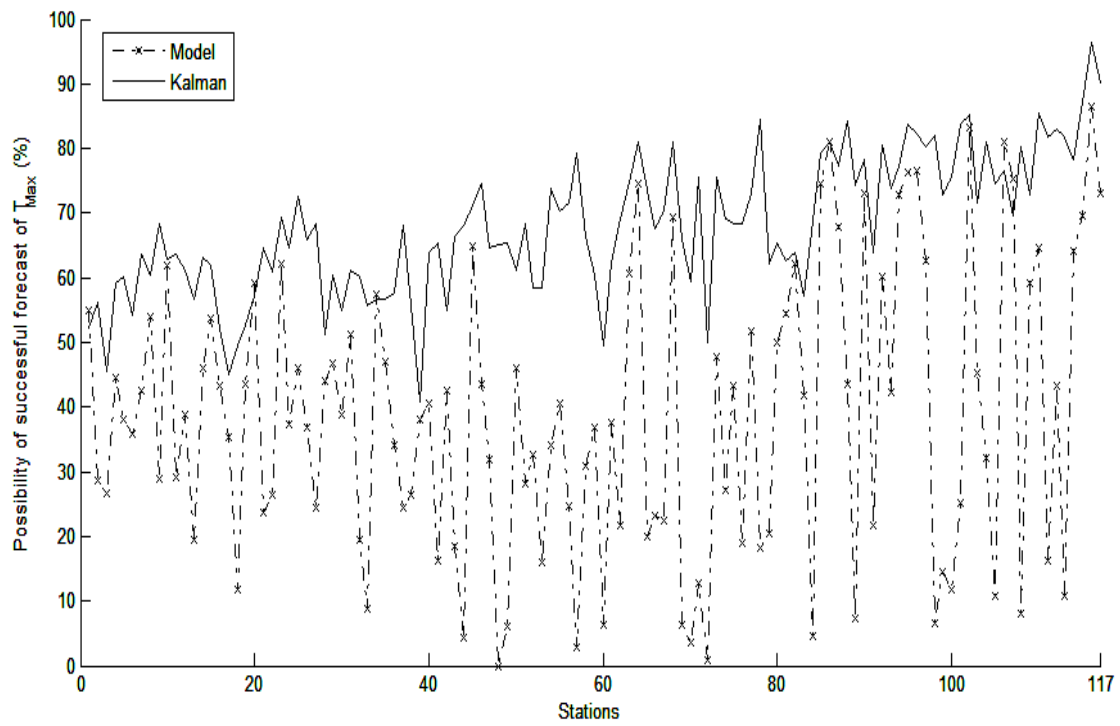
شکل ۴. مقایسه فراوانی خطای مطلق مدل و کالمن مربوط به دمای کمینه دو متری سطح زمین برای چهار ایستگاه ایران.



