

DOI: <https://doi.org/10.37162/2618-9631-2020-4-28-42>

УДК 551.501.7

Опыт использования фильтра Калмана для коррекции численного прогноза приземной температуры воздуха

Ю.В. Алферов¹, Е.Г. Климова²

¹ Гидрометеорологический научно-исследовательский центр Российской Федерации, г. Москва, Россия;

*² Федеральный исследовательский центр информационных и вычислительных технологий, г. Новосибирск, Россия
alferov@mecom.ru*

Изучена возможность использования одномерного фильтра Калмана для улучшения прогноза приземной температуры воздуха в нерегулярной сети пунктов. Этот механизм был испытан на прогнозах, полученных по двум разным моделям численного прогноза погоды в разной их конфигурации.

Построен алгоритм статистической коррекции численного прогноза приземной температуры воздуха на основе одномерного фильтра Калмана. Предложено два способа оценки дисперсии шума систематической ошибки. В результате серии экспериментов продемонстрирована эффективность алгоритма для компенсации систематических ошибок. Наиболее значимые результаты достигаются для моделей с большой систематической ошибкой или для прогнозов большой заблаговременности. При этом применение алгоритма слабо сказывается на среднеквадратической ошибке прогноза.

Ключевые слова: гидродинамическая модель атмосферы, численный прогноз погоды, статистическая коррекция численного прогноза, фильтр Калмана

Experience of using the Kalman filter to correct numerical forecasts of surface air temperature

Yu. V. Alferov¹, E. G. Klimova²

¹ Hydrometeorological Research Center of Russian Federation, Moscow, Russia

*² Federal Research Center for Information and Computational Technologies, Novosibirsk, Russia
alferov@mecom.ru*

A possibility of using the one-dimensional Kalman filter to improve the forecast of surface air temperature at an irregular grid of point is studied. This mechanism is tested using the forecasts obtained from different configurations of two different numerical weather prediction models. An algorithm for the statistical correction of numerical forecasts of surface air temperature based on the one-dimensional Kalman filter is constructed. Two methods are proposed for estimating the bias noise dispersion. The series of experiments demonstrated the effectiveness of the algorithm for the bias compensation.

The most significant results are achieved for the models with large bias or for long-range forecasts. At the same time, the use of the algorithm has little effect on the root-mean-square error of the forecast.

Keywords: hydrodynamic model of the atmosphere, numerical weather prediction, statistical correction of numerical forecasts, Kalman filter

Численные прогнозы погоды, полученные на основе гидродинамических моделей атмосферы, воспроизводят фоновое состояние прогностических полей метеоэлементов. Уровень их достоверности и детализации зависит от многих факторов, например от разрешения применяемой модели или используемых параметризаций физических процессов. Однако каковы бы ни были свойства модели, прогноз метеоэлемента в произвольном пункте, полученный интерполяцией соответствующих значений прогностического поля, будет отличаться от наблюдаемого значения в данной точке. Ошибку прогноза в этом случае можно рассматривать как сумму случайной и систематической составляющих. Для компенсации систематической ошибки применяются статистические методы (см., например, [7, 10, 12]). Сначала использовался постпроцессинг MOS (Model Output Statistics), основанный на построении для коррекции прогностического значения некоторого регрессионного соотношения по длинному ряду прогнозов и наблюдений. Этот метод и сейчас используется рядом национальных метеорологических центров [7]. Затем начали развиваться процедуры постпроцессинга на основе фильтра Калмана, которые выгодно отличались от процедур MOS тем, что быстрее приспосабливались к смене режима погоды. В настоящее время это один из наиболее часто употребляемых для этой цели статистических механизмов [7]. В последние годы активно развиваются процедуры постпроцессинга на основе машинного обучения нейронной сети [1, 12]. Есть надежда, что такой способ может позволить обрабатывать не отдельный метеоэлемент, а их комплект, получая согласованно скорректированный пакет прогностических элементов. И на этом пути имеются обнадеживающие результаты [1].

В настоящей работе предпринята попытка обобщения опыта применения одномерного фильтра Калмана для улучшения прогноза приземной температуры воздуха в нерегулярной сети пунктов. Этот механизм был испытан на прогнозах, полученных по двум разным моделям численного прогноза погоды (ЧПП) и в разной их конфигурации, с целью выяснения сильных его сторон и слабостей. В качестве исходного прогностического поля брались данные о прогнозе температуры воздуха на высоте 2 м над подстилающей поверхностью. В качестве пунктов, в которых необходимо определить уточненный прогноз температуры, использовался набор метеостанций, содержащихся в области прогноза, всего из 2800 станций в регионе Евразии, охватывающем в основном территорию России.

Алгоритм фильтра Калмана

Фильтр Калмана (см., например, [8, 9 или 11]) представляет собой рекуррентную процедуру, позволяющую оценить поправку прогностических данных с учетом информации об успешности предшествующих прогнозов по мере поступления данных наблюдений. В работе был реализован алгоритм, предложенный в [6], с некоторой модификацией. Приведем расчетные формулы.

Пусть в некотором географическом пункте имеем: y_t — ошибка модели ЧПП (разность между наблюдением и прогнозом) в некоторый момент времени t . Представим ее как сумму систематической части x_t , которую и будем затем вычислять, и некоторой случайной составляющей. Относительно последней можно только утверждать, что ее математическое ожидание нулевое, так как в противном случае оно вошло бы в состав x_t . Итак, если относительно величины случайного компонента нам ничего не известно, то систематическую ошибку попытаемся оценить.

