

Современные климатические изменения на юго-западе Валдайской возвышенности: статистический анализ многолетней динамики температуры воздуха

В. А. Газарян^{1,2,a}, Ю. А. Курбатова³, Т. А. Овсянников¹, Н. Е. Шапкина^{1,b}

¹ Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, физический факультет, кафедра математики; кафедра компьютерных методов физики.

Россия, 119991, Москва, Ленинские горы, д. 1, стр. 2.

² Финансовый университет при правительстве РФ, факультет прикладной математики и информационных технологий, кафедра «Теория вероятностей и математическая статистика».

Россия, 125993, Москва, Ленинградский просп., д. 49.

³ Федеральное агентство научных организаций. Институт проблем экологии и эволюции имени А. Н. Северцова РАН. Россия, 119071, Москва, Ленинский просп., д. 33.

E-mail: ^a varvaragazaryan@yandex.ru, ^b neshapkina@mail.ru

Статья поступила 13.04.2015, подписана в печать 11.05.2015.

В связи с признанием научным сообществом современных изменений глобального климата особенно актуальным становится статистический анализ рядов динамики гидрометеорологических параметров. В настоящей работе проведена декомпозиция временного ряда температуры воздуха, позволившая выявить регулярную, сезонную и случайную компоненты, а также оценить их статистическую значимость и адекватность результатам наблюдений. На основании построенной линейной регрессионной модели делается вывод о статистически значимом увеличении среднегодовой температуры воздуха в рассматриваемом регионе как для всего периода наблюдений, так и для отдельных месяцев года.

Ключевые слова: гидрометеорологические параметры, статистический анализ, временной ряд, регрессионная модель, сезонная декомпозиция, проверка статистических гипотез.

УДК: 519.21, 519.25. PACS: 02.50.–г, 02.50.Le.

Введение

Исследования глобальных физических процессов в атмосфере опираются на данные, полученные в результате экспериментов по измерению параметров окружающей среды. Вопросы оценки трендов гидрометеорологических параметров приобрели в последние годы особую актуальность в связи с изменениями климата, которые проявляются прежде всего в увеличении средней глобальной температуры воздуха [1]. Однако климатические изменения носят региональный характер, поэтому репрезентативная оценка трендов гидрометеорологических параметров на региональном уровне может быть основана исключительно на данных локальных наблюдений или на данных сети метеорологических станций. Целью настоящей работы являются выявление и оценка статистическими методами трендов температуры воздуха, полученных на основе многолетних данных наблюдений в отдельном регионе — на юго-западе Валдайской возвышенности. Данные, полученные на особо охраняемых территориях (заповедники, национальные парки), дают уникальную информацию о естественных процессах изменения природной среды и климата [2–8].

1. Статистический анализ временного ряда температуры

Статистический анализ временного ряда температуры воздуха выполнен на основе данных метеорологической станции.

Температура воздуха регистрируется каждые 3 часа с последующим осреднением до среднесуточных значений и выражена в градусах Цельсия ($^{\circ}\text{C}$), приборная погрешность составляет 0.1°C .

Данные любой метеорологической станции представляют упорядоченную совокупность значений переменных, измеряемых через строго постоянный временной промежуток, т.е. являются временным (динамическим) рядом. Поэтому далее временной ряд температуры рассматривается как упорядоченная последовательность N среднесуточных значений температуры X_1, X_2, \dots, X_N в моменты времени t_1, t_2, \dots, t_N , где N — число уровней ряда (суток).

В статистическом анализе временных рядов предполагается, что исходные данные содержат детерминированную и случайную компоненты. Детерминированная компонента, как правило, состоит из тренда, определяющего главную тенденцию временного ряда, некоторых регулярных колебаний относительно тренда — циклов и периодических сезонных колебаний [9–11]. Для того чтобы представить временной ряд в виде той или иной композиции его компонент, необходимо последовательное выделение этих компонент — декомпозиция исходного временного ряда. Визуальный анализ данных, представленных на рис. 1, показывает, что ряд динамики температуры содержит регулярную (сезонную и трендовую) и нерегулярную (случайную) компоненты.

