

В.С. Комаров, С.Н. Ильин, А.В. Креминский, Н.Я. Ломакина,
Г.Г. Матвиенко, Ю.Б. Попов

Об опыте использования алгоритма фильтра Калмана в задаче сверхкраткосрочного прогноза составляющих среднего ветра по данным лидарных измерений

Институт оптики атмосферы СО РАН, г. Томск

Поступила в редакцию 10.06.2002 г.

Рассматриваются методические основы и алгоритмы сверхкраткосрочного прогноза параметров состояния атмосферы с помощью метода калмановской фильтрации, а также обсуждаются результаты их качественной оценки, проведенной по данным ветровых лидарных измерений.

Введение

Среди широкого круга фундаментально-прикладных исследований по проблеме атмосферно-экологического мониторинга на ограниченной территории (например, в пределах города или промышленной зоны) важное место занимают исследования, связанные со сверхкраткосрочным (с упреждением до 12 ч) прогнозом ветра в пограничном слое атмосферы. Это обусловлено тем, что циркуляция воздуха в этом слое определяет в значительной степени состояние и эволюцию уровня загрязнения ограниченного воздушного бассейна.

О роли ветра в формировании и эволюции поля загрязнения можно судить, в частности, из уравнения баланса (переноса) атмосферной примеси. Это уравнение для конкретной примеси и турбулентной атмосферы можно записать, согласно [1], в виде

$$\frac{\partial S_a}{\partial t} + u \frac{\partial S_a}{\partial x} + v \frac{\partial S_a}{\partial y} + w \frac{\partial S_a}{\partial z} + \frac{\partial w_a S_a}{\partial z} - k_1 \Delta S_a - \frac{\partial}{\partial z} k \frac{\partial S_a}{\partial z} = \varepsilon_a, \quad (1)$$

где S_a – объемная концентрация примеси a ; u , v , w – составляющие скорости ветра в системе координат x , y , z ; w_a – собственная вертикальная скорость примеси ($w_a < 0$); $k(z)$ и k_1 – коэффициенты турбулентности при перемещениях частиц по вертикали и горизонтали; $\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ – двумерный оператор Лапласа;

$\varepsilon_a = \varepsilon_a(x, y, z, t)$ – источник (сток) примеси, т.е. скорость ее возникновения (уничтожения) в единице объема.

Из уравнения (1) хорошо видно, что горизонтальные составляющие скорости ветра играют значительную роль, обуславливая адвективный приток загрязняющей примеси (второй и третий члены левой части уравнения переноса). Следует подчеркнуть, что эти составляющие скорости ветра относятся к числу входных параметров модели переноса. Поэтому они

обычно рассчитываются с помощью мезомасштабной гидродинамической модели (см., например, [2]). Однако в случае использования гидродинамической модели мы сталкиваемся с достаточно громоздким алгоритмом ее реализации и достаточно большим вкладом ошибок исходных данных в погрешность гидродинамической схемы прогноза [3]. Кроме того, в этом случае потребуются значительные (по объему) данные наблюдений, причем с достаточной большой территории.

С учетом этого, а также необходимости решения задачи прогноза для ограниченной территории нами предлагается упрощенная динамико-стохастическая модель, основанная на использовании алгоритма фильтра Калмана и стохастического дифференциального уравнения первого порядка, описывающего динамику изменения случайного процесса во времени. Отличительной особенностью подобного подхода является то, что исключается процедура решения сложной системы гидродинамических уравнений. Кроме того, изменение параметра состояния атмосферы (в нашем случае ветра) во времени представляет собой стохастический процесс с известными корреляционными свойствами. И наконец, согласно предлагаемому подходу прогноз может быть осуществлен по данным наблюдений одной станции. При этом ограничивается размерность вектора состояния, упрощается реализация алгоритма фильтрации и заметно повышается его устойчивость.

В настоящей статье и рассматриваются методология и алгоритмы решения задачи сверхкраткосрочного прогноза, основанные на использовании фильтра Калмана. Здесь же приводятся результаты их качественной оценки, проведенной по данным ветровых измерений, осуществленных с помощью трехтрассового корреляционного лидара.

