

УДК 551.509

В.С. Муха, А.Ф. Трофимович

ОБ ЭФФЕКТИВНОСТИ СКАЛЯРНОГО СТАТИСТИЧЕСКОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Вводится понятие эффективности скалярного статистического прогнозирования метеорологических процессов. На основании оценок корреляционных функций температуры воздуха и атмосферного давления, а также алгоритма линейного статистического прогнозирования случайных последовательностей выполняется анализ эффективности скалярного прогнозирования этих процессов.

Введение

Предметом исследования является проблема прогнозирования случайных процессов в приложении к прогнозированию метеорологических процессов. Впервые задача прогнозирования случайного процесса была сформулирована А.Н. Колмогоровым в работе [1]. В ней рассматривалась скалярная стационарная случайная последовательность $x(t)$ при целых t ($-\infty < t < +\infty$) с нулевым средним значением и ковариационной функцией $B(k) = E(x(t+k)x(t))$, где E – символ математического ожидания. Задача линейного прогнозирования этой последовательности состоит в подборе при заданных $s > 0$ и $m > 0$ таких действительных коэффициентов a_i , при которых линейная комбинация

$$L = a_1x(t-1) + a_2x(t-2) + \dots + a_sx(t-s)$$

случайных величин

$$x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-s)$$

позволяет получить возможно более точное приближение к случайной величине $x(t+m)$. За меру точности такого приближения принимается математическое ожидание

$$\sigma^2 = E(x(t+m) - L)^2.$$

Наименьшее значение σ^2 обозначается $\sigma_E^2(s, m)$ и определяется предел

$$\sigma_E^2(m) = \lim_{s \rightarrow \infty} \sigma_E^2(s, m).$$

Относительно $\sigma_E^2(m)$ в работе [1] доказана следующая теорема.

Теорема. Пусть

$$P = \frac{1}{\pi} \int_0^\pi \log w(\lambda) d\lambda, \quad (1)$$

где $w(\lambda) = B(0) + 2 \sum_{k=1}^{\infty} B(k) \cos k\lambda$, $-\pi \leq \lambda \leq \pi$, – спектральная плотность последовательности $x(t)$. Если $P = -\infty$, то $\sigma_E^2(m) = 0$ для всех $m \geq 0$. Если же интеграл P конечен, то

$$\sigma_E^2(m) = e^P (1 + r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_m^2),$$

где r определяются из соотношений

$$e^{a_1\xi + a_2\xi^2 + \dots} = 1 + r_1\xi + r_2\xi^2 + \dots,$$

$$a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^\pi \cos k\lambda \log w(\lambda) d\lambda.$$

Использование этой теоремы в целях аналитического исследования функции $\sigma_E^2(m)$ для конкретных случайных последовательностей (конкретных спектральных плотностей $w(\lambda)$) представляется трудно осуществимым, так как следует ожидать, что интеграл (1) не будет выражаться в элементарных функциях. Численные расчеты потребуют привлечения методов численного интегрирования. Определенные неудобства вносит необходимость использования в качестве исходных данных спектральной плотности последовательности $w(\lambda)$, которая, как правило, неизвестна, а ее оценки не являются достаточно хорошими [2]. Отметим, что функция $\sigma_E^2(m)$ представляет собой дисперсию ошибки экстраполяции относительно истинной последовательности для момента времени t при бесконечном времени наблюдения последовательности. Практический интерес представляет исследование не $\sigma_E^2(m)$, а функции двух переменных $\sigma_E^2(s, m)$, что позволило бы рациональным образом выбирать конечное число наблюдаемых отсчетов s . Постановка задачи в работе [1] является привлекательной не только для исследования точности прогнозирования, но и для разработки алгоритма прогнозирования, однако такой алгоритм в [1], к сожалению, не представлен. В настоящее время возникает потребность в прогнозировании не только скалярных, но и векторных случайных последовательностей и, как следствие, в разработке алгоритмов их прогнозирования и исследовании точности прогнозирования.

В работе [3] разработан алгоритм прогнозирования векторной случайной последовательности в постановке, подобной постановке задачи работы [1]. Алгоритм полностью базируется на ковариационной функции векторной последовательности. Он оказался удобным как для прогнозирования, так и для исследования точности прогнозирования и был использован для статистического прогнозирования векторного метеорологического процесса, составляющими которого являются температура воздуха, атмосферное давление, относительная влажность воздуха, направление и скорость ветра. Как уже отмечалось, практический интерес представляет анализ точности прогнозирования. В данной статье вводится понятие эффективности прогнозирования скалярной стационарной случайной последовательности и исследуются точность и эффективность прогнозирования температуры воздуха и атмосферного давления.

Скалярным статистическим прогнозированием процесса будем называть его прогнозирование по наблюдениям данного процесса без использования наблюдений других процессов, в отличие от совместного или векторного прогнозирования, когда для прогнозирования каждой составляющей векторного процесса используются наблюдения остальных составляющих.

Важнейшей характеристикой случайного процесса, позволяющей выполнять его линейное прогнозирование, является ковариационная функция. В статье приводятся результаты исследований корреляционных (нормированных ковариационных) функций температуры воздуха t и атмосферного давления p и выводы, вытекающие из этих исследований. Процессы предполагаются стационарными и стационарно связанными в течение календарного месяца. Для исследования используются данные Гидрометцентра Республики Беларусь с 1998 по 2003 гг. по метеостанции Минска.