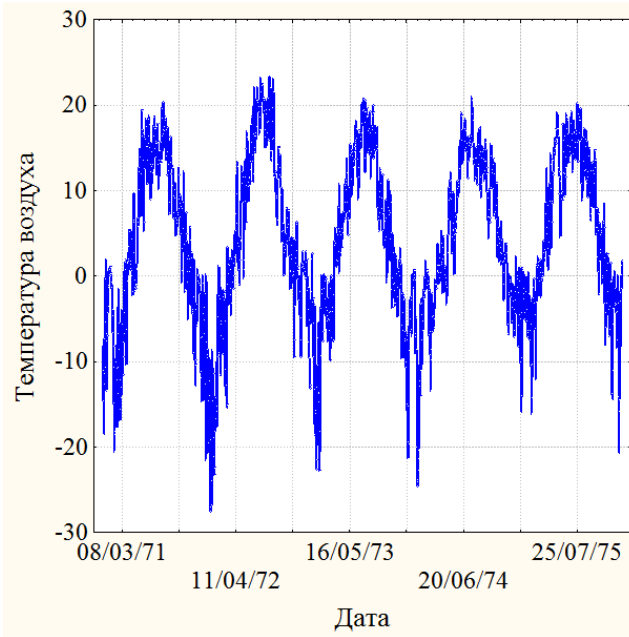


Рис. 1. Графическое представление временного ряда температуры воздуха в °С (1971–1975 гг.)

Поскольку тенденции к увеличению амплитуды сезонных колебаний за рассматриваемый период с 1971 по 2011 годы не наблюдается, целесообразно построение аддитивной модели временного ряда [11]:

$$X_t = S_t + u_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где S_t — постоянная сезонная составляющая, u_t — тренд, определяющий основную тенденцию временного ряда, ε_t — нерегулярная составляющая, $t = 1, 2, \dots, N$, где N — число уровней ряда. В качестве климатической нормы температуры в каждый момент времени t рассматривается ее среднее значение в данный момент времени t за 30 лет [1]. Поэтому предположим, что на протяжении 40 лет наблюдений за температурой и осадками сезонная компонента s_t является постоянной, так как выявить существенные изменения временных рамок сезонов за данный период не представляется возможным.

Для анализа динамики временных рядов температуры предлагается провести сглаживание методом простой скользящей средней с последующим построением линейной регрессионной модели временных рядов [12, 13]. С помощью метода простой скользящей средней [12, 14] происходит преобразование исходного ряда температуры или осадков $X_t, t = 1, \dots, N$ (1) в ряд скользящих средних \hat{X}_i рассматриваемого показателя:

$$\hat{X}_i = \frac{\sum_{t=i-p}^{i+p} X_t}{K}, \quad (2)$$

$$p = \frac{K-1}{2}, \quad t = 1, \dots, N, \quad i = p+1, \dots, N-p,$$

где K — интервал сглаживания, равный периоду сезонности, $K = 365$. Последовательно вычисляется

среднее арифметическое для K первых значений, затем снова для K значений, начиная со второго, и т.д. Таким образом, интервал сглаживания как бы скользит по временному ряду с шагом, равным единице, а полученная средняя величина \hat{X}_i относится к середине выбранного интервала [12, 15]. Ряд скользящих средних на один период сезонности K короче исходного ряда, так как первые и последние $\frac{K}{2}$ членов исходного ряда не включаются. Процедура сглаживания приводит к тому, что результаты становятся более устойчивыми к выбросам (аномальным значениям).

После сглаживания исходного ряда наблюдений температуры можно переходить к классической сезонной декомпозиции изучаемого временного ряда. Усредняя разность уровней исходного и сглаженного рядов по всему периоду наблюдений, получаем значение сезонной компоненты [12]:

$$S_t = \frac{\sum_{j=0}^{J-1} [X_{k+Kj} - \hat{X}_{k+Kj}]}{J}, \quad t = k + Kj, \quad j = 0, \dots, J-1, \quad (3)$$

где J — число периодов сезонности (лет), $t = 1, 2, \dots, N$, $J = 41$, $K = 365$.