Сразу же следует подчеркнуть, что исследования по проблеме временного прогноза параметров состояния атмосферы (и в частности, ветра), осуществляемые

на основе фильтра Калмана, продолжают наши более ранние исследования [4], когда в основу соответствующих алгоритмов был положен комплексный подход, базирующийся на процедуре комплексирования модифицированного метода группового учета аргументов (ММГУА) и метода оптимальной экстраполяции случайного процесса. Несмотря на свои заметные достоинства и преимущества перед традиционными методами регрессионного анализа (к ним относятся: возможность реализации алгоритма по данным ограниченной выборки, многокритериальный выбор наилучшей модели, ориентация на получение прогнозирующей модели оптимальной сложности и т.д.), комплексный алгоритм имеет и определенные ограничения. Они связаны, главным образом, с необходимостью предварительного формирования выборки оперативных данных с общим объемом порядка $N = k + 1$ (здесь k – число взятых уровней или слоев атмосферы) и с требованием равенства интервала прогноза с интервалом измерений.

В связи с этим и возникла необходимость в разработке новых методов временного прогноза, не имеющих подобных ограничений.

1. Постановка задачи и алгоритмы прогноза в терминах фильтра Калмана

Общим требованием при синтезе алгоритмов оценивания и прогноза в терминах калмановской фильтрации является возможность представления математической модели эволюции искоемых параметров динамической системы в виде дифференциальных стохастических уравнений первого порядка. В нашем случае в качестве динамической системы выступает атмосфера, параметры которой (например, ветер) носят случайный характер. Проведем синтез алгоритма оценивания и прогноза в предположении, что корреляционные свойства интересующих нас метеопараметров известны.

В силу случайности значений метеопараметров во времени их статистические свойства могут быть заданы соответствующими корреляционными функциями $\mu(\tau)$. Переход от корреляционных функций к дифференциальным уравнениям, описывающим динамику изменчивости случайных процессов, осуществляется известными операторными методами, через преобразование Лапласа [5]. В зависимости от метеовеличины и, соответственно, от $\mu(\tau)$ дифференциальные уравнения, описывающие пространство состояний, могут иметь различный вид [6]. Приведем пример перехода от элементарной корреляционной функции к дифференциальному стохастическому уравнению.

Для ряда метеовеличин, и в частности для ортогональных составляющих скорости ветра, нормированная автокорреляционная функция может быть представлена экспонентой следующего вида:

$$\mu(\tau) = \exp(-\alpha\tau). \quad (2)$$

Преобразование Лапласа для данной функции имеет вид [6]:

$$L\{\mu(\tau)\} = L\{\exp(-\alpha\tau)\} = 1/(s + \alpha), \quad (3)$$

где $\alpha = 1/\tau_0$ – коэффициент, обратно пропорциональный интервалу корреляции τ_0 ; s – параметр преобразования Лапласа.

Полагая, что $L\{\mu(\tau)\}$ отображает передаточную функцию линейной системы, на вход которой подан «белый шум», запишем

$$\frac{L\{\xi(\tau)\}}{L\{W(\tau)\}} = \frac{1}{s + \alpha} \quad (4)$$

или соответственно

$$L\{\xi(\tau)\}(s + \alpha) = L\{W(\tau)\}, \quad (5)$$

где $\xi(\tau)$ – реакция линейной системы (изменчивость метеовеличины) на входное воздействие $W(\tau)$ («белый шум»).

