«Оптика атмосферы и океана», **15,** № 11 (2002)

УДК 551.509.3

В.С. Комаров, Ю.Б. Попов, А.И. Попова, В.А. Кураков[1], В.В. Курушев[2]

Алгоритм пространственно-временного прогноза метеопараметров на основе фильтра Калмана с использованием полиномиальной модели второго порядка

Институт оптики атмосферы СО РАН, г. Томск
[1]Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники
[2] Главный гидрометеорологический центр, г. Москва

Поступила в редакцию 6.05.2002 г.

Рассматривается алгоритм пространственно-временного прогноза метеорологических параметров с помощью метода калмановской фильтрации с использованием полиномиальной модели второго порядка с изменяющимися во времени коэффициентами полинома. Обсуждаются результаты экспериментальных исследований качества разработанного алгоритма при его применении в процедуре пространственного прогнозирования мезомасштабных полей температуры, зональной и меридиональной составляющих скорости ветра.

Введение

В последнее время для решения задачи пространственно-временного прогнозирования метеорологических полей все большее распространение находят методы, базирующиеся на теории калмановской фильтрации [1–3]. Используемые методы относятся к классу динамико-статистических. Для их реализации необходимо задание модели динамической системы. Система дифференциальных стохастических уравнений первого порядка определяет пространственно-временную изменчивость метеопараметров в заданном мезомасштабе. При этом учитываются статистические характеристики как ошибок измерений, так и случайных процессов, входящих в модель пространства состояний. Разработанные на основе калмановской фильтрации алгоритмы легко реализуются на современных микроЭВМ и не предъявляют особых требований к объему памяти и быстородействию процессора. Это в первую очередь объясняется тем, что алгоритмы имеют рекуррентный вид и позволяют в текущем времени проводить поэтапную коррекцию оцениваемых параметров модели по данным дискретно поступающих измерений.

Синтезируемые алгоритмы калмановской фильтрации традиционно делят на линейные и нелинейные [4, 5]. В данной статье предлагается линейный алгоритм прогноза значений метеопараметров в точке, недоступной непосредственным наблюдениям.

Пространственная изменчивость метеорологических параметров определяется регрессионной моделью пространства состояний. Коэффициенты полинома входят в вектор состояния динамической системы и являются случайными процессами с заданными статистическими характеристиками. В отличие от классической полиномиальной модели [6], для которой характерно предположение о постоянстве аппроксимирующих коэффициентов на всем интервале измерения, в предполагаемом алгоритме коэффициенты полинома изменяются во времени. Таким образом, рассматриваемый в данной статье подход представляет собой развитие классического регрессионного алгоритма прогноза значений метеопараметров за счет учета временной изменчивости коэффициентов полинома. Эта статья продолжает начатые в [1] исследования по разработке новых методов и алгоритмов пространственно-временного прогнозирования параметров состояния атмосферы.

1. Постановка задачи

Для решения задачи пространственно-временного прогноза значений метеопараметров в точке, недоступной непосредственным наблюдениям, используется мезомасштабный полигон, на котором размещено s аэрологических станций, обеспечивающих измерения метеорологических величин в заданном атмосферном слое. Все измерения в фиксированный момент времени представляются в виде профиля (вектора), каждая компонента которого соответствует определенной высоте. Поэтому становится возможным использовать метод расщепления, т.е. весь диапазон высот разбивается на определенное число независимых фильтров Калмана. Каждый фильтр Калмана использует только те измерения метеопараметров, которые соответствуют данному высотному уровню. По совокупности спрогнозированных оценок метеопараметров для каждого высотного уровня обеспечивается оценка всего высотного профиля, недоступного непосредственным наблюдениям.

Дальнейшие рассуждения приводятся для заданного высотного уровня и фиксированного метеопараметра.