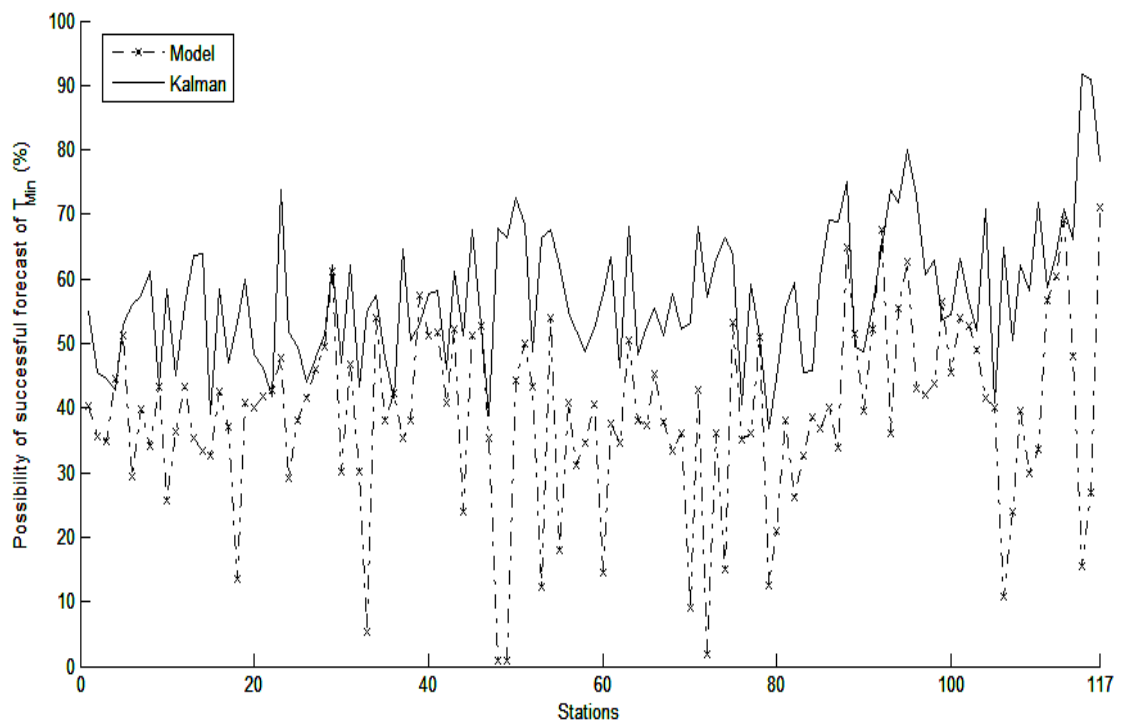
شکل ۵. مقایسه ریشه مربعی میانگین مجذور خطا مربوط به دمای بیشینه دو متری سطح زمین برای ۱۱۷ ایستگاه بررسی شده.



شکل ۶. مقایسه ریشه مربعی میانگین مجذور خطا مربوط به دمای کمینه دو متری سطح زمین برای ۱۱۷ ایستگاه بررسی شده.



شکل ۷. مقایسه احتمال پیش‌بینی موفق برحسب درصد مربوط به دمای بیشینه دو متری سطح زمین برای ۱۱۷ ایستگاه.



شکل ۸. مقایسه احتمال پیش‌بینی موفق برحسب درصد مربوط به دمای کمینه دو متری سطح زمین برای ۱۱۷ ایستگاه.

۵ بحث و نتیجه‌گیری

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، فیلتر کالمن توانسته است خطای میانگین، خطای مطلق میانگین و ریشه مربعی میانگین مجذور خطا را برای دمای بیشینه به میزان قابل توجهی کاهش دهد؛ اگر چه در انحراف از معیار خطا و انحراف از معیار خطای مطلق تغییر چندانی ایجاد نشده است. همچنین احتمال پیش‌بینی موفق برای بیشتر ایستگاه‌های مورد بررسی از حدود ۶ درصد برای مدل به حدود ۶۰ درصد پس از کاربست فیلتر کالمن رسیده و امتیاز مهارتی فیلتر کالمن برای این هفت ایستگاه مقدار قابل قبولی است. خطای میانگین دمای بیشینه برای ایستگاه‌ها با دقت خوبی به صفر رسیده است؛ این مقادیر نشان می‌دهند که فیلتر کالمن خطای قاعده‌مند مدل را تقریباً حذف کرده است، به طوری که خطاها به صورت تصادفی حول صفر توزیع شده‌اند. کاهش قابل ملاحظه خطای مطلق میانگین ایستگاه‌های بالا نیز نشان‌دهنده کم شدن قدر مطلق مقادیر خطا است. مقادیر انحراف از معیار خطای پرونداد مدل نشان می‌دهد که اعمال فیلتر کالمن تغییر خاصی در آن ایجاد نکرده است؛ این نتیجه روشن می‌سازد که فاصله تک تک اجزای آماره از مقدار میانگین در اثر استفاده از فیلتر تغییر نکرده است. ریشه مربعی میانگین مجذور خطا برای هفت ایستگاه نامبرده کاهش یافته است؛ برای نمونه برای ایستگاه‌های ایرانشهر، تهران، خرم‌آباد و منجیل به ترتیب از ۳/۹۶، ۶/۱۶، ۶/۵۷ و ۶/۲۲ به ۱/۵۳، ۲/۴۴، ۲/۲۷ و ۳/۱۰ رسیده که نشان‌دهنده وجود تقریب اضافی یا نقصانی حتی پس از استفاده از فیلتر است. احتمال پیش‌بینی موفق که نسبت تعداد روزهای با خطای کمتر از ۲ به تعداد کل روزها است، در بیشتر ایستگاه‌ها بهبود قابل توجهی داشته است. این احتمال برای ایستگاه‌های ایرانشهر، بندرعباس، بیرجند، تهران، خرم‌آباد، مراغه و منجیل به ترتیب از ۱۱، ۶۵، ۶، ۶، ۱۹ و ۱۲ درصد به ۸۲، ۸۵، ۶۹، ۶۵، ۶۶ و ۵۷ و ۵۰ درصد