После применения обратного преобразования Лапласа к левой и правой части уравнения (5) и замены оператора $s \rightarrow \frac{d}{dt}$ получим следующее дифференциальное уравнение:

$$\frac{d\xi(t)}{dt} + \alpha\xi(t) = W(t),$$

откуда

$$\frac{d\xi(t)}{dt} = -\alpha\xi(t) + W(t). \quad (6)$$

Переход от дифференциального уравнения к разностному может быть выполнен методом Эйлера

$$\frac{d\xi(t)}{dt} \rightarrow \frac{\Delta\xi(t)}{\Delta t},$$

где

$$\Delta\xi = [\xi(t_2) - \xi(t_1)], \quad \text{при } \Delta t = (t_2 - t_1) \rightarrow 0,$$

откуда следует уравнение

$$\xi(t_2) = \xi(t_1) - \alpha \xi(t_1) \Delta t + W(t_1). \quad (7)$$

Уравнение (7) показывает, что значение процесса $\xi(t_2)$ в момент времени t_2 определяется значением $\xi(t_1)$ в момент t_1 , временным интервалом Δt , величиной коэффициента $\alpha = 1/\tau_0$ и значением порождающего шума $W(t_1)$.

Разностное уравнение (7), описывающее эволюцию случайного процесса, в дискретном времени может быть представлено в следующем виде:

$$\xi(k + 1) = \xi(k) - \alpha \xi(k)\Delta t + W(k) \quad (8)$$

или

$$\xi(k + 1) = \xi(k)(1 - \alpha\Delta t) + W(k), \quad (9)$$

где $k = 0, \dots, K$ – дискретное текущее время с интервалом дискретизации Δt ($t_k = k \Delta t$); $\xi(k)$ – реакция линейной системы (поведение во времени); $W(k)$ – входное воздействие («дискретный белый шум»).

Уравнение (9) может быть использовано в качестве модели пространства состояний при синтезе алгоритмов оценивания и временного прогноза метеовеличины $\xi(k)$ в рамках теории фильтрации Калмана.

Определим общие положения, которые будут заложены в основу рассматриваемого далее метода прогноза. Будем полагать, что интересующие нас метео-

рологические величины измеряются в некоторой точке пространства, в дискретные моменты времени и с известной погрешностью. В этом случае модель текущих измерений метеорологической величины может быть задана простой аддитивной смесью полезного сообщения (истинного значения метеовеличины) и некоторой помехи (ошибки)

$$\tilde{Y}(k) = \xi(k) + E(k), \quad (10)$$

где $\tilde{Y}(k)$ – текущие измерения метеовеличины в дискретный момент времени k ; $\xi(k)$ – истинное значение метеовеличины; $E(k)$ – ошибка измерений.

При этом уравнение (9) определяет поведение истинного значения метеовеличины $\xi(k)$ во времени. Запишем уравнения состояний (9) и наблюдений (10) в соответствии с общепринятыми обозначениями теории калмановской фильтрации

$$X(k+1) = X(k) (1 - \alpha \Delta t_k) + W(k); \quad (11)$$

$$\tilde{Y}(k) = X(k) + E(k), \quad (12)$$

где $X(k)$ – подлежащая оцениванию и прогнозу переменная состояния (в нашем случае соответствует $\xi(k)$).

Для удобства обозначений в терминах фильтра Калмана представим (11) и (12) в матричной форме и дадим определение входящим в уравнения компонентам

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k) \cdot \mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k); \quad (13)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}(k) = \mathbf{H}(k) \cdot \mathbf{X}(k) + \mathbf{E}(k) \quad (14)$$

где $\mathbf{X}(k)$, $\mathbf{X}(k+1)$ – вектор состояния размерностью (1×1) в моменты времени k и $(k+1)$ соответственно; $\tilde{\mathbf{Y}}(k)$ – вектор наблюдений размерностью (1×1) ; $\mathbf{F}(k) = [1 - \alpha \Delta t_k]$ – переходная матрица размерностью (1×1) ; $\mathbf{H}(k) = [1]$ – матрица наблюдений размерностью (1×1) ; $\mathbf{W}(k) = [W(k)]$ – вектор шумов состояния размерностью (1×1) ; $\mathbf{E}(k) = [E(k)]$ – вектор шумов наблюдений размерностью (1×1) .

Формализация входящих в уравнения (13) и (14) матриц позволяет синтезировать структуру линейного фильтра Калмана, обеспечивающего оптимальную оценку вектора состояния $\mathbf{X}(k)$. Под оптимальной оценкой $\hat{\mathbf{X}}(k)$ вектора $\mathbf{X}(k)$ будем понимать величину, обеспечивающую минимум среднего квадрата ошибки $\tilde{\mathbf{X}}(k) = \mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k)$ в каждый момент времени k .