1. Корреляционные функции метеорологических процессов

По данным Гидрометцентра Республики Беларусь были получены оценки корреляционных и взаимных корреляционных функций метеорологических процессов. Поскольку данные в сутки содержат восемь отсчетов каждой характеристики через каждые 3 ч, то оценки корреляционных и взаимных корреляционных функций для месяца, содержащего 30 дней, рассчитывались по выборке объемом $n = 8 \cdot 30 \cdot 6 = 1440$. Оценки корреляционных функций и взаимной корреляционной функции определяются формулами

$$\bar{r}_p(kT) = \frac{\bar{R}_p(kT)}{\sqrt{\bar{R}_p(0)}}; \quad \bar{r}_t(kT) = \frac{\bar{R}_t(kT)}{\sqrt{\bar{R}_t(0)}}; \quad \bar{r}_{p,t}(kT) = \frac{\bar{R}_{p,t}(kT)}{\sqrt{\bar{R}_p(0)\bar{R}_t(0)}},$$

где $\bar{R}_p(kT)$, $\bar{R}_t(kT)$ – известные оценки ковариационных функций случайных последовательностей $p(iT)$, $t(iT)$ [2]; $\bar{R}_{p,t}(kT)$ – оценка их взаимной ковариационной функции; $T = 3$ – период квантования по времени.

Рассмотрим графики полученных оценок корреляционных и взаимных корреляционных функций процессов $p(iT)$, $t(iT)$ в зависимости от аргумента kT , измеренного в часах, для 12 месяцев календарного года (рис. 1).

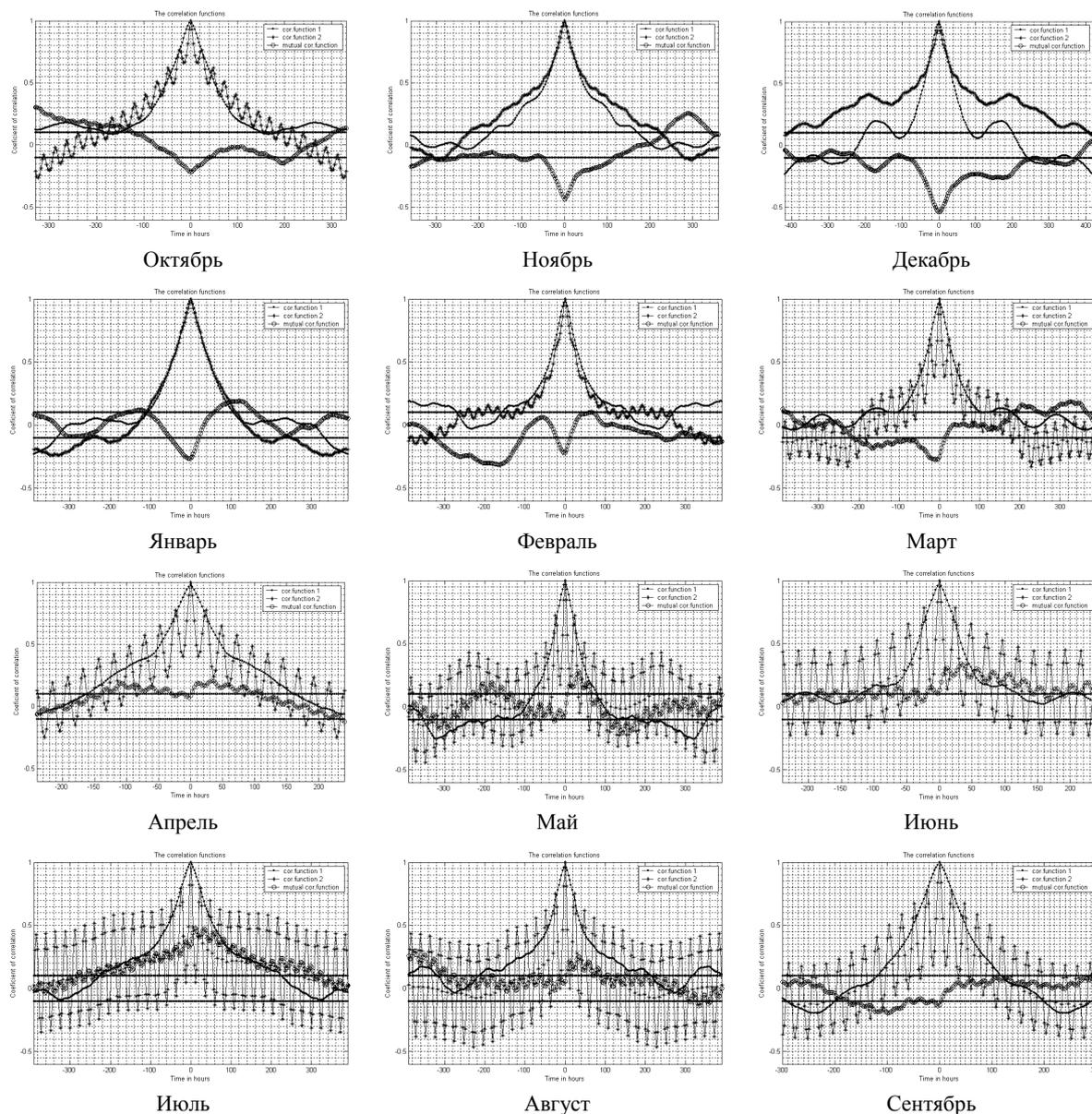


Рис. 1. Графики оценок корреляционных функций атмосферного давления и температуры и их взаимной корреляционной функции

По результатам исследования графиков оценок корреляционных функций построим таблицу, в которой приведены важнейшие количественные характеристики полученных функций:

- 1) интервал корреляции;
- 2) значения корреляционной функции в интервале корреляции;
- 3) амплитуда суточных колебаний корреляционной функции.