2. Полиномиальный алгоритм пространственного прогноза на основе фильтра Калмана

Предлагаемый в данной статье алгоритм динамико-стохастического пространственного прогноза метеопараметров основан на методике, предложенной в работе [1], базирующейся на теории фильтра Калмана. Для синтеза алгоритма прогноза значений метеопараметров в терминах калмановской фильтрации необходимо задать вектор пространства состояний динамической системы и модель измерений.

Один из возможных вариантов построения алгоритма прогноза значений метеопараметров может быть задан на основе фильтра Калмана, оценивающего значения полинома второго порядка. Значение метеопараметра $\xi_i(t)$ в i-й точке в момент времени t определяется следующим выражением:

$$\xi_i(t) = a_0(t) + a_1(t)\,x_i + a_2(t)\,y_i + a_3(t)\,x_i y_i + \\ + a_4(t)\,x_i^2 + a_5(t)\,y_i^2, \qquad (1)$$

где x_i и y_i – декартовы координаты станций, проводящих измерения, или пунктов прогноза.

Таким образом, коэффициенты $a_0(t)$, $a_1(t)$, $a_2(t)$, $a_3(t)$, $a_4(t)$, $a_5(t)$ определяют значение метеопараметра в каждый момент времени для любой точки на плоскости в пределах мезомасштаба. Поэтому представляется возможным задать вектор-столбец состояний динамической системы следующим образом:

$$\mathbf{X}(t) = |a_0(t),\, a_1(t),\, a_2(t),\, a_3(t),\, a_4(t),\, a_5(t)|^{\mathrm{T}}, \qquad (2)$$

где Т обозначает оператор транспонирования.

Пространство состояний динамической системы, описываемое вектором (2), непрерывно, однако на практике удобно перейти от непрерывного времени к дискретному с произвольным шагом оценивания (например, равным периоду поступления измерений метеопараметра).

В этом случае, при соответствующей замене переменных, вектор состояния (2) примет следующий вид:

$$\mathbf{X}(k) = |X_1(k),\, X_2(k),\, X_3(k),\, X_4(k),\, X_5(k),\, X_6(k)|^{\mathrm{T}}. \qquad (3)$$

Динамика изменения составляющих вектора состояний динамической системы может быть описана системой разностных уравнений:

$$\begin{cases} X_1(k+1) = X_1(k) + \omega_1(k), \\ X_2(k+1) = X_2(k) + \omega_2(k), \\ \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots \\ X_6(k+1) = X_6(k) + \omega_6(k), \end{cases} \qquad (4)$$

где $\omega_1(k)$, $\omega_2(k)$, $\omega_3(k)$, $\omega_4(k)$, $\omega_5(k)$, $\omega_6(k)$ – случайные возмущения системы (порождающие шумы, или шумы состояния).

В векторной форме система уравнений (4) имеет следующий вид:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k) + \boldsymbol{\Omega}(k), \qquad (5)$$

где $\boldsymbol{\Omega}(k)$ – вектор порождающих шумов.

Далее рассмотрим модель каналов измерений. Измерения метеопараметров $\tilde{Y}_i$ в i-м пункте в k-й момент времени представляют собой аддитивную смесь его истинного значения и ошибки измерения $\varepsilon_i(k)$:

$$\tilde{Y}_i = \xi_i(k) + \varepsilon_i(k). \qquad (6)$$

Модель измерений может быть выражена через переменные состояния. Для этого введем переходную матрицу измерений $\mathbf{H}$ и запишем в векторной форме связь вектора измерений $\tilde{\mathbf{Y}}$ и вектора состояний $\mathbf{X}(k)$:

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{H}(k,\, x,\, y)\,\mathbf{X}(k) + \mathbf{E}(k). \qquad (7)$$

Размерность векторов $\tilde{\mathbf{Y}}$ и $\mathbf{E}(k)$ определяется числом измерительных пунктов s.