Пусть также вплоть до момента t мы знаем все прогнозы и наблюдения. По теории фильтра Калмана оптимальная оценка на момент времени t вычисляется в два этапа: шаг прогноза по модели процесса и шаг коррекции по данным наблюдений (анализа). Обозначим индексом $t-1$ предшествующий момент времени; \hat{x}_t — прогноз на момент t по оценке в момент времени $t-1$. Будем считать, что прогноз систематической ошибки на момент времени t вычисляется с помощью уравнения (оператор модели единичный):

$$\hat{x}_t = x_{t-1}. \quad (1)$$

Предсказание дисперсии систематической ошибки выражается формулой:

$$\hat{P}_t = P_{t-1} + W_t. \quad (2)$$

Здесь W_t — дисперсия шума систематической ошибки.

Далее выполняется этап коррекции по данным наблюдений (шаг анализа). Обновление оценки систематической ошибки прогноза с учетом вновь полученной y_t , невязки прогноза и наблюдения, теперь уточняется по формуле:

$$x_t = \hat{x}_t + K_t(y_t - \hat{x}_t). \quad (3)$$

Коэффициент Калмана, носящий еще название усиление Калмана, рассчитывается по формуле:

$$K_t = \frac{\hat{P}_t}{\hat{P}_t + V_t}, \quad (4)$$

где V_t – дисперсия ошибки наблюдений.

Таким образом, x_t и есть поправка прогностического значения температуры, то есть в окончательном виде

$$T_{t+1}^{corr} = T_{t+1}^f + x_t,$$

где T_{t+1}^f – прогностическое значение метеоэлемента (температуры) на момент $t + 1$; T_{t+1}^{corr} – скорректированный прогноз. Понятно, что мы пользуемся поправкой систематической ошибки, полученной за предыдущий момент времени, когда уже имеется соответствующее наблюдение и получена ошибка предыдущего же прогноза y_t .

И наконец, обновление дисперсии систематической ошибки, которая потребуется нам при вычислении поправки для следующего прогноза по модели ЧПП, исходя из формул фильтра Калмана

$$P_t = (1 - K_t) \hat{P}_t. \tag{5}$$

Дисперсию шума систематической ошибки в [6] предлагается оценивать по формуле:

$$W_t = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \left((x_{t-i} - x_{t-i-1}) - \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (x_{t-i} - x_{t-i-1})}{N} \right)^2, \tag{6}$$

а дисперсию шума ошибки наблюдений по формуле:

$$V_t = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \left((y_{t-i} - x_{t-i}) - \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (y_{t-i} - x_{t-i})}{N} \right)^2. \tag{7}$$

В формулах (6) и (7) величина N – количество случаев (прогнозов), по которым оцениваются указанные дисперсии. N нужно подобрать эмпирически.

Если оценка V_t по формуле (7) следует из ее определения, то оценка для W_t по (6) вызывает некоторые сомнения. После фиксации значения систематической ошибки x_t (временной, до смены режима циркуляции), дисперсия W_t будет стремиться к нулю. Это выражается в замедленной адаптации фильтра в случае изменения режима погоды и соответствующего возможного изменения ошибки ЧПП вследствие срабатывания, например, других алгоритмов параметризаций в модели ЧПП.

Другой способ оценки дисперсии W_t можно получить из следующих соображений. Известно (см. [8]), что невязка прогноза обладает следующим свойством:

$$\overline{(y_t - \hat{x}_t)^2} = P_{t-1} + W_t + V_t, \tag{8}$$

где черта сверху означает вероятностное осреднение. Таким образом, оценив V_t по формуле (7) и зная P_{t-1} , можем записать оценку

$$W_t = \overline{(y_t - \hat{x}_t)^2} - P_{t-1} - V_t, \quad (9)$$

Поскольку нам неизвестно распределение вероятностей для левой части уравнения (8), то будем считать каждое значение величины равновероятным. И таким образом оценкой вероятностного осреднения величины является среднее арифметическое:

$$\overline{(y_t - \hat{x}_t)^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (y_{t-i} - \hat{x}_{t-1})^2, \quad (10)$$

где N имеет тот же смысл, что и в (6) и (7).

Таким образом, для запуска процесса коррекции численного прогноза в точке на основе фильтра Калмана необходимо знать начальные значения систематической ошибки прогноза x_0 и дисперсии P_0 . Важное свойство фильтра Калмана заключается в том, что эти величины в начальный момент времени можно задать почти произвольно. По мере работы процедуры все параметры адаптируются к нужным значениям автоматически. При старте процесса фильтрации вслед за [6] принимаем $x_0=0$, $P_0=4$. Далее при обработке результатов коррекции не менее N первых случаев (период адаптации фильтра) не принимаются во внимание.

Иногда, при проведении подобной коррекции, пользуясь свойством стабилизации параметров фильтра, применяют только уравнения (1) и (4), подбирая коэффициент (усиление) Калмана эмпирически и фиксируя его в течение всей процедуры (например, [5]). Однако полный расчет по приведенным выше формулам позволяет параметрам фильтра более оперативно реагировать на изменение величины ошибки прогноза, которая может значительно меняться ввиду неоднородности реакции модели ЧПП на различные режимы погоды. Например, разные алгоритмы параметризации физических процессов, включаясь в соответствующих условиях, из-за их неодинаковой точности могут вносить и разный вклад в точность ЧПП.