Таблица

Характеристики корреляционных функций атмосферного давления и температуры

Месяц	$\bar{r}_t(\tau)$			$\bar{r}_p(\tau)$	
	Интервал корреляции, ч	Значения корреляционной функции в интервале корреляции	Амплитуда колебаний корреляционной функции	Интервал корреляции, ч	Значения корреляционной функции в интервале корреляции
Январь	0...110	1...0,1	0	0...110	1...0,1
Февраль	0...120	1...0,1	0,053	0...150 270...400	1...0,1 0,1...0,193...0,1
Март	0...100	1...0,1	0,330	0...100	1...0,1
Апрель	0...160	1...0,1	0,395	0...160	1...0,1
Май	0...80	1...0,1	0,614	0...80 180...355	1...0,1 -0,1...-0,263...-0,1
Июнь	0...140	1...0,1	0,667	0...120	1...0,1
Июль	0...235	1...0,1	0,762	0...220	1...0,1
Август	0...87	1...0,1	0,807	0...215 320...400	1...0,1 0,1...0,175...0,1
Сентябрь	0...115	1...0,1	0,647	0...115 200...290	1...0,1 -0,1...-0,193...-0,1
Октябрь	0...190	1...0,1	0,105	0...150 180...340	1...0,1 0,1...0,175...0,1
Ноябрь	0...225	1...0,1	0,069	0...165	1...0,1
Декабрь	0...408	1...0,1	0	0...87 125...200	1...0,1 0,1...0,193...0,1

Под интервалом корреляции понимается интервал, внутри которого корреляционная функция по абсолютному значению превышает уровень 0,1. Интервал корреляции будем называть многосвязным, если он представляет собой объединение двух или более интервалов. Упорядоченные значения границ интервалов будем обозначать $0 \leq \tau_1 \leq \tau_2 \leq \tau_3 \leq \dots \leq \tau_{\text{св}}$, где максимальное значение $\tau_{\text{св}}$ есть время корреляции. Отсчеты процессов, которые отстоят друг от друга на время, большее $\tau_{\text{св}}$, считаются практически некоррелированными.

Значения корреляционной функции в интервале корреляции представлены в таблице значениями на концах интервалов при монотонности функции или значениями на концах и экстремальными значениями внутри интервалов при наличии в них экстремумов. Для тех месяцев года, в которых наблюдаются суточные колебания корреляционной функции температуры, использовалось среднее значение на интервале наблюдения для определения интервала корреляции.

Если при прогнозировании используется k_n отсчетов процесса и прогнозируется k_n отсчетов процесса, то времена наблюдения t_n и прогноза t_n определяются формулами

$$t_n = (k_n - 1)T ; t_n = k_n T .$$

Прогноз процесса по k_n отсчетам наблюдения на k_n отсчетов прогноза вперед будем называть прогнозом вида k_n / k_n (в отсчетах) или прогнозом вида t_n / t_n (в часах).

Рис. 1 и таблица позволяют в первом приближении выбрать числа k_n и k_n для линейного прогнозирования процесса по алгоритму работы [3]. Предположим, что за пределами времени

корреляции $\tau_{\text{кор}}$ корреляционная функция равна нулю. Поскольку минимальное время прогноза равно T , то первый прогнозируемый отсчет должен быть коррелирован со всеми наблюдаемыми отсчетами. Такая корреляция будет присутствовать при условии

$$t_{\text{н}} \leq \tau_{\text{кор}} - T.$$

Действительно, выбирать $t_{\text{н}} > \tau_{\text{кор}} - T$ нецелесообразно, так как в этом случае первые наблюдаемые отсчеты не будут коррелированы ни с одним прогнозируемым отсчетом. Итак, имеем

$$(k_{\text{н}} - 1)T \leq \tau_{\text{кор}} - T,$$

откуда получаем

$$k_{\text{н}} T \leq \tau_{\text{кор}}.$$

Для использования всех наблюдаемых отсчетов, начиная с первого, коррелированных с первым прогнозируемым отсчетом, необходимо вместо неравенства применять равенство. В результате получаем максимальное число наблюдаемых отсчетов

$$k_{\text{н, макс}} = \left[\frac{\tau_{\text{кор}}}{T} \right],$$

где $[\cdot]$ означает округление до целого значения. Понятно, что $k_{\text{н, мин}} = 1$. Далее, поскольку последний наблюдаемый отсчет должен быть коррелирован с последним прогнозируемым отсчетом, получаем условие для времени прогноза

$$t_{\text{п}} \leq \tau_{\text{от}}.$$

Выбирать $t_{\text{п}} > \tau_{\text{кор}}$ нет смысла, так как в этом случае последние прогнозируемые отсчеты не будут коррелированными ни с одним наблюдаемым отсчетом. При выполнении равенства получаем максимальное время прогноза $t_{\text{п, иаён}} = \tau_{\text{от}}$, откуда находим максимальное число отсчетов прогноза

$$k_{\text{п, иаён}} = \left[\frac{\tau_{\text{от}}}{T} \right].$$

Понятно, что $k_{\text{п, иаи}} = 1$.

Отметим, однако, что поскольку принят уровень коррелированности, равный 0,1, то за пределами времени корреляции корреляционная функция будет иметь хотя и малые, но не равные нулю абсолютные значения. В этих условиях приведенные выше рекомендации являются достаточно приближенными и должны уточняться в процессе практического прогнозирования.

2. Точность и эффективность прогнозирования температуры воздуха

Выполним краткий анализ корреляционных функций температуры воздуха и рассмотрим характеристики точности прогноза температуры. Как видно из рис. 1, корреляционные функции температуры можно считать монотонно убывающими для всех месяцев года, однако с февраля по ноябрь на них накладываются суточные колебания различной амплитуды, максимальная из которых наблюдается в августе. В силу монотонности корреляционной функции интервалы корреляции односвязные. Интервал корреляции минимальной длины (0...80) наблюдается в мае (см. таблицу). Для мая $\tau_1 = 0$, $\tau_2 = \tau_{\text{кор}} = 80$, и в соответствии с приведенными выше рекомендациями получаем максимальное число тактов наблюдения и прогноза:

$$k_{\text{п, иаён}} = \left[\frac{80}{3} \right] = 27; \quad k_{\text{п, иаи}} = \left[\frac{80}{3} \right] = 27.$$

Видно, что скалярный линейный прогноз температуры в мае возможен на 80 ч, или на 3,3 суток. Интервал корреляции максимальной длины (0...410) для температуры наблюдается в декабре (см. таблицу). Для декабря $\tau_1 = 0$, $\tau_2 = \tau_{\text{сi}\delta} = 410$,

$$k_{i, \text{iàèñ}} = k_{i, \text{iàèñ}} = \left[\frac{410}{3} \right] = 137,$$

т. е. в первом приближении можно предположить, что скалярный линейный прогноз температуры в декабре возможен на 410 ч, или на 17 суток.