Переходная матрица измерений $\mathbf{H}$ размерности $(6{\times}s)$ определяется следующим образом:

$$\mathbf{H}(k+1,\, x,\, y) = \begin{vmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1 y_1 & x_1^2 & y_1^2 \\ 1 & x_2 & y_2 & x_2 y_2 & x_2^2 & y_2^2 \\ & & & \dots & & \\ 1 & x_s & y_s & x_s y_{si} & x_s^2 & x_s^2 \end{vmatrix}. \qquad (8)$$

Модель динамической системы и модель измерений являются линейными, поэтому задачу оценивания можно решать на основе линейного фильтра Калмана–Бьюси, обеспечивающего оценку вектора состояния с минимальной дисперсией.

Традиционный алгоритм фильтра Калмана рассчитан на наличие следующей априорной информации:

$\mathbf{M}[\mathbf{X}(0)] = \mathbf{X}_0$ – математическое ожидание вектора оцениваемых параметров в начальный момент времени;

$\mathbf{M}[(\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_0)\,(\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_0)^{\mathrm{T}}] = \mathbf{P}_0$ – ковариация начальной оценки вектора состояния;

$\mathbf{M}[\boldsymbol{\Omega}(k)\,\boldsymbol{\Omega}^{\mathrm{T}}(i)] = \mathbf{R}_{\Omega}\,\delta_{ki}$ – ковариационная матрица оцениваемого процесса;

$\mathbf{M}[\mathbf{E}(k)\,\mathbf{E}^{\mathrm{T}}(i)] = \mathbf{R}_{\mathrm{E}}\,\delta_{ki}$ – ковариационная матрица ошибок измерений;

$\mathbf{M}[\boldsymbol{\Omega}(k)\,\mathbf{E}(k)^{\mathrm{T}}] = 0$ – случайные процессы $\boldsymbol{\Omega}(k)$, $\mathbf{E}(k)$ взаимно некоррелированы;

$\mathbf{M}[\mathbf{X}_0\,\boldsymbol{\Omega}^{\mathrm{T}}(k)] = \mathrm{M}[\mathbf{X}_0\,\mathbf{E}(i)^{\mathrm{T}}] = 0$ – начальное состояние $\mathbf{X}_0$ не коррелировано с возмущениями $\boldsymbol{\Omega}(k)$, $\mathbf{E}(k)$.

Алгоритм прогноза метеопараметров имеет следующий вид:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{G}(k+1)\cdot[\tilde{\mathbf{Y}}(k+1) - \\ - \mathbf{H}(k+1,\, \mathbf{x},\, \mathbf{y})\cdot\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)], \qquad (9)$$

где $\hat{\mathbf{X}}(k+1) = |\hat{X}_1,\, \hat{X}_2,\, \dots,\, \hat{X}_6|^{\mathrm{T}}$ – оценка вектора состояния на момент времени $(k+1)$; $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \hat{\mathbf{X}}(k)$ – расчет вектора предсказанных оценок на момент времени $(k+1)$ по данным на шаге k; $\mathbf{G}(k+1)$ – матрица весовых коэффициентов размерностью $(6{\times}s)$.

В классическом линейном фильтре Калмана–Бьюси расчет весовых коэффициентов представляет собой независимую от (9) рекуррентную процедуру, связанную с решением матричных уравнений для ковариаций ошибок оценивания [5]:

$$\mathbf{G}(k+1) = \mathbf{P}(k+1\,|\,k)\,\mathbf{H}^{\mathrm{T}}(k+1,\mathbf{x},\mathbf{y}) \times$$
$$\times [\mathbf{H}(k+1,\mathbf{x},\mathbf{y})\,\mathbf{P}(k+1\,|\,k)\,\mathbf{H}^{\mathrm{T}}(k+1,\mathbf{x},\mathbf{y}) + \mathbf{R_E}(k+1)]^{-1}; \quad (10)$$

$$\mathbf{P}(k+1\,|\,k) = \mathbf{P}(k\,|\,k)\,\mathbf{R}_\Omega(k), \quad (11)$$

$$\mathbf{P}(k+1\,|\,k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{G}(k)\,\mathbf{H}(k,\mathbf{x},\mathbf{y})]\,\mathbf{P}(k+1\,|\,k), \quad (12)$$

где $\mathbf{P}(k+1|k)$ – апостериорная матрица ковариаций ошибок предсказания размерностью (6×6); $\mathbf{P}(k+1|k+1)$ – априорная матрица ковариаций ошибок оценивания размерностью (6×6); $\mathbf{R_E}(k+1)$ – диагональная ковариационая матрица шумов наблюдения размерностью (s×s); $\mathbf{R}_\Omega(k)$ – диагональная ковариационая матрица шумов состояния размерностью (6×6); $\mathbf{I}$ – единичная матрица размерностью (6×6).