Реализация и результаты

По опыту работы с данными известно, что наблюдения в разные сроки обладают своими особенностями и своими ошибками. Также при прогнозировании по модели ЧПП по мере увеличения заблаговременности прогноза ошибки нарастают. Таким образом, и в данных наблюдений, и в прогностических данных содержатся свои и не только случайные ошибки. По этой причине применение коррекции с помощью фильтра Калмана осуществлялось в соответствии со схемой, представленной на рис. 1, то есть коррекция прогностических данных выполнялась для каждого срока запуска модели ЧПП и для каждой заблаговременности прогноза отдельно.

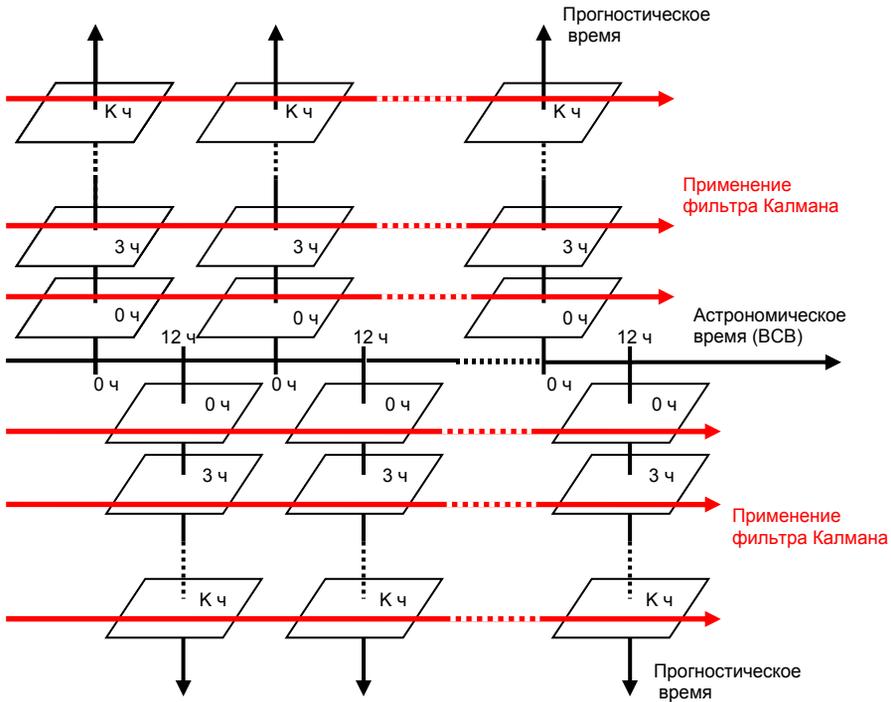


Рис. 1. Схема обработки прогностических данных с целью их коррекции при помощи фильтра Калмана; К – максимальная заблаговременность прогноза.

Fig. 1. Scheme of predictive data processing for the purpose of their correction using the Kalman filter; K – maximum forecast lead time.

Для наглядности представления результатов применения коррекции посредством фильтра Калмана к прогнозу приземной температуры воздуха из рекомендованных в [4] здесь приводятся следующие средние по всем станциям оценки:

– среднее отклонение (СО)

$$CO = \frac{1}{N_{ST}} \sum_{j=1}^{N_{ST}} \left(\frac{1}{M_j} \sum_{i=1}^{M_j} (T_{ij}^f - T_{ij}^{obs}) \right) \quad (11)$$

– среднеквадратическое отклонение (СКО)

$$CKO = \frac{1}{N_{ST}} \sum_{j=1}^{N_{ST}} \left(\sqrt{\frac{1}{M_j} \sum_{i=1}^{M_j} (T_{ij}^f - T_{ij}^{obs})^2} \right) \quad (12)$$

В формулах (11) и (12) T_{ij}^f – i -я реализация прогноза температуры воздуха на j -й станции; T_{ij}^{obs} – соответствующее этому прогнозу

наблюдение; M_j — количество реализаций прогноза для j -й станции в указанный период, для которых имеются наблюдения; N_{ST} — количество станций в регионе прогноза. Оценивались как скорректированный прогноз температуры, так, для сравнения, и исходный прогноз, рассчитанный по модели ЧПП.

В качестве прогностических данных температуры в пункте наблюдения бралось значение в ближайшем узле соответствующего поля ЧПП, приведенное к высоте станции по вертикальному градиенту температуры $0,0065^\circ/\text{м}$ [4].

Была реализована процедура статистической коррекции прогностических данных с помощью одномерного фильтра Калмана в соответствии с приведенными выше формулами. В среднем по всей территории прогноза получилось существенное уменьшение систематической ошибки (оценка СО) и некоторое улучшение среднеквадратических оценок (СКО) прогноза.

Эксперименты проводились с данными двух моделей ЧПП. Первая из них — глобальная спектральная модель атмосферы Гидрометцентра России [3] в варианте T339L31, то есть со спектральным треугольным усечением по 339 гармоникам по горизонтали и 31 уровнем по вертикали. Прогностический регион модели — вся Земля целиком. Вторая модель ЧПП — негидростатическая гидродинамическая модель атмосферы по ограниченной территории COSMO-Ru [2] в двух конфигурациях: с шагом 7 км (COSMO-Ru7) по региону, охватывающему Европейскую территорию России и часть Центральной и Северной Европы, и с шагом 1 км (COSMO-Ru1) по региону города и пригородов Москвы.

Начнем рассмотрение результатов коррекции прогнозов температуры со спектральной модели T339L31. Исходное прогностическое поле представлено конечному пользователю на довольно грубой сетке с разрешением $1,25^\circ \times 1,25^\circ$. На рис. 2 приведены графики СО и СКО исходного и скорректированных прогнозов температуры различных заблаговременностей в зависимости от продолжительности периода накопления статистики N , полученные в результате экспериментов с данными за октябрь 2019 года. Оценка дисперсии W_t проводилась по формуле (6). Представлены результаты для ежедневных прогнозов по спектральной модели T339L31 с заблаговременностями до 168 часов (7 суток) по данным от 12 ч ВСВ.