رسیده است. امتیاز مهارتی محاسبه شده برای ایستگاه‌های نامبرده به ترتیب ۰/۶۸، ۰/۳۳، ۰/۷۰، ۰/۶۷، ۰/۷۳، ۰/۵۲ و ۰/۵۷ است؛ این مقادیر نشان‌دهنده موفقیت فیلتر کالمن در تصحیح پرونداد مدل است. مقدار ۰/۳۳ برای ایستگاه بندرعباس روشن می‌سازد که پیش‌بینی مدل برای ایستگاه بندرعباس قابل قبول است و با اعمال فیلتر کالمن کمی بهتر شده است؛ از درصد احتمال پیش‌بینی موفق این ایستگاه نیز این نتیجه تأیید می‌شود.

مطالب بیان شده، درباره مقادیر جدول ۲ که مربوط به دمای کمینه است نیز صادق است همان‌طور که در این جدول آمده است، خطای میانگین، خطای مطلق میانگین، انحراف از معیار خطا و انحراف از معیار خطای مطلق دمای کمینه کاهش یافته است؛ اگر چه این کاهش برای تعدادی از ایستگاه‌ها قابل ملاحظه نیست. ریشه مربعی میانگین مجذور خطا نیز کم شده است؛ برای مثال، مقدار آن برای چهار ایستگاه بندرعباس، تهران، خرم‌آباد و منجیل به ترتیب از ۵۱/۳، ۸/۴۹، ۴/۷۷ و ۵/۸۴ به ۲/۱۲، ۲/۲۸، ۳/۳۱ و ۲/۸۷ رسیده است. احتمال پیش‌بینی موفق برای ایستگاه‌های ایرانشهر، بندرعباس، بیرجند، تهران، خرم‌آباد، مراغه و منجیل به ترتیب از ۶۹، ۳۴، ۳۸، ۱، ۳۶، ۳۵ و ۱۴ درصد به ۷۱، ۷۲، ۴۶، ۶۶، ۵۲، ۶۴ و ۵۳ درصد افزایش یافته است. امتیاز مهارتی کاربست فیلتر کالمن روی دمای کمینه برای هفت ایستگاه بالا به ترتیب ۰/۰۱، ۰/۴۷، ۰/۰۷، ۰/۷۹، ۰/۳۵، ۰/۳۳ و ۰/۵۶ به دست آمد. می‌بینیم که با وجود موفق نبودن مدل در پیش‌بینی دمای بیشینه برای دو ایستگاه ایرانشهر و بیرجند، دمای کمینه آنها با خطای کمی پیش‌بینی شده است. به همین دلیل اعمال فیلتر کالمن برای این دو ایستگاه و ایستگاه‌های با وضعیت مشابه، تغییر زیادی در ریشه مربعی میانگین مجذور خطا و احتمال پیش‌بینی موفق ایجاد نکرده است.