2. Регрессионный анализ основной тенденции развития временного ряда температуры. Оценка статистической значимости и адекватности построенной регрессионной модели

После вычитания из исходного временного ряда (1) сезонной компоненты S_t (3), $t = 1, 2, \dots, N$, для полученной разности строится уравнение линейной регрессии, характеризующее зависимость уровней ряда $y_t = X_t - S_t$ от времени t :

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t, \quad (4)$$

где β_0 и β_1 — параметры уравнения линейной регрессии, ε_t — случайная составляющая, $t = 1, 2, \dots, N$.

Отметим, что если декомпозиция временного ряда (1) проведена успешно и линейная модель адекватна результатам наблюдений, случайная величина ε_t имеет нормальное распределение: $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$, и значения ε_t , $t = 1, 2, \dots, N$, не коррелированы. Необходимо также учесть, что построение линейной регрессионной модели временного ряда целесообразно проводить только в случае достаточно тесной корреляционной связи уровней ряда $y_t = X_t - S_t$ и времени t , оценкой которой является эмпирический коэффициент линейной корреляции Пирсона r_u [12, 15, 16]:

$$r_u = \frac{Q_{ty}}{\sqrt{Q_t Q_y}}, \quad (5)$$

где $Q_t = \sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})^2$, $Q_y = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$, $\bar{t} = \frac{\sum_{i=1}^N t_i}{N}$, $\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N}$, $Q_{ty} = \sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})(y_i - \bar{y})$, $r_u \in [-1; 1]$. Чем

ближе $|r_u|$ к единице, тем сильнее выражена линейная зависимость y_t от t , на практике построение линейной регрессионной модели (4) имеет смысл при $|r_u| > 0.3$.

Для решения основных задач линейного регрессионного анализа временного ряда $y_t = X_t - S_t$ необходимо получить оценки параметров β_0 и β_1 (4), проверить их статистическую значимость, а также адекватность построенной регрессионной модели результатам наблюдений. В качестве оценки параметров линейной регрессии (4) обычно рассматриваются значения $\tilde{\beta}_0, \tilde{\beta}_1$, полученные по методу наименьших квадратов (МНК) [11, 14–17], поскольку МНК-оценки являются несмещенными, имеют минимальную дисперсию в классе линейных несмещенных оценок и совпадают с оценками максимального правдоподобия при указанных выше свойствах случайной составляющей ε_t . Тогда функция $y = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 t$ определяет эмпирическую (выборочную) регрессию временного ряда, позволяющую получить расчетные регрессионные значения уровней ряда \tilde{y}_t :

$$\tilde{y}_t = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 t, \quad t = 1, 2, \dots, N. \quad (6)$$

Линейная регрессионная модель (4) считается незначимой, если $\beta_1 = 0$, так как в этом случае в (4) отсутствует линейная зависимость уровней ряда y_t от времени t . Поэтому для анализа значимости линейной регрессионной модели ряда (4) необходимо проверить нулевую гипотезу $H_0: \beta_1 = 0$ при альтернативе $H_1: \beta_1 \neq 0$ на уровне значимости α [17–20]. Для этого определяется выборочная статистика F_s критерия проверки нулевой гипотезы:

$$F_s = \frac{\sum_{t=1}^N (\tilde{y}_t - \bar{y})^2}{S^2}, \quad (7)$$

где $S^2 = \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \tilde{y}_t)^2}{N-2}$ — остаточная дисперсия, $\bar{y} = \frac{\sum_{t=1}^N y_t}{N}$, \tilde{y}_t — значения уровней ряда, рассчитанные по уравнению регрессии (6), $t = 1, 2, \dots, N$. Если гипотеза $\beta_1 = 0$ верна, то выборочная статистика F_s имеет распределение Фишера [11]: $F_s \sim F(1, N-1)$. Поэтому гипотеза H_0 принимается на заданном уровне значимости α , если $F_s < F_{1-\alpha}(1, N-2)$, где $F_{1-\alpha}(1, N-2)$ — квантиль распределения Фишера порядка $1 - \alpha$, и тогда регрессионная модель (4) является незначимой. Если же $F_s > F_{1-\alpha}(1, N-2)$, гипотеза $H_0: \beta_1 = 0$ отклоняется и регрессионная модель считается статистически значимой.