Из приведенных графиков видно, что скачок в качестве прогноза происходит сразу при применении коррекции с помощью фильтра Калмана даже с «короткой» статистикой. Как видим, в среднем для всех заблаговременностей прогноза наилучшие результаты при коррекции систематической ошибки ЧПП достигаются при продолжительности периода накопления статистики в 10 суток (случаев). Это демонстрируется на графиках поведения СО. В то же время СКО при увеличении периода статистики продолжает уменьшаться. Это связано с тем, что фильтр Калмана

сглаживает ход температуры (см. рис. 3). Как видим на рис. 3, сглаживается даже суточный ход температуры, и чем больший период сбора статистики, тем сильнее сглаживание. Рисунок демонстрирует также, что не во всех пунктах систематическая ошибка компенсируется одинаково эффективно.

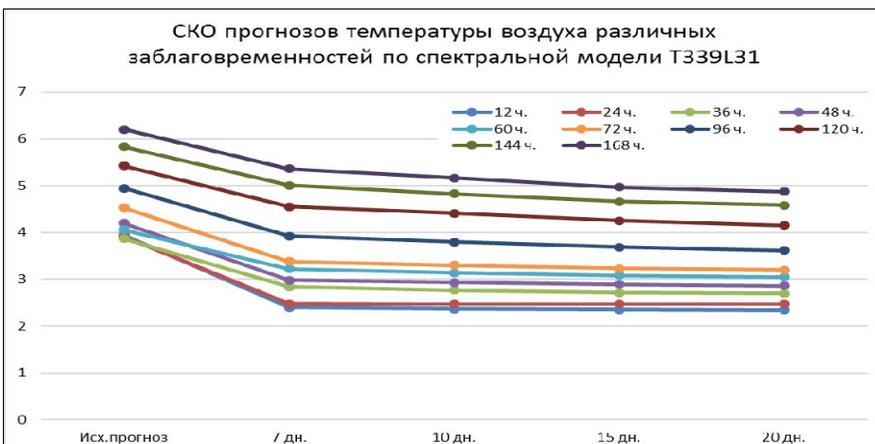
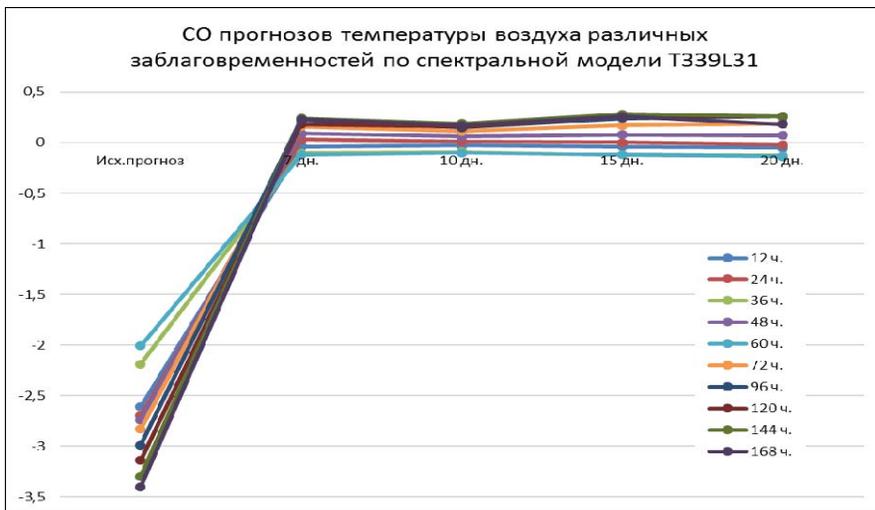


Рис. 2. Оценки исходного прогноза по модели Т339L31 и скорректированных прогнозов различных заблаговременностей (показаны кривыми разных цветов) за октябрь 2019 г. от 12 ч ВСВ в зависимости от продолжительности периода накопления статистики. Для оценки дисперсии шума систематической ошибки используется формула (6).

Fig.2. Estimates of the initial forecast using the T339L31 model and corrected forecasts of various lead times (shown by curves of different colors) for October 2019 from 12 UTC hours depending on the duration of the statistics accumulation period. Formula (6) is used for estimation of the systematic error noise dispersion.

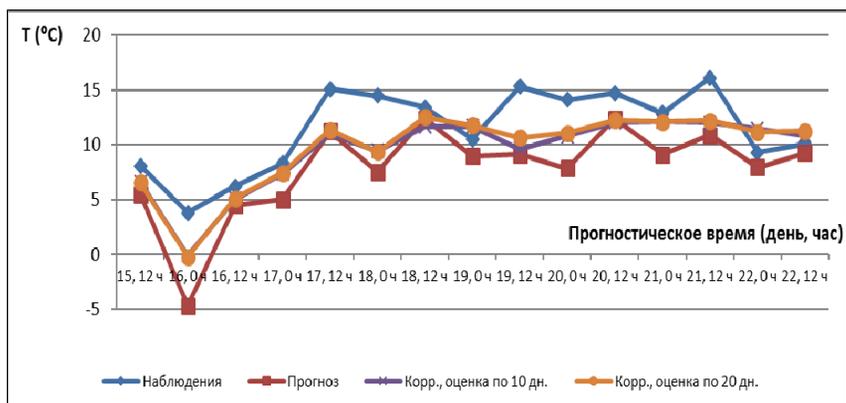


Рис. 3. Прогноз температуры воздуха на уровне 2 м по модели Т339L31 на станции Москва-ВДНХ (индекс 27612) от 15 октября 2019 г. 12 ч ВСВ и коррекция прогноза с периодами накопления статистики 10 и 20 суток.