В этом случае уравнения оптимального оценивания вектора состояний $\mathbf{X}(k)$ имеют следующий вид:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{G}(k+1) \cdot [\tilde{\mathbf{Y}}(k+1) - \mathbf{H}(k) \cdot \hat{\mathbf{X}}(k+1|k)], \quad (15)$$

где $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)$ – вектор предсказанных оценок на момент времени $(k+1)$ по данным на шаге k ; $\mathbf{G}(k+1)$ – матрица весовых коэффициентов размерностью (1×1) .

Для расчета вектора предсказания используется следующее матричное уравнение:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \cdot \hat{\mathbf{X}}(k). \quad (16)$$

Расчет весовых коэффициентов в линейном фильтре Калмана осуществляется по рекуррентным матричным уравнениям следующего вида:

$$\mathbf{G}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) \cdot \mathbf{H}^T(k) \times$$

$$\times [\mathbf{H}(k) \cdot \mathbf{P}(k+1|k) \cdot \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}_E(k+1)]^{-1}, \quad (17)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \cdot \mathbf{P}(k|k) \cdot \mathbf{F}^T(k) + \mathbf{R}_W(k), \quad (18)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{G}(k+1) \cdot \mathbf{H}(k)] \cdot \mathbf{P}(k+1|k), \quad (19)$$

где $\mathbf{P}(k+1|k)$ – апостериорная корреляционная матрица ошибок предсказания размерностью (1×1) ; $\mathbf{P}(k+1|k+1)$ – априорная корреляционная матрица ошибок оценивания размерностью (1×1) ; $\mathbf{R}_E(k+1)$ – диагональная корреляционная матрица шумов наблюдения размерностью (1×1) ; $\mathbf{R}_W(k)$ – диагональная корреляционная матрица шумов состояния размерностью (1×1) ; \mathbf{I} – единичная матрица размерностью (1×1) ; \mathbf{T} – транспонирование.

Для начала работы алгоритма фильтрации (15)–(19) в момент $k=0$ (момент инициации) необходимо задать следующие начальные условия: $\hat{\mathbf{X}}(0) = \mathbf{M}\{\mathbf{X}(0)\}$ – начальный вектор оценивания;

$$\mathbf{P}(0|0) = \mathbf{M}\{[\mathbf{X}(0) - \mathbf{M}\{\mathbf{X}(0)\}][\mathbf{X}(0) - \mathbf{M}\{\mathbf{X}(0)\}]^T\}$$

– начальная корреляционная матрица ошибок оценивания; а также значения элементов корреляционных матриц шумов $\mathbf{R}_E(0)$ и $\mathbf{R}_W(0)$. На практике значения $\hat{\mathbf{X}}(0)$ и $\mathbf{P}(0|0)$ могут быть заданы исходя из минимального объема сведений о реальных свойствах системы, а в случае полного отсутствия полезной информации задаются $\hat{\mathbf{X}}(0) = 0$, а $\mathbf{P}(0|0) = \mathbf{I}$.

В нашем случае $\hat{\mathbf{X}}(0) = 0$, а $\mathbf{P}(0|0) = \sigma^2$ (здесь $\sigma = 3 \text{ м/с}$ – среднеквадратическое отклонение составляющих скорости ветра, характеризующее их изменчивость).

Следует отметить, что уравнение (16) определяет алгоритм прогноза метеовеличины $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)$ в промежутке между измерениями. С учетом (11) решение (16) может быть выполнено рекуррентно с произвольным интервалом дискретизации Δt , что позволяет обеспечить прогноз на любую глубину по времени до поступления очередного измерения. В момент поступления очередного измерения прогностические оценки корректируются с помощью уравнения фильтрации (15) и далее уравнение прогноза (16) продолжает решаться с уточненными начальными условиями. Таким образом, задача временного прогноза решается совместно с задачей оценивания.