در شکل‌های ۱ تا ۴ فقط نمودارهای مربوط به چهار ایستگاه بندرعباس، تهران-مهرآباد، خرم‌آباد و منجیل

۶ جمع‌بندی

در این مقاله دمای بیشینه و کمینه در دو متری سطح زمین که با مدل MM5 مربوط به ۱۱۷ ایستگاه در سطح کشور پیش‌بینی شده بود با فیلتر کالمن ساده پس‌پردازش و نتایج به‌دست آمده تحلیل شد. بررسی‌های آماری نشان می‌دهد که خطای مدل با توجه به فصل و نیز موقعیت جغرافیایی هر ایستگاه متفاوت است. برای بیشتر شهرها پیش‌بینی مدل در همه روزها برآورد نقصانی و یا اضافی است؛ یعنی در همه روزها خطا مثبت یا در همه روزها منفی است؛ در حالی که پس از اعمال فیلتر کالمن، این برآورد برای بعضی روزها اضافی و برای برخی دیگر نقصانی می‌شود، این مطلب در کاهش قابل ملاحظه خطای میانگین (نزدیک به صفر) که اریبی را اندازه‌گیری می‌کند، مشهود است. از طرفی ریشه مربعی میانگین مجذور خطا (RMSE) پاشندگی خطا را اندازه‌گیری می‌کند و هر چند کاهش آن پس از اعمال فیلتر قابل توجه است ولی با صفر فاصله دارد و بیانگر وجود برآورد اضافی و نقصانی است. در مورد شهرهایی که پیش‌بینی مدل برای آنها در تعدادی برآورد از روزها برآورد نقصانی و در تعدادی اضافی داشت؛ کاربست فیلتر کالمن، تصحیح قابل ملاحظه‌ای به‌وجود نیاورد؛ به عبارت دیگر نتیجه اعمال فیلتر کالمن به‌طور عمده حذف خطای قاعده‌مند مدل است.

به‌طور کلی، در مواردی که خطای قاعده‌مند، متوسط یا خیلی زیاد بود، فیلتر کالمن بسیار موفق نشان داد؛ اما در مواردی که مقدار مدل به مقدار دیدبانی خیلی نزدیک بود، فیلتر کالمن نتوانست به خوبی خطاها را تصحیح کند؛ زیرا نبود خطای قاعده‌مند به‌طور جدی چارچوبی را که فیلتر عمل می‌کند، محدود می‌سازد.

با وجود ساده‌سازی‌هایی که برای اجرای فیلتر کالمن اعمال شد، نتایج قابل قبول به نظر می‌رسد. ما اطلاعاتی درباره نوفه اولیه داده‌ها نداریم و گاؤسی فرض کردن آن،

ارائه شده است. اگر در شکل ۱ به نمودارهای مربوط به دمای بیشینه این چهار ایستگاه توجه کنیم، می‌بینیم که پیش‌بینی مدل برای آنها در همه روزها یا برآورد اضافی و یا نقصانی بوده است و بیشتر روزها خطای مدل زیاد است. پیش‌بینی دمای بیشینه برای ایستگاه بندرعباس برخلاف سه ایستگاه دیگر، هم دارای تقریب اضافی و هم نقصانی است. به نظر می‌رسد یکی از دلایل مهم این خطاها، اختلاف ارتفاع ایستگاه‌های مدل با مقدار واقعی باشد.

شکل ۲ دمای کمینه این چهار ایستگاه را مقایسه کرده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، خطای مدل برای دمای کمینه دو ایستگاه ایرانشهر و بیرجند کم است و این به کم اثر بودن کاربست فیلتر کالمن منجر می‌شود (امتیاز مهارتی برای این دو ایستگاه حدود ۱ و ۷ درصد است). از شکل‌های ۱ و ۲ چنین برمی‌آید که پرونداد مدل و فیلتر کالمن برای روزهایی که دمای هوا نسبت به روزهای قبل تغییر زیادی داشته، موفق نبوده‌اند، (در شکل‌ها، تعدادی از این روزها با پیکان مشخص شده‌اند).

شکل‌های ۳ و ۴ تغییر توزیع خطا حول صفر پس از کاربست فیلتر را نشان می‌دهند. همان‌طور که در شکل‌های ۵ و ۶ مشخص است، فیلتر کالمن برای بیشتر ایستگاه‌ها توانسته ریشه مربعی میانگین مجذور خطا را کاهش دهد؛ بیشترین کاهش ریشه مربعی میانگین مجذور خطا برای دمای بیشینه مربوط به ایستگاه داران (از ۱۲/۸۶ به ۳/۶۵) و برای دمای کمینه مربوط به ایستگاه تهران-مهرآباد (از ۸/۵۰ به ۲/۲۸) است.