Далее проводится проверка нулевой гипотезы $H'_0: \beta_0 = 0$ при альтернативе $H'_1: \beta_0 \neq 0$ на уровне значимости α' . Рассматривается выборочная статистика критерия

$$t_s = \frac{\tilde{\beta}_0}{\sqrt{D\tilde{\beta}_0}}, \quad (8)$$

где $D\tilde{\beta}_0$ — дисперсия оценки $\tilde{\beta}_0$, гипотеза H'_0 принимается на уровне значимости α , если

$|t_s| < t_{1-\alpha'/2}(N-2)$, где $t_{1-\alpha'/2}(N-2)$ — квантиль распределения Стьюдента порядка $1 - \alpha'/2$ [11, 18]. В противном случае H'_0 отклоняется на заданном уровне значимости α' , принимается альтернатива $H'_1: \beta_0 \neq 0$. Если в результате проверки отклоняются обе нулевые гипотезы H_0 и H'_0 , то линейное уравнение регрессии считается статистически значимым по обоим параметрам.

Важной характеристикой линейной регрессионной модели является коэффициент детерминации R^2 , выражающий вклад тренда (6) в дисперсию Dy исходного процесса:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (9)$$

так как согласно основному тождеству дисперсионного анализа $\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2$, обозначим Q_e остаточную сумму квадратов:

$$Q_e = \sum_{i=1}^N e_i^2, \quad e_i = y_i - \tilde{y}_i. \quad (10)$$

Если регрессионная модель временного ряда линейна, как в данном случае, то $\sqrt{R^2} = |r|$, где r — эмпирическая оценка коэффициента линейной корреляции Пирсона (5).

Для оценки адекватности построенной линейной регрессионной модели необходимо провести анализ остатков e_t , $t = 1, 2, \dots, N$ (10). Если модель (6) является адекватной, то Q_e (10) имеет распределение Пирсона: $Q_e \sim \sigma^2 \chi_{N-2}^2$ [17]. Поскольку количество наблюдений N в ряду динамики метеорологических показателей достаточно велико, $N = JK$, $J = 41$, $K = 365$, то остатки e_t , $t = 1, 2, \dots, N$, имеют распределение, близкое к нормальному. Следовательно, для оценки адекватности модели (6) необходимо проверить гипотезу о нормальном распределении остатков e_t на основании критерия согласия Пирсона [9, 11]. В статистических пакетах результаты проверки гипотезы о нормальном распределении исследуемых выборочных данных наглядно демонстрируются на специальном графике — так называемой вероятностной бумаге. Данный метод основан на том, что при $N \rightarrow \infty$ эмпирическая функция распределения $\hat{F}(x)$, построенная по выборочным данным, сходится к теоретической функции распределения $F(x)$ наблюдаемой случайной величины, $-\infty < x < \infty$. Графиком функции $F^{-1}(F(x))$, где $F^{-1}(\cdot)$ — функция, обратная к $F(\cdot)$, является прямая. Если остатки e_t имеют нормальное распределение $N(0, \sigma^2)$, то на графике «вероятностной бумаги» значения функции $F^{-1}(\hat{F}(x))$, где $\hat{F}(x)$ — выборочная функция распределения остатков e_t , располагаются вблизи прямой. Предположим, что выборочные данные подчиняются нормальному закону распределения. Если в качестве $F^{-1}(\cdot)$ вы-

брать функцию, обратную функции распределения нормальной случайной величины, график функции $F^{-1}(\hat{F}(x))$ будет близок к прямой.

3. Декомпозиция временного ряда температуры. Результаты вычислительного эксперимента

3.1. Трендовая компонента временного ряда температуры

Статистический анализ временных рядов температуры воздуха проводится в настоящей работе программными средствами прикладного пакета STATISTICA. Графическое представление фрагмента временного ряда температуры воздуха показано на рис. 1, а. Проведено сглаживание временного ряда (1) температуры воздуха за 1971–2011 годы методом простой скользящей средней (2) с интервалом сглаживания 1 год (рис. 2, кривая). В результате оценки линейной зависимости уровней сглаженного ряда температуры от времени t получен эмпирический коэффициент корреляции Пирсона r_u (5), равный 0.52, что свидетельствует о наличии линейной корреляционной зависимости сглаженной среднесуточной температуры воздуха от времени.