Полученные здесь предварительные оценки следует уточнить скалярным прогнозированием в соответствии с алгоритмом работы [3] путем анализа апостериорной средней квадратичной ошибки (с.к.о.) прогноза $\sigma_{\text{апост}}$. При этом следует оценивать влияние на с.к.о. прогноза увеличения или уменьшения времени наблюдения и времени прогноза по сравнению с указанными выше значениями. Графики, позволяющие получить такие уточненные оценки, показаны на рис. 2. Это графики априорной и апостериорной с.к.о. прогноза температуры для всех месяцев года в зависимости от времени прогноза при различных временах наблюдения для прогнозов вида 137/137, 92/137, 47/137, 1/137 (в отсчетах). Порядок расположения кривых по вертикали для отдельного месяца соответствует порядку расположения по вертикали записей пояснений, размещенных на каждом графике. Такое же соответствие применяется и для других рисунков данной статьи. Как уже отмечалось, времена наблюдения варьируются от 3 ч (один отсчет) до 400 ч (137 отсчетов, или 17 суток), а время прогноза изменяется от 0 до 400 ч. Прогнозы вида 137/137 и 1/137 являются предельными, так как первый из них использует большое число наблюдений процесса и требует длительного времени расчетов, а второй использует минимально возможное число наблюдений и требует наименьшего времени расчетов. Как видно из рис. 2, апостериорная с.к.о. прогноза уменьшается с ростом времени наблюдения, т. е. прогноз вида 137/137 является наиболее точным, а прогноз вида 1/137 – наименее точным. Видно также, что с.к.о. прогноза растет с ростом времени (заблаговременности) прогноза. Приведенные на рис. 2 графики позволяют более объективно, чем рис. 1 и таблица, выбрать время наблюдения процесса для прогнозирования исходя из получаемой при этом с.к.о. ошибки прогноза.

Кроме того, приведенные на рис. 2 графики позволяют оценить такую характеристику прогноза, как его оправдываемость. Оправдываемостью прогноза называют выраженную в процентах доверительную вероятность попадания прогноза в установленный интервал отклонений от прогнозируемого процесса. Для температуры воздуха этот интервал определяется величиной $\varepsilon = \pm 1^\circ \text{Ñ}$, для атмосферного давления $\varepsilon = \pm 1 \text{ ì.ð.ñ.ð.}$, для относительной влажности воздуха $\varepsilon = \pm 2,5\%$, для скорости ветра $\varepsilon = \pm 2 \text{ ì/ñ}$, для направления ветра $\varepsilon = \pm 22,5^\circ$ [4].

Если в первом приближении отклонение прогноза от процесса считать распределенным по нормальному закону $\varphi(x) = N(0, \sigma_{\text{апост}}^2)$, где $\sigma_{\text{апост}}$ – апостериорная с.к.о., приведенная на рис. 2, то оправдываемость прогноза можно рассчитать следующим образом:

$$P = 100 \int_{-\varepsilon}^{\varepsilon} \varphi(x) dx = 200 \int_0^{\varepsilon} \varphi(x) dx. \quad (2)$$

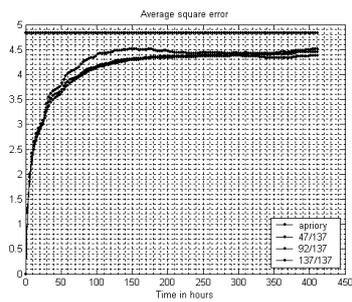
При ручных расчетах следует пользоваться формулой

$$P = 200\Phi\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_{\text{àí ì ò}}}\right), \quad (3)$$

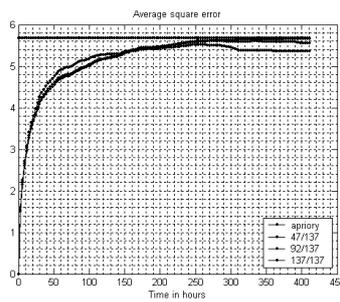
где $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx$ – известная функция Лапласа, для которой существуют таблицы [5].

Введем понятие эффективности прогноза. Отметим, что точность прогноза оценивается разностью между априорной и апостериорной с.к.о. Этот факт позволяет ввести единое для всех процессов понятие эффективности прогноза. Эффективностью прогноза будем называть величину

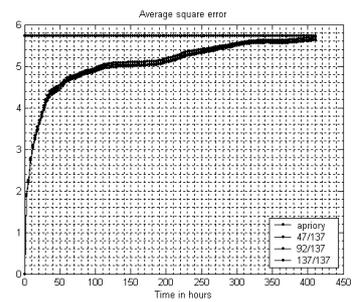
$$e = \frac{\sigma_{\text{àï}}^2 - \sigma_{\text{àïòñ}}^2}{\sigma_{\text{àï}}^2},$$