Fig. 3. Forecast of air temperature at the level of 2 m according to the Т339L31 model at the Moscow-VDNKh station (index 27612) from October 15, 2019 at 12:00 UTC and correction of the forecast with periods of statistics accumulation of 10 and 20 days.

На рис. 4 показан пример того, как для коррекции прогноза температуры воздуха проявляется эффект применения фильтра Калмана. На рисунке представлены графики 48-часовых ежедневных прогнозов температуры на одной из станций, то есть данные представлены именно в соответствии со схемой применения алгоритма, изображенной на рис. 1.

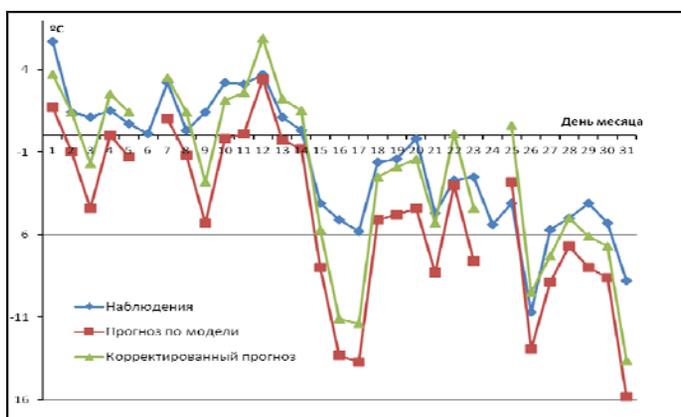


Рис. 4. Ежедневные численные прогнозы по модели Т339L31 приземной температуры воздуха от 0 ч ВСВ за октябрь 2019 г. с заблаговременностью 48 ч на станции Печора, республика Коми (инд. 23418). Коррекция с накоплением статистики в течение 6 дней.

Fig.4. Daily numerical forecasts based on the Т339L31 model of surface air temperature from 0 hours UTC for October 2019 with a lead time of 48 hours at Pechora station, Komi Republic (ind. 23418). Correction with the accumulation of statistics for 6 days.

На рис. 4 видно, что происходит сдвиг прогностических значений в сторону наблюдений, что и означает уменьшение систематической ошибки, хотя, конечно, удалить ошибки прогноза полностью таким способом не удастся.

На рис. 5 показаны оценки прогнозов по той же модели ЧПП и коррекция прогнозов при использовании формулы (9) для оценки дисперсии шума систематической ошибки. Видно, что хотя используемый алгоритм коррекции справляется с ошибкой прогноза, процесс компенсации ее менее эффективен, чем при использовании формулы (6), и период накопления статистики требуется более длинный.

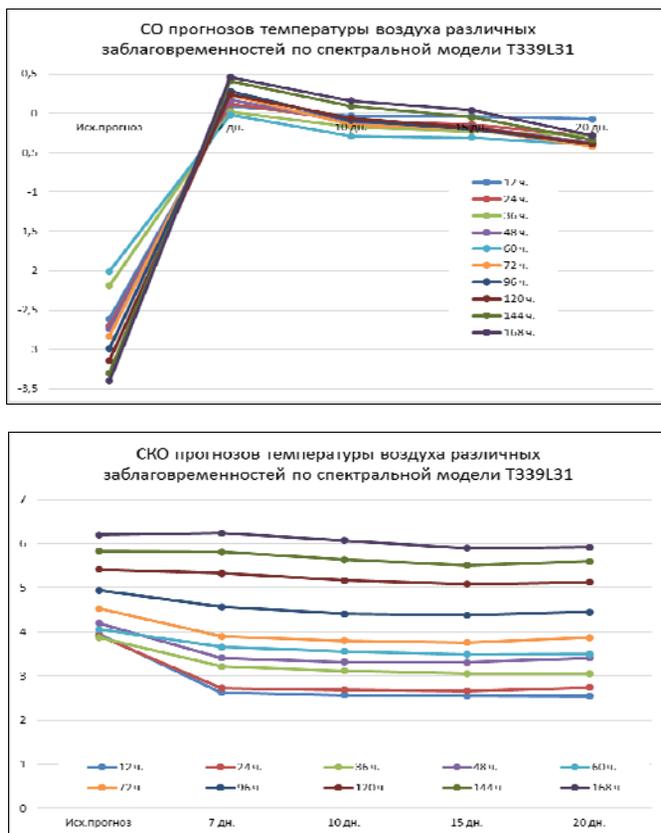


Рис. 5. Оценки исходного прогноза по модели Т339L31 и скорректированных прогнозов различных заблаговременностей (показаны кривыми разных цветов) за октябрь 2019 г. от 12 ч ВСУ в зависимости от продолжительности периода накопления статистики. Для оценки дисперсии шума систематической ошибки используется формула (9).

Fig.5. Estimates of the initial forecast using the Т339L31 model and corrected forecasts of various lead times (shown by curves of different colors) for October 2019 from 12 UTC hours depending on the duration of the statistics accumulation period. Formula (9) is used for estimation of the systematic error noise dispersion.