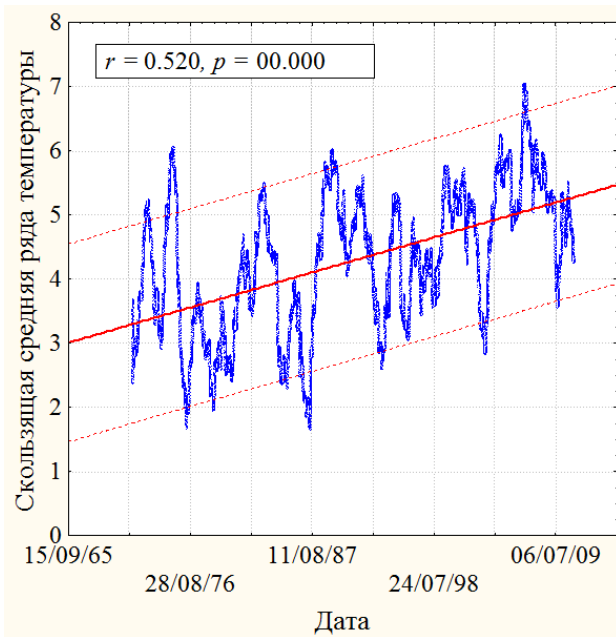


Рис. 2. Скользящая средняя временного ряда температуры воздуха за 1971–2011 гг. с интервалом сглаживания 1 год, график уравнения линейной регрессии (прямая линия), доверительный интервал уравнения регрессии на уровне доверия 0.9 (пунктирные линии)

Построено уравнение линейной регрессии (4), (6) (рис. 2, прямая), где в качестве значений y_t рассматриваются уровни сглаженного ряда. В результате регрессионного анализа ряда температуры получены следующие оценки параметров линейной регрессионной модели: $\beta_0 = -0.272$, $\beta_1 = 0.000137$. При проверке нулевой гипотезы $H_0: \beta_1 = 0$ о незначимости линейной регрессионной модели при альтернативе $H_1: \beta_1 \neq 0$ на уровне значимости $\alpha = 0.01$

получен минимальный уровень значимости p при наблюдениях, практически равный нулю. Значение $p = P(F(1, N-1) > F_s)$, называется p -уровнем где $F(1, N-1)$ — случайная величина, имеющая распределение Фишера, F_s (7) — выборочная статистика Фишера. Поскольку $\alpha > p$, гипотезу $H_0: \beta_1 = 0$ следует отвергнуть. При проверке нулевой гипотезы $H'_0: \beta_0 = 0$ при альтернативе $H'_1: \beta_0 \neq 0$ на уровне значимости $\alpha' = 0.01$ на основании выборочной статистики критерия t_s (8) минимальный уровень значимости p при наблюдениях \hat{X} также оказывается близок к нулю. Таким образом, гипотезу $H'_0: \beta_0 = 0$ следует отвергнуть и оба параметра линейной регрессии считать значимыми.

Значение коэффициента детерминации $R_u^2 = 0.27$ (9) показывает значительный (> 25%) вклад тренда (6) в дисперсию $D\hat{X}$ уровней сглаженного ряда. Следовательно, линейная регрессионная модель (4) является статистически значимой на уровне значимости менее 0.01 и можно сделать вывод о наличии общей тенденции к увеличению среднесуточной температуры воздуха за рассматриваемый период.

Для оценки адекватности построенной линейной регрессионной модели сглаженного ряда температуры \hat{X}_t проведен анализ остатков e_t , $t = 1, 2, \dots, N$ (10). При проверке гипотезы о нормальном распределении остатков e_t с помощью критерия согласия Пирсона видно (рис. 3, слева), что гистограмма остатков близка к графику плотности нормального распределения. Близость эмпирического распределения остатков e_t к теоретическому нормальному распределению продемонстрирована также на «вероятностной бумаге» (рис. 3, справа): значения функции $F^{-1}(\hat{F}(x))$ располагаются вблизи прямой.