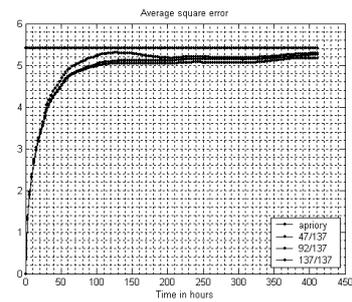
Октябрь



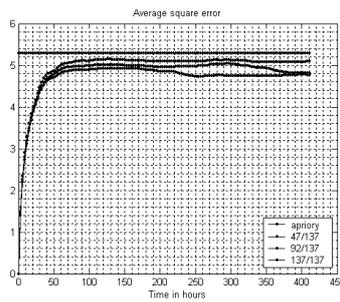
Ноябрь



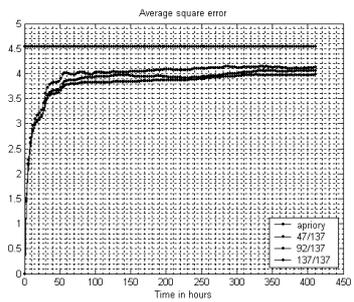
Декабрь



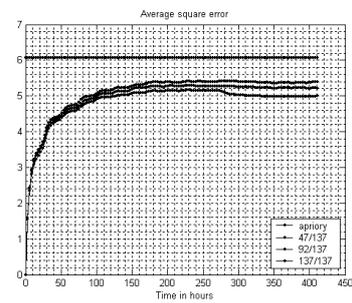
Январь



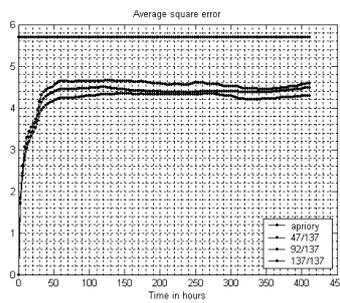
Февраль



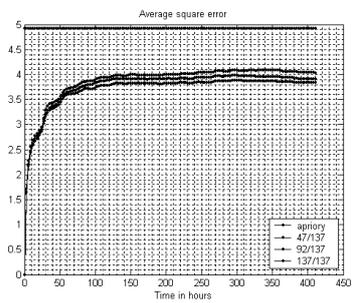
Март



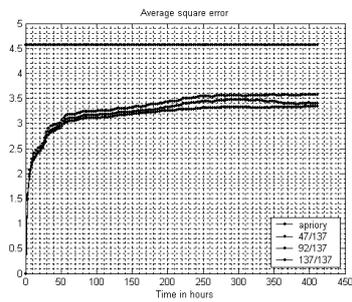
Апрель



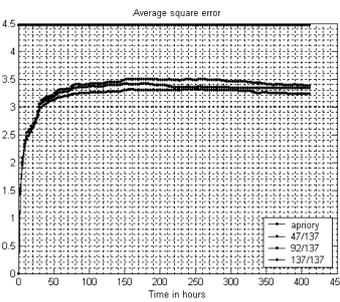
Май



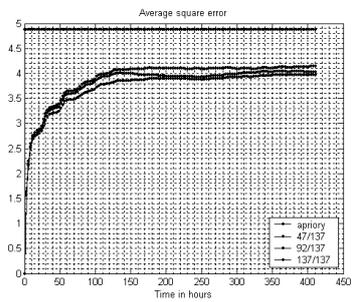
Июнь



Июль



Август



Сентябрь

Рис. 2. Графики с.к.о. прогноза температуры

где $\sigma_{\text{апр}}$ и $\sigma_{\text{апост}}$ – априорная и апостериорная с.к.о. процесса соответственно. Ясно, что $0 \leq e \leq 1$. Максимальную эффективность прогноза $e = 1$ получаем при $\sigma_{\text{апр}} = 0$ и минимальную $e = 0$ – при $\sigma_{\text{апр}} = \sigma_{\text{апост}}$.

Из графиков эффективности прогноза температуры для всех месяцев года в зависимости от времени прогноза при различных временах наблюдения для прогнозов вида 137/137, 92/137, 47/137, 1/137 (в отсчетах) ясно, что эффективность прогноза достаточно быстро падает, а затем либо стабилизируется на низком уровне, либо медленно уменьшается до нуля (рис. 3). Такой характер изменения эффективности прогноза позволяет выделить два периода статистического прогноза: краткосрочный период сравнительно точного прогноза и долгосрочный период не очень точного прогноза. Характер изменения эффективности статистического прогноза отличается для различных месяцев года. Например, в июле и августе эффективность прогноза температуры вида 137/137 остается выше 0,45 для периода прогноза 0...400 ч, в то время как в феврале эффективность прогноза вида 137/137 остается выше 0,45 лишь для периода 0...20 ч. Из рис. 3 видно, что для теплого периода года сохраняется определенная эффективность долгосрочного статистического прогнозирования температуры, которую целесообразно использовать в практике прогнозирования. В пределе, когда с.к.о. прогноза будет мало отличаться от априорной с.к.о., характеризующей отклонение процесса от его среднего значения, оптимальным долгосрочным статистическим прогнозом становится многолетнее среднее значение. Статистический прогноз оказывается полезным и в этом случае.

3. Точность и эффективность прогнозирования атмосферного давления

Корреляционные функции атмосферного давления не всегда монотонны (см. рис. 1), в связи с чем для таких месяцев, как февраль, май, август, сентябрь, октябрь, декабрь интервалы корреляции оказываются двухсвязными. Для мая и сентября характерна смена знака корреляции с положительного на отрицательный. Это значит, что в мае и сентябре повышение (понижение) давления в небольшом текущем промежутке времени ассоциируется с повышением (понижением) давления в недалеком будущем и с его понижением (повышением) в более отдаленном будущем. Рис. 1 и таблица позволяют в первом приближении выбрать числа k_n и k_p для линейного прогнозирования атмосферного давления. Так, для атмосферного давления в мае имеем (см. таблицу) $\tau_1 = 0$, $\tau_2 = 80$, $\tau_3 = 180$, $\tau_4 = \tau_{\text{ср}} = 355$, поэтому в первом приближении