Окончательный расчет прогнозируемого значения метеопараметра $\hat{\xi}_i(k+1)$ в i-й точке в $k+1$ момент времени выполняется по формуле:

$$\hat{\xi}_i(k+1) = \hat{X}_1(k+1\,|\,k) + \hat{X}_2(k+1\,|\,k)x_i + \hat{X}_3(k+1\,|\,k)y_i +$$
$$+ \hat{X}_4(k+1\,|\,k)x_i y_i + \hat{X}_5(k+1\,|\,k)x_i^2 + \hat{X}_6(k+1\,|\,k)y_i^2. \quad (13)$$

Для начала работы алгоритма фильтрации (9)–(12) в момент $k = 0$ (момент инициации) необходимо задать начальные условия: начальный вектор оценивания $\hat{\mathbf{X}}(0)$, начальную матрицу ковариаций ошибок оценивания $\mathbf{P}(0)$, а также значения элементов ковариационных матриц шумов $\mathbf{R_E}(0)$ и $\mathbf{R}_\Omega(0)$. На практике значения $\hat{\mathbf{X}}(0)$ и $\mathbf{P}(0)$ могут быть заданы, исходя из минимального объема сведений о реальных свойствах системы, а в случае полного отсутствия полезной информации задаются $\hat{\mathbf{X}}(0) = 0$, $\mathbf{P}(0) = \mathbf{I}$.

3. Результаты исследований качества алгоритма фильтра Калмана, основанного на использовании полиномиальной модели

Рассмотренный выше алгоритм калмановской фильтрации, базирующийся, в отличие от [1], на использовании полиномиальной модели с изменяющимися во времени параметрами полинома, был исследован на предмет его качества и эффективности при применении в задаче пространственного прогнозирования (экстраполяции) мезомасштабных полей температуры и ветра.

Поскольку пространственная экстраполяция в настоящей статье рассматривается применительно к прогнозу распространения облака загрязняющих веществ промышленного происхождения, то нами были взяты не данные измерений температуры и ветра на отдельных уровнях, а их средние в слое значения в некотором интервале высот $h_k - h_0$, где $h_0 = 0$ совпадает с уровнем земной поверхности, а h_k – высота верхней границы исследуемого k-го слоя атмосферы. При этом расчет средних в слое значений температуры, зональной и меридиональной составляющих скорости ветра проводился с помощью выражения

$$<\xi>_{h_k - h_0} = \sum_{i=1}^{k}\left[\left(\frac{\xi_{h_{i-1}} + \xi_{h_i}}{2}\right)\left(\frac{h_i - h_{i-1}}{h_k}\right)\right], \quad (14)$$

где <·> обозначает процедуру осреднения данных наблюдений в некотором слое атмосферы, а ξ – измеренное значение метеорологического параметра на различных атмосферных уровнях.

Для оценки качества алгоритма калмановской фильтрации были использованы данные двухмесячных и двухсрочных (0 и 12 ч по Гринвичу) наблюдений пяти аэрологических станций: Варшава (52°10′ с.ш., 20°58′ в.д.), Каунас (54°53′ с.ш., 23°50′ в.д.), Брест (52°07′ с.ш., 23°41′ в.д.), Минск (53°56′ с.ш., 27°38′ в.д.) и Львов (49°49′ с.ш., 23°57′ в.д.), представляющих типичный мезометеорологический полигон. При этом все данные наблюдений за температурой и ветром, представленные на стандартных изобарических поверхностях и уровнях особых точек, были приведены с помощью линейной интерполяции к единой системе геометрических высот, в качестве которых взяты: 0 (уровень земной поверхности); 0,2; 0,4; 0,8; 1,2; 1,6; 2,0; 2,4; 3,0; 4,0; 5,0; 6,0 и 8,0 км. Такая система геометрических высот позволяет описать почти всю тропосферу с большим вертикальным разрешением.