3.2. Сезонная компонента ряда температуры

Важнейшим этапом декомпозиции временного ряда является выделение сезонной компоненты S_t (3). Сезонная компонента S_t ряда температуры воздуха X_t (1) представлена на рис. 4 (слева). Для сравнения на рис. 4 (справа) приведена соответствующая часть исходного ряда динамики X_t за 1985 г. На графиках точка 0 по горизонтали соответствует 1 января 1985 г. Дисперсионный анализ сезонной компоненты S_t показал, что она вносит значительно больший вклад в дисперсию исходного ряда динамики X_t , чем линейная трендовая компонента: коэффициент детерминации $R_s^2 = 0.78$, в то время как вклад линейной трендовой компоненты в дисперсию ряда скользящих средних $R_u^2 = 0.27$. Таким образом, как и следовало ожидать, сезонная компонента является наиболее значимой в ряду динамики температуры воздуха. На практике сезонная компонента не является постоянной, поэтому она вносит различный вклад в ряды динамики температуры разных лет,

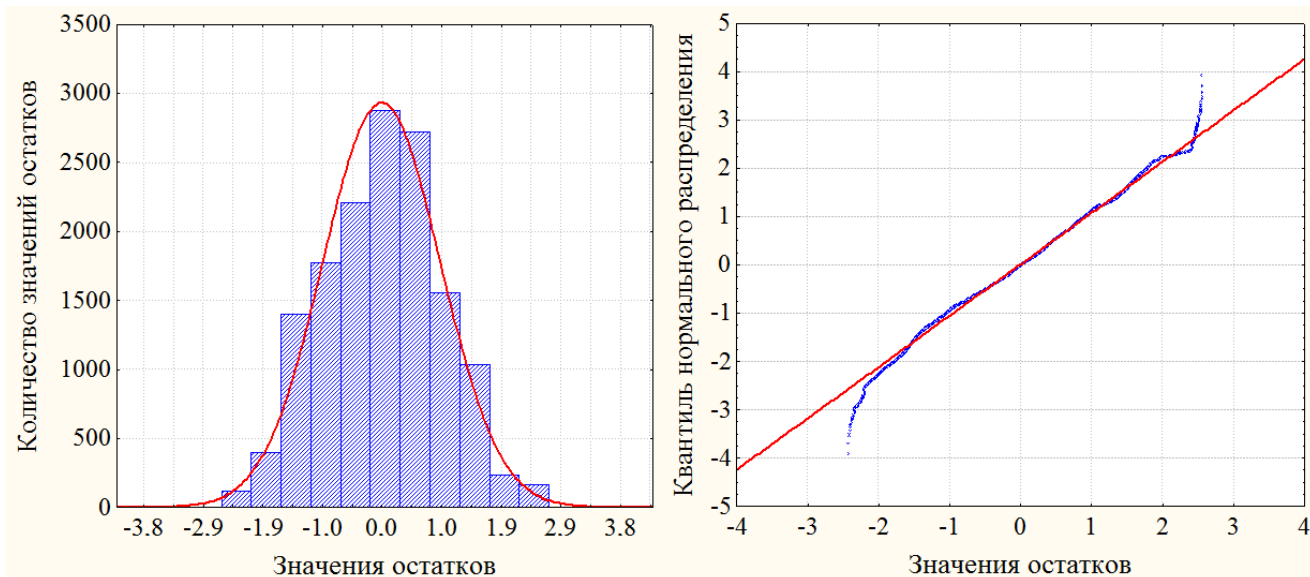


Рис. 3. Гистограмма остатков e_t скользящих средних \hat{X}_t ряда температуры (слева). Близость эмпирического распределения остатков e_t ряда температуры к теоретическому нормальному распределению (справа)