Для проверки механизма коррекции проводился также эксперимент с моделью COSMO-Ru7. Для пунктов, в которых необходимо определить уточненный прогноз температуры, использовался набор метеостанций, содержащихся в прогностическом регионе; всего около 1780 станций. На рис. 6 и 7 приводятся графики оценок СО и СКО для исходных и скорректированных прогностических данных о приземной температуре воздуха в зависимости от длины периода накопления статистики при использовании формул (6) и (9) соответственно. Обработаны данные ежедневных прогнозов от 0 ч ВСУ за октябрь 2019 года.

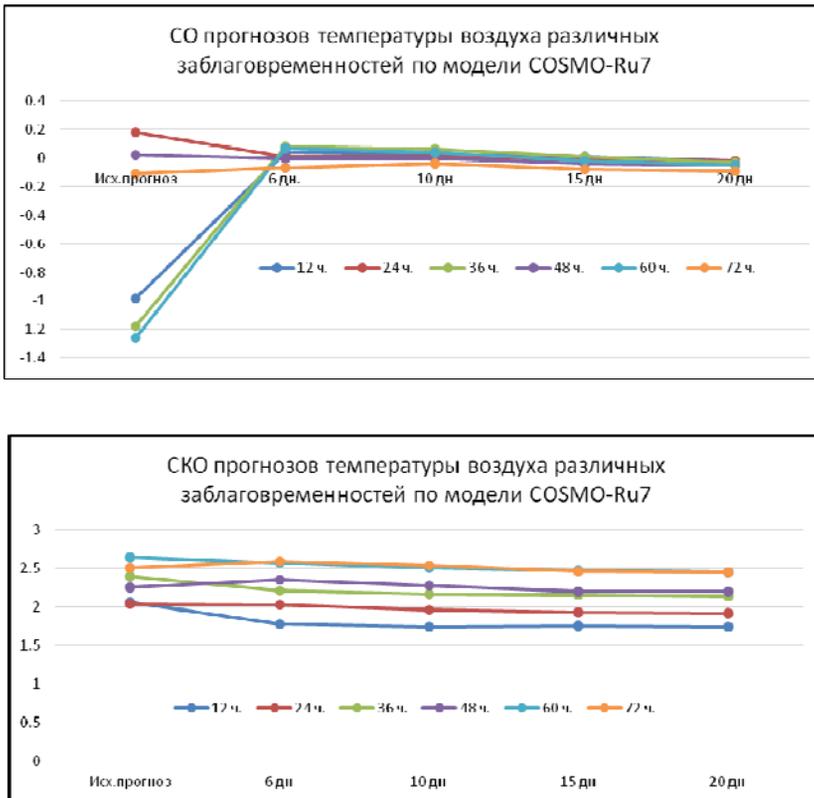


Рис. 6. Оценки исходного прогноза по модели COSMO-Ru7 и скорректированных прогнозов различных заблаговременностей (показаны кривыми разных цветов) за октябрь 2019 г. от 0 ч ВСУ в зависимости от продолжительности периода накопления статистики. Для оценки дисперсии шума систематической ошибки используется формула (6).

Fig. 6. Estimates of the initial forecast using the COSMO-Ru7 model and corrected forecasts of various lead times (shown by curves of different colors) for October 2019 from 0 UTC hours depending on the duration of the statistics accumulation period. Formula (6) is used for estimation of the systematic error noise dispersion.

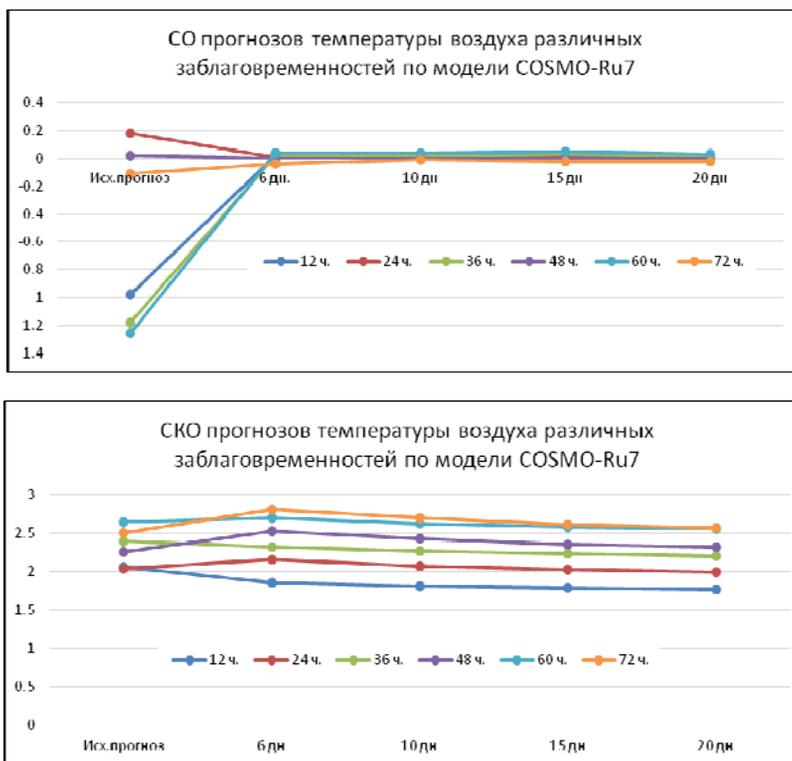


Рис. 7. Оценки исходного прогноза по модели COSMO-Ru7 и скорректированных прогнозов различных заблаговременностей (показаны кривыми разных цветов) за октябрь 2019 г. от 0 ч ВСУ в зависимости от продолжительности периода накопления статистики. Для оценки дисперсии шума систематической ошибки используется формула (9).