В качестве начальных условий нами задавались значения $\hat{\mathbf{X}}(0) = 0$ и $\mathbf{P}(0) = \mathbf{I}$, а диагональные элементы корреляционных матриц шумов наблюдения $\mathbf{R_E}(0)$ и состояния $\mathbf{R}_\Omega(0)$ брались, исходя из величин ошибок радиозондовых измерений, приведенных в [7].

Для оценки точности алгоритма калмановской фильтрации в качестве контрольных точек (в них осуществлялся пространственный прогноз) были использованы ст. Варшава и Каунас, находящиеся на расстоянии 185 и 250 км от ближайших ст. Брест и Минск, имеющих данные измерений. При этом важным обстоятельством является то, что ст. Варшава (в условиях среднезонального западно-восточного переноса) находится на территории, расположенной западнее района, где имеются данные наблюдений, т.е. нами рассмотрен случай, когда задача пространственного прогноза не может быть решена на основе гидродинамического подхода.

Что касается самой оценки качества предложенного алгоритма при его использовании в процедуре пространственного прогноза, то она проведена с помощью среднеквадратической ошибки такого прогноза

$$\delta_\xi = \left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\xi_i^* - \xi_i\right)^2\right]^{1/2} \quad (15)$$

(здесь ξ_i и ξ_i^* – измеренное и экстраполированное значение метеорологической величины; n – число реализаций), а также относительной погрешности $\theta = \delta_\xi / \sigma_\xi$, где σ_ξ – среднее квадратическое отклонение той же метеовеличины.

В табл. 1 и 2 в качестве примера приведены среднеквадратические δ и относительные θ погрешности пространственной экстраполяции средних в слое значений температуры, зональной и меридиональной составляющих скорости ветра до расстояний 185 и 250 км, проведенной с помощью алгоритма калмановской фильтрации. Для сравнения приводятся среднеквадратические и относительные погрешности, полученные для случая, когда пространственное прогнозирование осуществлялось с помощью метода оптимальной экстраполяции, базирующегося на использовании аналитических функций вида [8]:

для температуры

$$\mu_T(\rho) = \{\exp(-\alpha\rho)\}\cos(\beta\rho), \quad (16)$$

где $\alpha = 0{,}436$, а $\beta = 0{,}863$;

для составляющих скорости ветра

$$\mu_U(\rho) = \mu_V(\rho) = (1-\alpha\rho)\exp(-\rho)^2, \quad (17)$$

где $\alpha = 1{,}162$. В формулах (16) и (17) ρ – расстояние, тыс. км.

Анализ данных табл. 1 и 2 показывает, что:

– алгоритм калмановской фильтрации, базирующийся на использовании полиномиальной модели с изменяющимися во времени параметрами полинома, дает вполне приемлемые по точности результаты пространственной экстраполяции, особенно до расстояния 185 км. Действительно, на расстоянии 185 км независимо от метеопараметра, сезона и слоя атмосферы относительная погрешность такой экстраполяции варьирует в основном в пределах от 30 до 51% (для температуры) и от 38 до 66% (для зональной и меридиональной составляющих скорости ветра);

– наилучшие результаты алгоритм фильтра Калмана дает при экстраполяции средних в слое значений температуры, когда независимо от сезона среднеквадратические погрешности такой экстраполяции не превышают 1,9 °С, а летом выше 3 км – даже 1,1 °С;

– качество пространственной экстраполяции параметров $<T>_{h_0,h}$, $<U>_{h_0,h}$ и $<V>_{h_0,h}$, как и следовало ожидать, заметно ухудшается с увеличением расстояния. Лишь зимой при экстраполяции средних в слое значений меридионального ветра до расстояния 250 км получаются несколько лучшие результаты, чем при той же экстраполяции до 185 км, когда она осуществляется против среднезонального западно-восточного переноса;

– и наконец, алгоритм калмановской фильтрации дает лучшие по качеству результаты пространственного прогноза, чем при использовании метода оптимальной экстраполяции, причем наибольший выигрыш этот алгоритм дает при прогнозировании средних в слое значений температуры в свободной атмосфере (выше 2 км).