2. Результаты численных экспериментов по оценке качества прогноза с помощью алгоритма фильтра Калмана

Рассмотренный выше алгоритм фильтра Калмана был подвержен качественной оценке при его применении в задаче сверхкраткосрочного (с упреждением 4 и 8 ч) прогноза ветра в пограничном слое атмосферы, где отмечается обычно основной перенос загрязняющих веществ промышленного происхождения [7].

С этой целью были использованы данные лидарных наблюдений за ветром, полученные с помощью трех-трассового корреляционного лидара (схема и принципы его работы описаны в [8]) в районе г. Томска (56° с.ш., 85° в.д.) в период с 10 июня по 12 августа 1994 г. Всего для проведения численных экспериментов по оценке качества алгоритма фильтра Калмана было использовано 90 шестисрочных (2, 6, 10, 14, 18, 22 ч) наблюдений за вертикальным распределением скорости и направления ветра в слое 140–1140 м, взятых с разрешением по высоте 100 м. Данные о скорости и направлении ветра послужили основой для расчета его зональной V_x и меридиональной V_y составляющих.

Здесь следует отметить, что для практических расчетов пространственного распространения облака какой-либо загрязняющей примеси промышленного происхождения обычно используются не данные уровне-ных измерений ветра, а результаты их осреднения по вертикальным слоям [9]. Поэтому для формирования исходных массивов с данными зональной V_x и меридиональной V_y составляющими скорости ветра (они необходимы для решения уравнения переноса приме-си) была применена процедура их послойного осред-нения, проводимого с помощью выражений вида

$$\langle V_x \rangle_{h_0, h} = \frac{1}{h - h_0} \int_{h_0}^h V_x(z) dz, \quad (20)$$

$$\langle V_y \rangle_{h_0, h} = \frac{1}{h - h_0} \int_{h_0}^h V_y(z) dz, \quad (21)$$

где символ $\langle \bullet \rangle$ обозначает процедуру осреднения по вертикали в некотором слое атмосферы $h - h_0$ (в нашем случае $h_0 = 140$ м, а $h = 240, 340, \dots, 1140$ м – высота верхней границы взятого слоя). Величины $\langle V_x \rangle_{h_0, h}$ и $\langle V_y \rangle_{h_0, h}$ называют обычно средними в слое (или просто средними) значениями зонального и ме-ридионального ветра.

Что касается оценки качества алгоритма фильтра Калмана при его использовании в задаче сверхкрат-косрочного прогноза средних в слое значений зональ-ного и меридионального ветра, то она производилась с помощью среднеквадратической погрешности такого прогноза δ_ξ , определяемой из выражения вида

$$\delta_\xi = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\xi}_i - \xi_i)^2 \right]^{1/2} \quad (22)$$

(здесь $\hat{\xi}_i$ и ξ_i – спрогнозированное и измеренное зна-чения метеорологической величины соответственно, а n – число взятых реализаций), а также вероятности ошибок прогноза $\Delta_i = \hat{\xi}_i - \xi_i$, которые меньше или больше некоторой заданной величины (в нашем слу-чае менее $\pm 1, \dots, \pm 4$ м/с и более 4 м/с). Кроме того, для той же оценки использовалась и относительная погрешность прогноза $\theta = \delta_\xi / \sigma_\xi$, где σ_ξ – среднее квадратическое отклонение рассматриваемой метеове-личины.

В табл. 1 приведены среднеквадратические по-грешности δ_ξ и вероятности P ошибок сверхкратко-срочного (с упреждением 4 и 8 ч) прогноза средних в слое значений скорости зонального и меридиональ-ного ветра менее $\pm 1, \dots, \pm 4$ м/с и более 4 м/с, прове-денного с помощью метода калмановской фильтрации.