Fig. 7. Estimates of the initial forecast using the COSMO-Ru7 model and corrected forecasts of various lead times (shown by curves of different colors) for October 2019 from 0 UTC hours depending on the duration of the statistics accumulation period. Formula (9) is used for estimation of the systematic error noise dispersion.

Как видим, оценки скорректированных прогнозов по этой модели, если отвлечься от величины ошибки исходного прогноза, демонстрируют сходный характер поведения, как и на рис. 2 и 5. Однако при достижении нашей цели – удалении систематической ошибки – в данном случае несколько более эффективными оказались расчеты по формуле (9), но ее использование хуже сказывается на поведении оценки SKO: при малых периодах сбора статистики ее размер для прогнозов некоторых заблаговременностей даже растет и с удлинением периода уменьшается слабо.

Прогностические поля, рассчитанные по модели ЧПП COSMO-Ru1, обладают большей детализацией ввиду меньшего шага по пространству. Систематическая ошибка этой модели не слишком велика, особенно это

касается прогноза малой заблаговременности. На рис. 8 представлены оценки исходного и скорректированных прогнозов температуры воздуха для модели COSMO-Ru1. Оценки рассчитаны по данным 36 метеостанций, расположенных в регионе прогноза. В целом, поведение оценок прогнозов такое же, как для рассмотренных выше моделей. Исключение составляет лишь прогноз с заблаговременностью 6 часов: применение алгоритма коррекции даже слегка ухудшает оценки из-за высокой точности исходного прогноза.

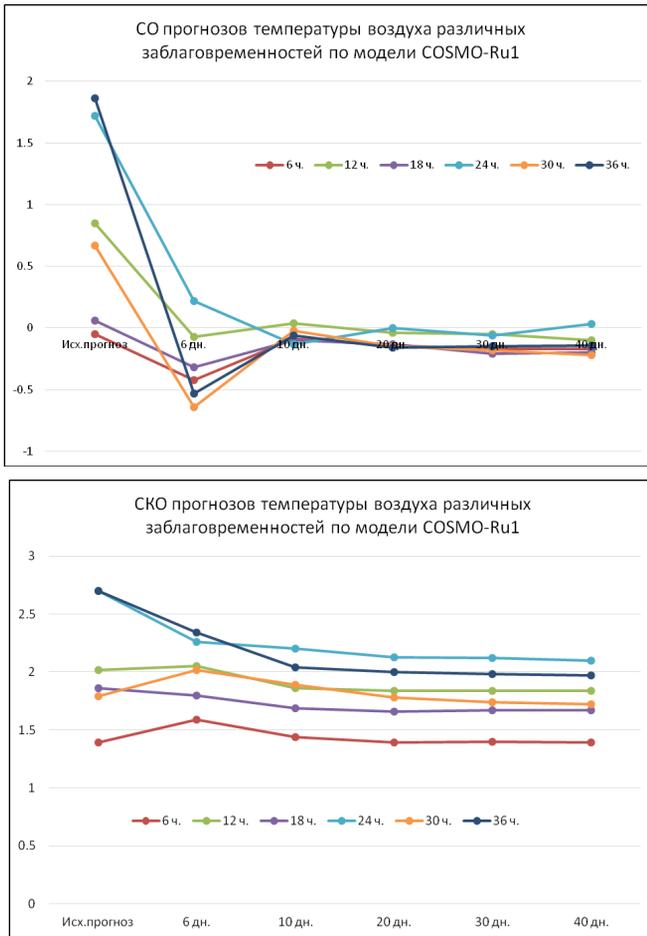


Рис. 8. Оценки исходного прогноза по модели COSMO-Ru1 и скорректированных прогнозов различных заблаговременностей (показаны кривыми разных цветов) за июнь 2019 г. от 0 ч ВСУ в зависимости от продолжительности периода накопления статистики. Для оценки дисперсии шума систематической ошибки используется формула (6).

Fig. 8. Estimates of the initial forecast using the COSMO-Ru1 model and corrected forecasts of various lead times (shown by curves of different colors) for June 2019 from 0 UTC hours depending on the duration of the statistics accumulation period. Formula (6) is used for estimation of the systematic error noise dispersion.

Выводы

Построен алгоритм статистической коррекции численного прогноза приземной температуры воздуха по нерегулярной сети пунктов на основе одномерного фильтра Калмана. Предложено два способа оценки дисперсии шума систематической ошибки. В результате серии экспериментов продемонстрирована эффективность алгоритма для компенсации систематических ошибок ЧПП. Наилучшие результаты достигаются для моделей с большой систематической ошибкой или для прогнозов большой заблаговременности. При этом применение алгоритма слабо сказывается на изменении среднеквадратической ошибки прогноза. Для оценки статистических параметров фильтра Калмана, используемого в алгоритме, в большинстве случаев достаточно 10–15 дней.

Работа велась по темам Росгидромета и частичной поддержке Гранта (Постановление Правительства Москвы от 3 апреля 2018 г. № 257-ПП) на реализацию мероприятий по развитию системы мониторинга, прогнозирования и предупреждения о неблагоприятных погодных явлениях в городе Москве.