شکل‌های ۷ و ۸ نشان‌دهنده افزایش قابل ملاحظه درصد روزهای با پیش‌بینی موفق است. بیشترین بهبود پس از کاربست فیلتر برای دمای بیشینه مربوط به ایستگاه سرپل‌ذهاب (از ۳ به ۷۹ درصد) و برای دمای کمینه مربوط به ایستگاه کیش (از ۱۶ به ۹۲ درصد) است.

- Mao, Q., McNider R. T., Mueller S. F., and Jaung, H. H., 1999, An optimal model output calibration algorithm suitable for objective temperature forecasting, *Weather Forecast.*, **14**, 190-202.
- Marzban, C., S. Sandgathe, E. Kalnay, 2005: MOS, prefect prog and Reanalysis Data. *Mon. Weather Rev.*, **134**, 657-663.
- Persson, A., 1991, Kalman filtering a new approach to adaptive statistical interpretation of numerical meteorological forecasts, Lectures and papers presented at the WMO training workshop on the interprskirontion of NWP products in terms of local weather phenomena and their verification, wageningen, The netherlands, WMO, pp. XX-27-XX-32.
- Priestley, M. B., 1981, Spectral analysis and time series, Academic Press, printed in USA.
- Ross, G., 1989, Model output statistics using an updatable scheme, Proc. 11th Conf. on probability and statistics in atmospheric science, Monterey, CA, Am. Meteorol. Soc., pp. 93-97.
- Sorenson, H. W., 1970, Least-squares estimation from gauss to Kalman, *IEEE Spectrum*, **7**, 63-68.
- همچنین در نظر نگرفتن دینامیک فرایند و صرف‌نظر کردن از اثر عوامل دیگری که در تغییرات دمایی مؤثرند، می‌تواند نتیجه کار را متأثر سازد؛ در هر حال استفاده از فیلتر ساده هم می‌تواند به سامانه‌های پیش‌بینی پدیده‌های وابسته به دما کمک کند.
- منابع
- وظیفه، ا.، آزادی، م.، و مزرعه فراهانی، م.، ۱۳۸۳، بررسی اثر تغییر تفکیک افقی مدل منطقه‌ای محدود MM5 در شبیه‌سازی یک سامانه کم‌فشار سینوپتیکی بر روی ایران، نهمین کنفرانس دینامیک شاره‌ها، شیراز، ایران.
- Brown, R. G., and Hwang, P. Y., 1992, Introduction to random signals and applied Kalman filtering, second edition, John Wiley printed in USA.
- Galanis, G., and Anadranistakis, M., 2002, A one-dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts, *Meteorol. Appl.* **9**, 437-441.
- Gelb, A., 1974, Applied optimal estimation, MIT Press printed in USA.
- Glahn, H. R., and Lowry, D. A., 1972, The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecast. *J. Appl. Meteorol.*, **11**, 1203-1211.
- Grewal, Mohinder S., and Andrews Angus P., 1993, Kalman filtering theory and practice, upper saddle river, NJ USA, Prentice Hall.
- Homleid, M., 1995, Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the kalman filter, *Weather Forecast.*, **10**, 689-707.
- Jacobs, O. L. R., 1993, Introduction to control theory, 2nd edition, Oxford University Press printed in USA.
- Kalman, R. E., 1960, A new approach to linear filtering and prediction problems, *Trans. ASME, Ser. D, J. Basic Eng.*, **82**, 34-45.
- Kalman, R. E., and Bucy, R. S., 1961, New results in linear filtering and prediction problems, *Trans. ASME, Ser. D.*, **83**, 95-108.
- Klein, W. H., Lewis, B. M., and Enger, I., 1959, Objective prediction of five-day mean temperature during winter, *J. Meteorol.*, **16**, 672-682.