Таблица 1

Среднеквадратические погрешности δ_ξ и вероятности P ошибок сверхкраткосрочного прогноза средних в слое значений скорости зонального и меридионального ветра менее $\pm 1, \dots, \pm 4$ м/с и более 4 м/с, полученные с помощью алгоритма фильтра Калмана и данных лидарных измерений с упреждением 4 ч (1) и 8 ч (2)

Слой, м	Вероятность, $P \times 10^2$										δ_ξ	
	$\Delta V \leq 1\text{ м/с}$		$\Delta V \leq 2\text{ м/с}$		$\Delta V \leq 3\text{ м/с}$		$\Delta V \leq 4\text{ м/с}$		$\Delta V > 4\text{ м/с}$			
	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
<i>Зональный ветер (V_x)</i>												
140–240	100	100	100	100	100	100	100	100	00	00	0,1	0,1
140–340	97	97	100	100	100	100	100	100	00	00	0,1	0,1
140–440	93	89	100	100	100	100	100	100	00	00	0,3	0,3
140–540	92	89	97	97	100	100	100	100	00	00	0,5	0,5
140–640	89	88	94	97	97	100	100	100	00	00	0,7	0,7
140–740	86	86	94	94	97	97	100	100	00	00	0,9	0,9
140–840	83	81	94	92	97	94	100	97	00	0,3	1,2	1,3
140–940	80	78	94	89	97	92	100	94	00	0,6	1,3	1,9
140–1040	76	72	89	83	97	89	100	94	00	0,6	1,5	2,3
140–1140	67	61	87	81	97	86	100	92	00	0,8	1,8	2,7
<i>Меридиональный ветер (V_y)</i>												
140–240	100	100	100	100	100	100	100	100	00	00	0,1	0,1
140–340	94	94	100	100	200	100	100	100	00	00	0,2	0,2
140–440	89	88	100	97	100	100	100	100	00	00	0,3	0,4
140–540	84	83	97	94	100	97	100	100	00	00	0,6	0,8
140–640	78	77	92	90	100	97	100	99	00	0,1	1,0	1,2
140–740	68	67	90	88	100	97	100	98	00	0,2	1,2	1,5
140–840	66	64	89	87	100	95	100	97	00	0,3	1,5	1,9
140–940	64	62	89	87	97	94	100	97	00	0,3	1,7	2,1
140–1040	62	60	86	85	97	94	100	97	00	0,3	1,9	2,2
140–1140	61	60	84	83	97	94	100	97	00	0,3	2,0	2,3

Анализ данных табл. 1 показывает, что:

– во-первых, алгоритм сверхкраткосрочного прогноза, основанный на методе калмановской фильтрации, дает достаточно хорошие результаты. Действительно, для временных упреждений $\tau = 4$ и 8 ч вероятность P ошибок менее 1 м/с составляет 67–100% для среднего зонального и 61–100% для среднего меридионального ветра, а ошибок менее 2 м/с уже 84–100%, причем для обеих составляющих;

– во-вторых, этот алгоритм дает наилучшие результаты прогноза при упреждении $\tau = 4$ ч, когда среднеквадратические погрешности не превышают 2 м/с во всем рассматриваемом слое атмосферы.

Рассмотрим теперь результаты качественной оценки метода калмановской фильтрации в сравнении с использованным ранее [4] комплексным алгоритмом, основанным на процедуре комплексирования ММГУА с методом оптимальной экстраполяции случайного процесса. С этой целью воспользуемся табл. 2, содержащей значения среднеквадратических δ_ξ и относительных θ погрешностей прогноза параметров $\langle V_x \rangle_{h_0, h}$ и $\langle V_y \rangle_{h_0, h}$, проведенного с упреждением 4 ч на основе двух альтернативных методов: метода калмановской фильтрации и комплексного метода, базирующегося на алгоритме ММГУА. При этом сведения о значениях среднеквадратических погрешностей сверхкраткосрочного прогноза ветра, проведенного с помощью комплексного метода, заимствованы нами из [4].