Список литературы

1. Быков Ф.Л. Статистическая коррекция прогнозов погоды по модели COSMO с помощью нейронных сетей // *Метеорология и гидрология*. 2020. № 3. С. 5-21.
2. Вильфанд Р.М., Ривин Г.С., Розинкина И.А. Мезомасштабный краткосрочный прогноз погоды в Гидрометцентре России на примере COSMO-Ru // *Метеорология и гидрология*. 2010. № 1. С. 5-17.
3. Курбаткин Г.П., Дегтярев А.И., Фролов А.В. Спектральная модель атмосферы, инициализация и база данных для численного прогноза погоды. СПб.: Гидрометеоиздат, 1994. 184 с.
4. Наставление по Глобальной системе обработки данных и прогнозирования. Дополнение IV к Техническому регламенту ВМО // ВМО-№ 485. Geneva, Switzerland: WMO, 2017. 161 p.
5. Cheng W.Y.Y., Steenburgh W.J. Strengths and weaknesses of MOS, running-mean bias removal, and Kalman filter techniques for improving model forecasts over the western United States // *Wea. Forecasting*. 2007. No. 22. P. 1304-1318.
6. Galanis G., Anadranistakis M. A one-dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts // *Meteorol. Appl.* 2002. No. 9. P. 437-441.
7. Gneiting T. Calibration of Medium-Range Weather Forecasts // ECMWF Technical Memorandum № 719. 2014. 30 p. (<https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2014/9607-calibration-medium-range-weather-forecasts.pdf>).
8. Jazwinski A.H. Stochastic processes and filtering theory // Academic Press. New York. 1970. 376 p.
9. Kalman R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems // *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*. 1960. No. 82. P. 35-45. (<https://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/media/pdf/Kalman1960.pdf>)
10. Li W., Duan Q., Miao Ch., Ye A., Gong W., Di Zh. A review on statistical postprocessing methods for hydrometeorological ensemble forecasting // *WIREs Water*. 2017. No. 4. <https://doi.org/10.1002/wat2.1246>
11. Maybeck P. S. Stochastic models, estimation, and control. Vol. 1. New York: Academic Press, 1979. 445 p.

12. Vannitsem S., Bremnes J.B., Demaeyer J., Evans G.R., Flowerdew J., Hemri S., Lerch S., Roberts N., Theis S., Atencia A., Bouallègue Z.B., Bhend J., Dabernig M., De Cruz L., Hieta L., Mestre O., Moret L., Plenković I.O., Schmeits M., Taillardat M., Van den Bergh J., Van Schaeybroeck B., Whan K., Ylhaisi J. Statistical Postprocessing for Weather Forecasts – Review, Challenges and Avenues in a Big Data World // arXiv preprint, 2020. URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2004/2004.06582.pdf>

References

1. Bykov F.L. Statistical correction of COSMO model weather forecasts based on neural networks. *Russ. Meteorol. Hydrol.*, 2020, vol. 45, no 3, pp. 141-152. DOI: 10.3103/S1068373920030012.

2. Vil'fand R. M., Rivin G. S., Rozinkina I. A. Mesoscale weather short-range forecasting at the Hydrometcenter of Russia, on the example of COSMO-RU. *Russ. Meteorol. Hydrol.*, 2010, vol. 35, no 1, pp. 1-9. DOI: 10.3103/S1068373910010012.

3. Kurbatkin G.P., Degtyarev A.I., Frolov A.V. Spectral model of the atmosphere, initialization and database for numerical weather forecast. Saint Petersburg, Gidrometeoizdat publ., 1994, 184 p. [in Russ.].

4. WMO-No. 485. Manual on the Global Data-processing and Forecasting System. Annex IV to the WMO Technical Regulations. Geneva, WMO, 2019, 148 p.

5. Cheng W. Y. Y., Steenburgh W. J. Strengths and weaknesses of MOS, running-mean bias removal, and Kalman filter techniques for improving model forecasts over the western United States. *Wea. Forecasting*, 2007, no. 22, pp. 1304-1318.

6. Galanis G., Andranistakis M. A one-dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts. *Meteorol. Appl.*, 2002, no. 9, pp. 437-441.

7. Gneiting T. Calibration of Medium-Range Weather Forecasts. *ECMWF Technical Memorandum*, 2014, no. 719, 30 p. Available at: <https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2014/9607-calibration-medium-range-weather-forecasts.pdf>.

8. Jazwinski A.H. Stochastic processes and filtering theory. *Academic Press*, New York, 1970, 376 p.

9. Kalman R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*, 1960, no. 82, pp. 35–45. Available at: <https://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/media/pdf/Kalman1960.pdf>.

10. Li W., Duan Q., Miao Ch., Ye A., Gong W., Di Zh. A review on statistical postprocessing methods for hydrometeorological ensemble forecasting. *WIREs Water*, 2017, no. 4. Available at: <https://doi.org/10.1002/wat2.1246>

11. Maybeck P. S. Stochastic models, estimation, and control. Vol. 1. *Academic Press*, New York, 1979, 445 p.

12. Vannitsem S., Bremnes J.B., Demaeyer J., Evans G.R., Flowerdew J., Hemri S., Lerch S., Roberts N., Theis S., Atencia A., Bouallègue Z.B., Bhend J., Dabernig M., De Cruz L., Hieta L., Mestre O., Moret L., Plenković I.O., Schmeits M., Taillardat M., Van den Bergh J., Van Schaeybroeck B., Whan K., Ylhaisi J. Statistical Postprocessing for Weather Forecasts – Review, Challenges and Avenues in a Big Data World. arXiv preprint, 2020. Available at: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2004/2004.06582.pdf>.

Поступила 07.09.2020; одобрена после рецензирования 04.12.2020;

принята в печать 11.12.2020.

Submitted 07.09.2020; approved after reviewing 04.12.2020;

accepted for publication 11.12.2020.