$$k_{n, \text{макс}} = k_{p, \text{макс}} = \left[\frac{355}{3} \right] = 118.$$

Уточнить эти значения можно по результатам прогнозирования согласно алгоритму работы [3]. На рис. 4 показаны графики априорной и апостериорной с.к.о. прогноза атмосферного давления для всех месяцев года в зависимости от времени прогноза при различных временах наблюдения для прогнозов вида 137/137, 92/137, 47/137, 1/137 (в отсчетах). Как и на рис. 2, времена наблюдения варьируются от 3 ч (один отсчет) до 400 ч (137 отсчетов, или 17 суток), а время прогноза изменяется от 0 до 400 ч. Прогнозы вида 137/137 и 1/137 являются предельными: первый наиболее точен и наиболее трудоемок, а второй наименее точен и наименее трудоемок. Приведенные на рис. 4 графики позволяют выбрать время наблюдения процесса для прогнозирования и оценить получаемую при этом с.к.о. прогноза для доступного на графиках времени прогноза. Кроме того, они позволяют оценить оправдываемость прогноза по формулам (2) или (3). Для атмосферного давления обычно используется $\varepsilon = \pm 1$ и т.д. [4].

Из графиков эффективности прогноза атмосферного давления для всех месяцев года в зависимости от времени прогноза при различных временах наблюдения для прогнозов вида 137/137, 92/137, 47/137, 1/137 (в отсчетах) ясно, что, как и для температуры (см. рис. 3), эффективность прогноза достаточно быстро падает (рис. 5). В отличие от температуры, здесь падение происходит практически до нуля, т. е. нет долгосрочного периода прогноза с заметно отличающейся от нуля эффективностью. Некоторое исключение составляют сентябрь, эффективность долгосрочного прогноза 137/137 для которого сохраняется выше 0,23, а также октябрь и декабрь, для которых эффективность долгосрочного прогноза 137/137 выше 0,15.

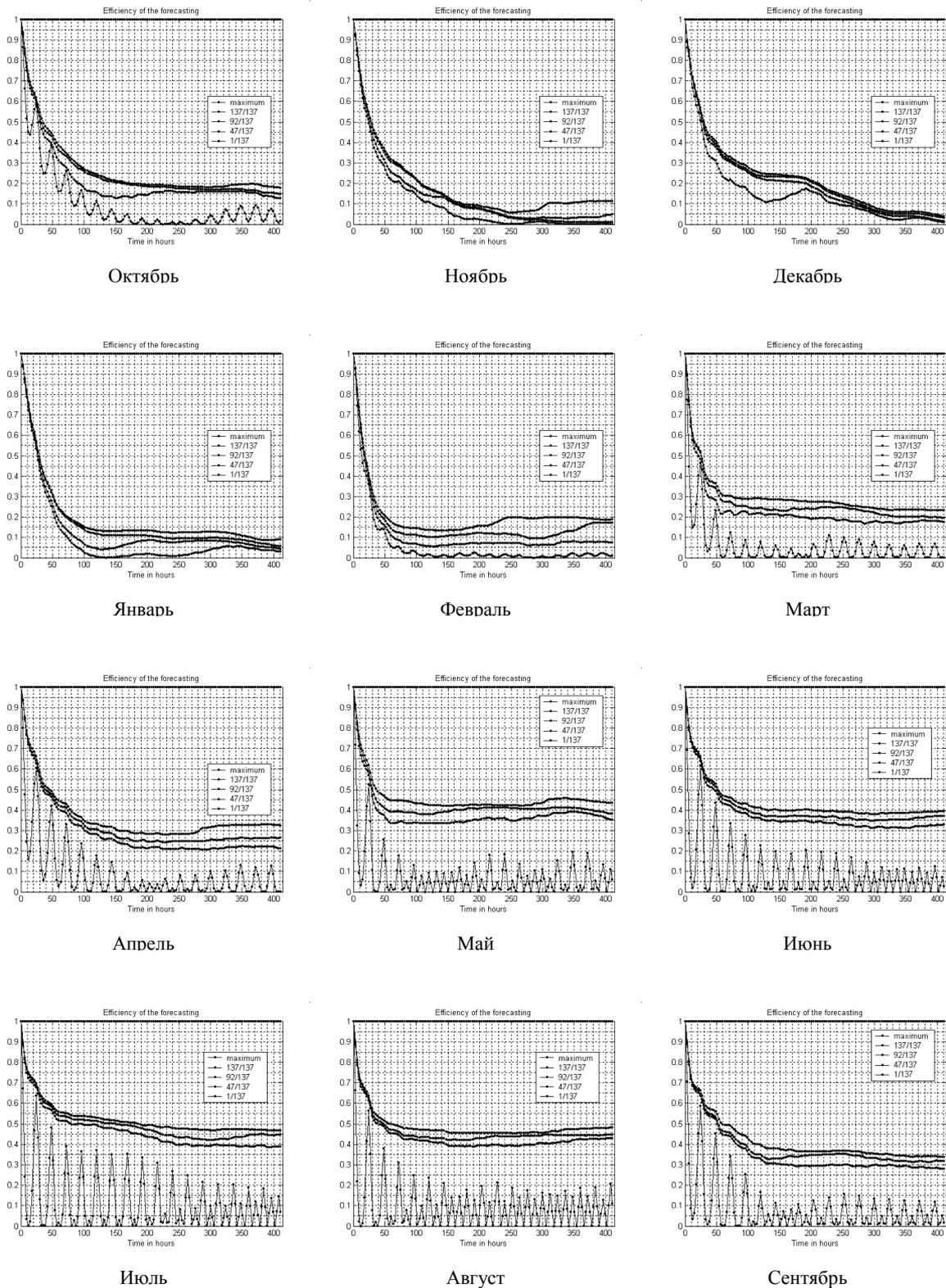
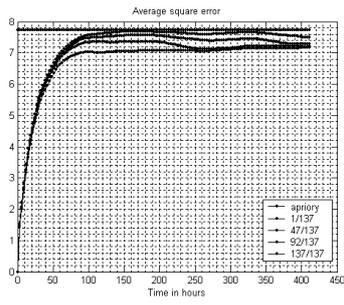
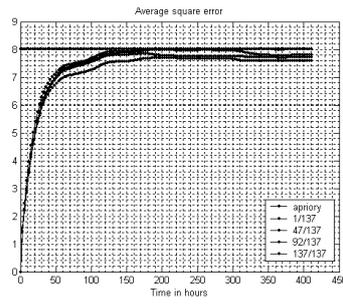