Таблица 2

Среднеквадратические (δ_ξ) и относительные (θ , %) погрешности сверхкраткосрочного (с упреждением 4 ч) прогноза средних в слое значений скорости зонального и меридионального ветра, проведенного с помощью алгоритма фильтра Калмана (1) и комплексного метода (2) по данным лидарных измерений

Слой, м	Зональный ветер, м/с				Меридиональный ветер, м/с			
	δ_ξ		θ		δ_ξ		θ	
	1	2	1	2	1	2	1	2
140–240	0,1	0,6	0,6	38	0,1	0,6	0,6	35
140–340	0,1	0,8	0,6	44	0,2	0,8	10	38
140–440	0,3	1,0	15	50	0,3	1,0	12	42
140–540	0,5	1,2	20	57	0,5	1,1	20	44
140–640	0,7	1,4	32	63	0,9	1,2	33	44
140–740	0,9	1,5	39	65	1,2	1,3	41	45
140–840	1,2	1,6	48	64	1,5	1,4	50	47
140–940	1,3	1,6	50	62	1,6	1,5	50	47
140–1040	1,5	1,7	53	61	1,7	1,6	50	47
140–1140	1,8	2,0	58	64	1,9	1,8	54	51

Из анализа данных табл. 2 следует, что:

– метод калмановской фильтрации (в сравнении с комплексным алгоритмом) дает существенно лучшие

по качеству результаты. Действительно, для метода калмановской фильтрации характерны наименьшие значения среднеквадратических погрешностей временного прогноза во всем рассматриваемом слое (до 1140 м) (сравните: 0,1–1,8 м/с для алгоритма фильтра Калмана и 0,6–2,0 м/с для комплексного метода);

– наибольший выигрыш по точности метод калмановской фильтрации дает при условии, когда высота $h \leq 640$ м (для зональной) и $h \leq 540$ м (для меридиональной составляющей среднего ветра). В этих случаях среднеквадратические погрешности δ_ξ в два и более раз меньше по своей величине той же погрешности, полученной при использовании комплексного метода.

Таким образом, проведенные численные эксперименты по оценке качества алгоритма фильтра Калмана при его использовании в задаче сверхкраткосрочного прогноза составляющих среднего ветра показали, что этот алгоритм является достаточно эффективным, превышает по своей точности комплексный метод и может с успехом применяться в практике локального атмосферно-экологического мониторинга.

1. Белов П.Н. Восстановление поля загрязненности воздуха в географических регионах на основе математической модели переноса примеси // Оптика атмосф. и океана. 1995. Т. 8. № 7. С. 977–984.
2. Комаров В.С., Солдатенко С.А., Соболевский О.М. Гидродинамический мезомасштабный прогноз эволюции облачности и аэрозольных образований // Оптика атмосф. и океана. 1996. Т. 9. № 4. С. 440–445.
3. Миякода К. Численный прогноз и влияние процессов подсеточных масштабов // Теоретические основы прогноза погоды на средние сроки. Л.: Гидрометеоздат, 1979. С. 5–78.
4. Комаров В.С., Креминский А.В., Ломакина Н.Я., Матвиенко Г.Г. Об опыте использования данных измерений трехтрассового корреляционного лидара в задаче статистического прогноза составляющих среднего ветра // Оптика атмосф. и океана. 1996. Т. 9. № 4. С. 541–546.
5. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике для научных работников и инженеров. М.: Наука, 1984. 832 с.
6. Матвеев Л.Т. Физика атмосферы. СПб.: Гидрометеоздат, 2000. 777 с.
7. Владимиров А.М., Ляхин Ю.И., Матвеев Л.Т., Орлов В.Г. Охрана окружающей среды. Л.: Гидрометеоздат, 1991. 423 с.
8. Матвиенко Г.Г., Задде Г.О., Фердинандов Э.С., Колес И.Н., Аврамова Р.П. Корреляционные методы лазерно-локационных измерений скорости ветра. Новосибирск: Наука, 1985. 223 с.
9. Брюхань Ф.Ф. Методы климатической обработки и анализа аэрологической информации. М.: Гидрометеоздат, 1983. 112 с.

V.S. Komarov, S.N. Il'in, A.V. Kreminskii, N.Ya. Lomakina, G.G. Matvienko, Yu.B. Popov. **On the experience of using the Kalman filtering algorithm for ultra-short-term prediction of mean wind components from lidar data.**

Methodical principles and algorithms for ultra-short-term prediction of atmospheric parameters using the Kalman filtering method are considered, and results of their qualitative estimation based on the data of lidar wind measurements are presented.