Таблица 1

Среднеквадратические (δ) и относительные (θ) погрешности прогноза средних в слое значений температуры, зональной и меридиональной составляющих скорости ветра до расстояния 185 км, проведенного с помощью алгоритма фильтра Калмана и полиномиальной модели (1) и метода оптимальной экстраполяции (2)

Слой, км	Зима				Лето			
	δ		θ, %		δ		θ, %	
	1	2	1	2	1	2	1	2
Температура, °С								
0–0,2	1,9	2,1	49	54	1,9	1,9	44	44
0–0,4	1,8	2,2	47	58	1,9	2,1	49	54
0–0,8	1,8	2,3	49	59	1,8	2,1	50	58
0–1,2	1,8	2,3	51	66	1,7	2,1	49	60
0–2,0	1,7	2,3	45	61	1,4	2,1	41	62
0–4,0	1,6	2,9	37	67	1,1	2,7	33	82
0–6,0	1,7	3,3	39	77	1,1	3,0	31	86
0–8,0	1,7	3,5	40	83	1,1	3,2	30	89
Зональная составляющая скорости ветра, м/с								
0–0,2	2,1	3,2	54	82	2,1	2,8	64	85
0–0,4	2,8	3,3	64	75	2,3	2,8	67	80
0–0,8	3,2	3,3	59	61	2,5	2,7	66	71
0–1,2	3,2	3,3	52	54	2,5	2,7	62	64
0–2,0	3,0	3,1	45	46	2,5	2,7	58	60
0–4,0	3,0	3,2	42	50	2,3	2,6	47	53
0–6,0	3,5	3,6	40	46	2,4	2,6	45	49
0–8,0	3,8	3,9	38	41	2,6	2,6	46	46
Меридиональная составляющая скорости ветра, м/с								
0–0,2	2,3	2,7	66	79	2,1	3,0	66	94
0–0,4	2,7	3,0	66	75	2,3	3,1	66	89
0–0,8	3,1	3,2	66	68	2,1	3,1	57	84
0–1,2	3,2	3,3	64	66	1,9	3,1	49	79
0–2,0	3,1	3,3	60	63	1,7	3,0	40	71
0–4,0	3,0	3,5	47	55	2,1	2,9	49	67
0–6,0	3,6	3,6	46	46	2,4	3,0	50	62
0–8,0	3,9	3,9	41	41	2,8	3,2	52	59

Таблица 2

Среднеквадратические (δ) и относительные (θ) погрешности прогноза средних в слое значений температуры, зональной и меридиональной составляющих скорости ветра до расстояния 250 км, проведенного с помощью алгоритма фильтра Калмана и полиномиальной модели (1) и метода оптимальной экстраполяции (2)