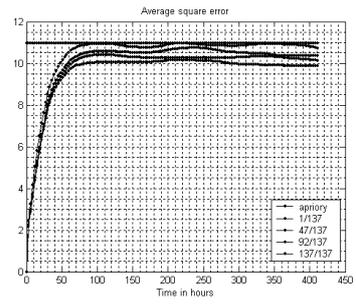
Рис. 3. Графики эффективности прогноза температуры



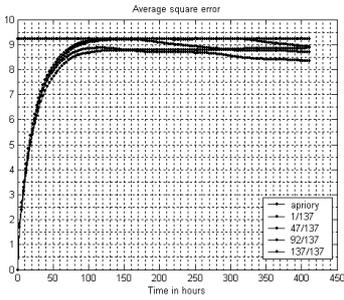
Октябрь



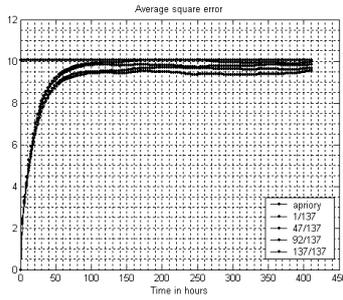
Ноябрь



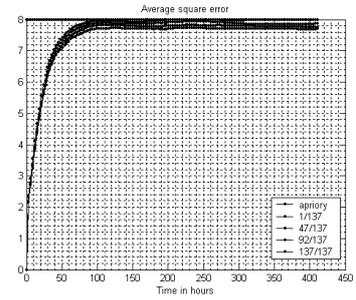
Декабрь



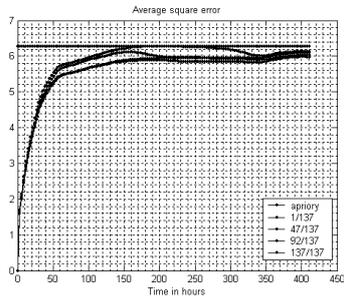
Январь



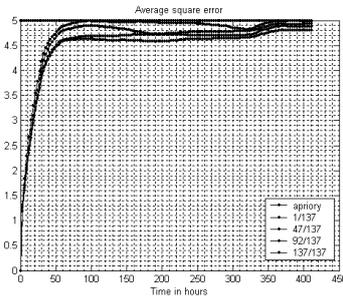
Февраль



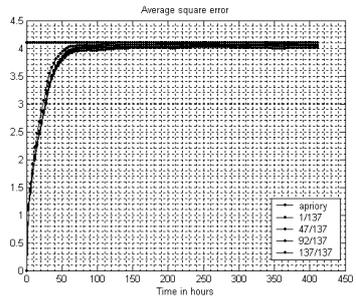
Март



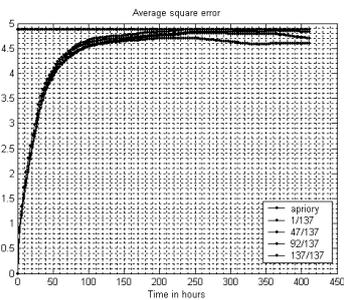
Апрель



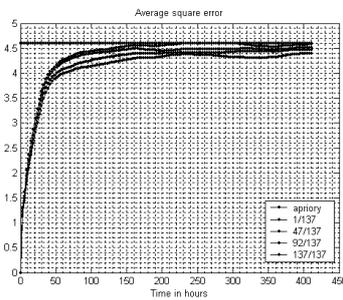
Май



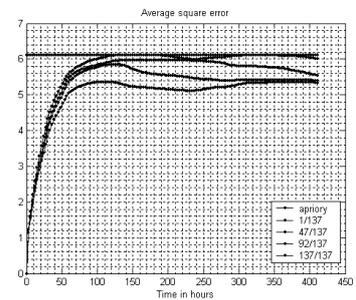
Июнь



Июль



Август



Сентябрь

Рис. 4. Графики с.к.о. прогноза атмосферного давления

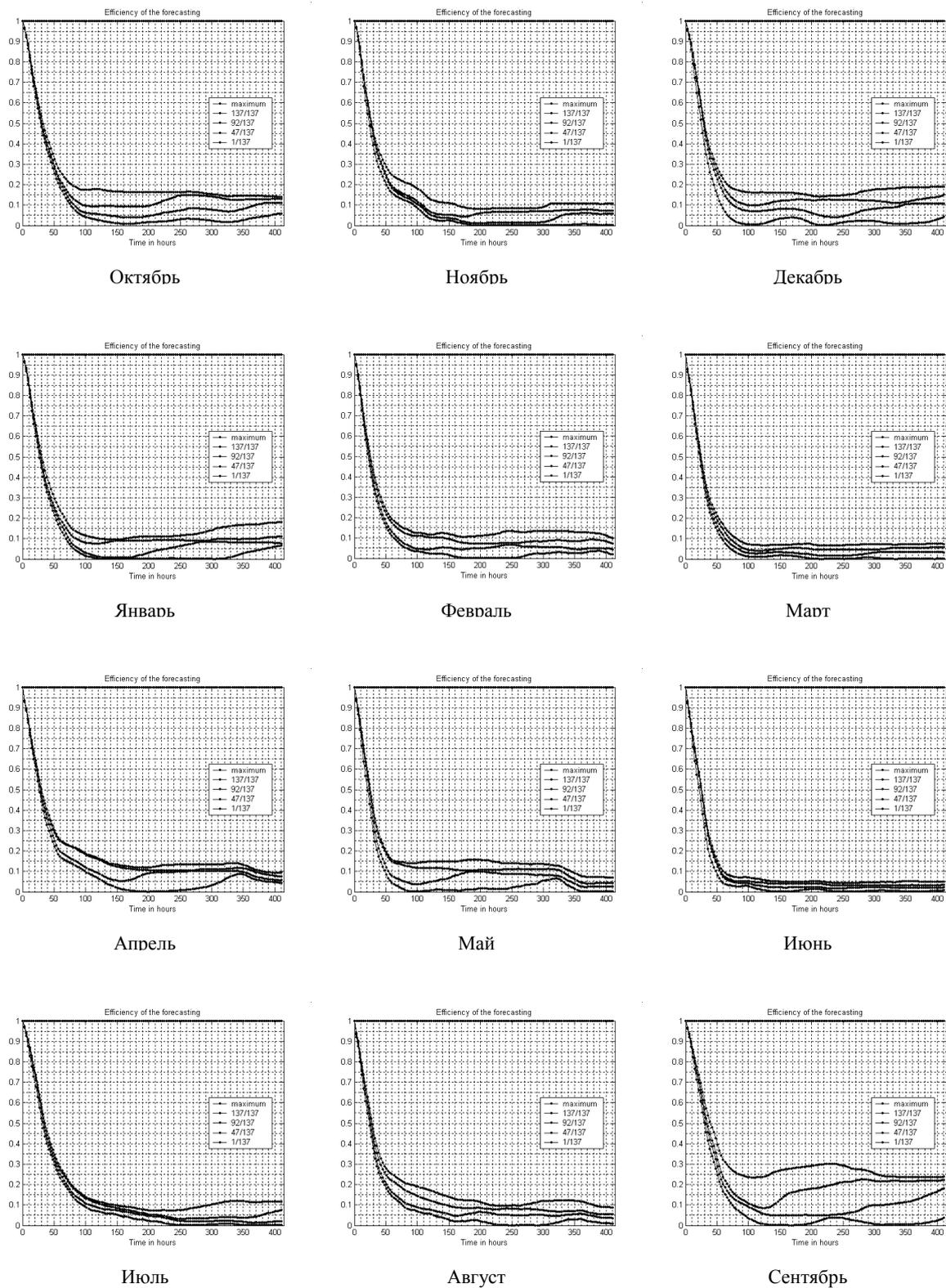


Рис. 5. Графики эффективности прогноза атмосферного давления

Заключение

В статье рассмотрены вопросы, связанные с потенциальными возможностями статистического прогнозирования метеорологических процессов. Как показывает разработанный ранее алгоритм прогнозирования [3], эти возможности можно выяснить до применения алгоритма прогнозирования на основе анализа ковариационных функций рассматриваемых процессов. С этой целью рассчитаны оценки ковариационных функций температуры воздуха и атмосферного давления для 12 месяцев года, построены их графики и выявлены основные характеристики (интервал корреляции, наличие и амплитуда суточных колебаний). Это позволяет в первом приближении указать времена наблюдения и прогнозирования процессов. Имеющийся алгоритм линейного прогнозирования [3] позволяет уточнить эти приближения путем расчета с.к.о. прогноза. Были рассчитаны с.к.о. и построены их графики для температуры воздуха и атмосферного давления. Наличие таких графиков позволяет при нормальных распределениях рассчитывать доверительные вероятности (оправданность) прогноза. Наконец, была введена обобщающая характеристика потенциальной возможности прогнозирования скалярного случайного процесса, которая названа эффективностью прогнозирования, и рассчитана эффективность прогнозирования