Слой, км	Зима				Лето			
	δ		θ		δ		θ	
	1	2	1	2	1	2	1	2
				Температура, °С				
0–0,2	1,9	2,1	46	51	2,4	2,5	58	61
0–0,4	2,0	2,2	51	56	2,4	2,5	63	66
0–0,8	2,1	2,3	55	60	2,3	2,4	65	69
0–1,2	2,1	2,4	55	63	2,2	2,4	66	80
0–2,0	1,9	2,7	46	66	2,0	2,5	64	86
0–4,0	1,7	3,2	38	71	1,6	2,9	59	88
0–6,0	1,6	3,4	34	72	1,5	3,1	55	89
0–8,0	1,5	3,6	33	80	1,4	3,4	48	94
				Зональная составляющая скорости ветра, м/с				
0–0,2	2,6	2,9	66	76	2,4	3,0	65	81
0–0,4	3,2	3,3	78	80	2,5	3,1	64	79
0–0,8	3,3	3,4	75	77	2,5	3,1	60	74
0–1,2	3,4	3,5	66	69	2,5	3,0	57	68
0–2,0	3,7	3,8	64	66	2,5	2,9	52	60
0–4,0	3,6	4,0	54	60	2,3	3,0	46	60
0–6,0	4,1	4,2	54	55	2,4	3,2	41	54
0–8,0	4,3	4,4	51	52	2,8	3,4	42	51
				Меридиональная составляющая скорости ветра, м/с				
0–0,2	1,8	3,4	50	94	2,0	3,5	56	97
0–0,4	2,2	3,4	59	87	2,1	3,5	55	92
0–0,8	2,4	3,5	58	80	2,2	3,5	55	85
0–1,2	2,5	3,6	51	73	2,4	3,5	56	81
0–2,0	2,5	3,5	41	57	2,8	3,4	57	69
0–4,0	2,9	3,8	37	49	2,9	3,3	50	57
0–6,0	3,4	4,3	37	47	2,8	3,4	43	52
0–8,0	4,1	4,8	39	46	3,1	3,5	42	48

Таким образом, проведенная статистическая оценка качества алгоритма калмановской фильтрации, основанного на использовании полиномиальной модели с изменяющимися во времени параметрами полинома, показала, что он является достаточно эффективным, мало уступает по качеству алгоритму, предложенному в [1], и может быть с успехом применен в задаче пространственной экстраполяции средних в слое значений температуры и составляющих скорости ветра, решаемой, в частности, в интересах метеорологической поддержки процедуры численного прогноза распространения техногенных загрязняющих веществ в области мезомасштаба.

1. *Комаров В.С., Попов Ю.Б.* Оценивание и прогнозирование параметров состояния атмосферы с помощью алгоритма фильтра Калмана. Часть 1. Методические основы // Оптика атмосф. и океана. 2001. Т. 14. № 4. С. 255–260.
2. *Климова Е.Г.* Методика усвоения данных метеонаблюдений на основе обобщенного субоптимального фильтра Калмана // Метеорол. и гидрол. 1997. № 11. С. 55–65.
3. *Dee D.P.* Simplification of the Kalman filter for meteorological data assimilation // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. 1991. V. 117. P. 365–384.
4. *Фильтрация* и стохастическое управление в динамических системах / Под ред. К.Т. Леондеса. М.: Мир, 1980. 407 с.
5. *Сейдж Э.П., Мэлса Дж.Л.* Теория оценивания и ее применение в связи и управлении. М.: Связь, 1976. 496 с.
6. *Комаров В.С.* Статистика в приложении к задачам прикладной метеорологии. Томск: Изд-во СО РАН, 1997. 255 с.
7. *Решетов В.Д.* Требования к точности измерений, разрешению в пространстве и во времени для информации о состоянии атмосферы // Тр. ЦАО. 1978. Вып. 133. С. 55–64.
8. *Комаров В.С., Креминский А.В., Попов Ю.Б.* Применение комплексной методики прогнозирования в задачах пространственной экстраполяции мезометеорологических полей на неосвещенную данными наблюдений территорию // Оптика атмосф. и океана. 1998. Т. 11. № 8. С. 808–819.

V.S. Komarov, Yu.B. Popov, A.I. Popova, V.A. Kurakov, V.V. Kurushev. **Algorithm of spatiotemporal prediction of weather parameters based on Kalman filter using a second-order polynomial model.**

An algorithm of spatiotemporal prediction of weather parameters based on Kalman filtering with the use of a second-order polynomial model with time-varying polynomial coefficients is considered. The results of experimental tests of the algorithm developed as applied to spatial prediction of mesoscale fields of temperature and zonal and meridional wind components are discussed.