атмосферного давления и температуры воздуха для 12 месяцев года. В результате было обнаружено, что эффективность прогнозирования указанных процессов достаточно быстро падает с ростом заблаговременности прогноза. В то же время оказалось, что для ряда месяцев года сохраняется достаточно высокий уровень эффективности для среднесрочного и долгосрочного прогнозирования рассмотренных процессов.

Полученные в статье результаты и выводы могут быть использованы в качестве руководства в случае применения статистического прогнозирования рассмотренных процессов, их также можно успешно применять в любой области, связанной с прогнозированием случайных процессов.

Список литературы

1. Колмогоров, А.Н. Интерполирование и экстраполирование стационарных случайных последовательностей / А.Н. Колмогоров // Известия АН СССР. Сер. математическая. – 1941. – Т. 5. – С. 3–14.
2. Андерсон, Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон. – М.: Мир, 1976. – 756 с.
3. Муха, В.С. Статистическое векторное прогнозирование количественных характеристик погоды / В.С. Муха // Информационные системы и технологии (IST'2004): материалы Междунар. конф., Минск, Беларусь, 8–10 ноября 2004 г. Ч. 2. – Минск, 2004. – С. 195–200.
4. GISMETEО.RU: Прогноз погоды [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.gismeteo.ru>. – Дата доступа: 12.06.2007.
5. Муха, В.С. Теория вероятностей / В.С. Муха. – Минск: БГУИР, 2001. – 167 с.

Поступила 25.06.07

*Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники,
Минск, П. Бровки, 6
e-mail: mukha@bsuir.by*

V.S. Mukha, A.F. Trofimovich

EFFICIENCY OF SCALAR STATISTICAL PREDICTION OF METEOROLOGICAL PROCESSES

A concept of efficiency of scalar statistical prediction of meteorological processes is introduced. The analysis of efficiency of scalar prediction of meteorological processes is executed on the basis of estimations of air temperature and atmospheric pressure correlations functions and random sequence linear statistical algorithm.