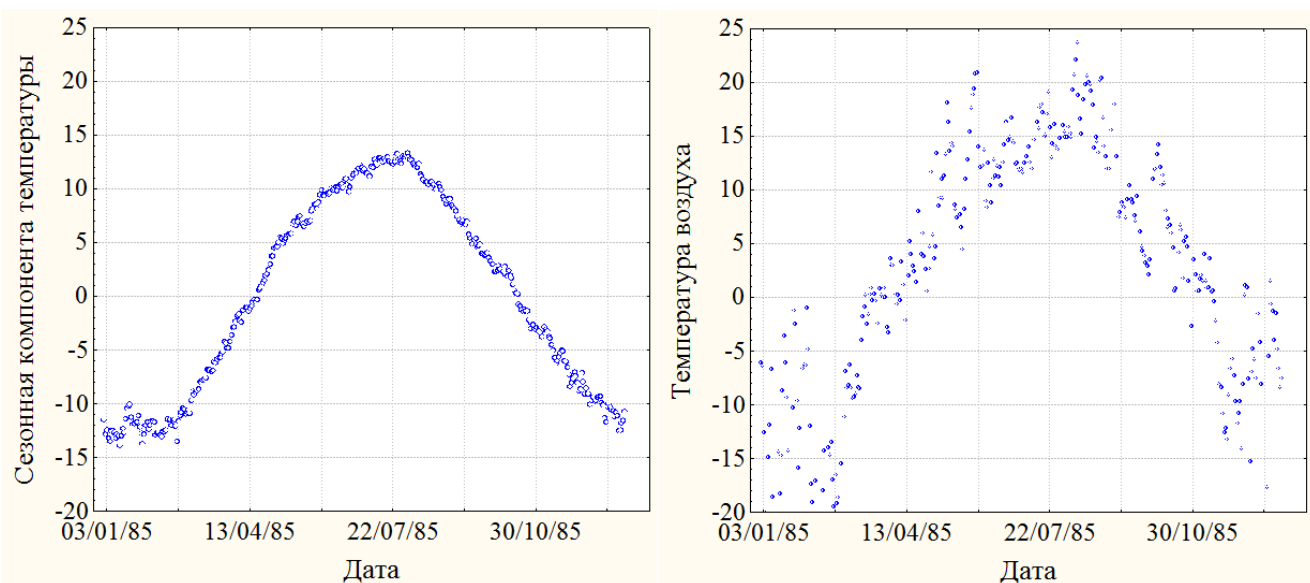


Рис. 4. Сезонная компонента S_t ряда температуры (слева). Временной ряд X_t температуры воздуха в 1985 г. (справа)

например в 1985 г. $R_s^2 = 0.60$, в 1993 г. $R_s^2 = 0.91$, а в 2003 г. $R_s^2 = 0.73$. По этой же причине при построении линейной регрессионной модели ряда температуры $y_t = X_t - S_t$ (4), не содержащего постоянную сезонную компоненту S_t , коэффициент корреляции Пирсона r_y имеет меньшее значение, чем коэффициент корреляции Пирсона r_u уравнения регрессии ряда скользящих средних \hat{X}_t : $r_y = 0.12$, $r_u = 0.52$.

Несмотря на небольшое значение коэффициента корреляции r_y , линейная регрессионная модель ряда $y_t = X_t - S_t$ является значимой на уровне значимости $\alpha \geq 10^{-16}$, следовательно, наличие общей тенденции к увеличению среднесуточной температуры воздуха за рассматриваемый период подтверждается.

3.3. Анализ линейной регрессионной модели временных рядов температуры воздуха для различных месяцев

Целью данного исследования является не только анализ ряда динамики температуры за период с 1971 по 2011 г., но и изучение динамики температуры воздуха для разных месяцев года по отдельности. Рассмотрим двенадцать временных рядов температуры воздуха $X_{t1}, X_{t2}, \dots, X_{t12}$, где X_{ti} , $i = 1, \dots, 12$, — временной ряд температуры i -го месяца, полученный из исходного ряда X_t , $X_{ti} = \sum_{j=1}^{41} X_{ti}^j$, где X_{ti}^j — фрагмент ряда X_t , содержащий значения температуры j -го года i -го месяца. В таблице представлены результаты регрессионного анализа временных рядов температуры для различных месяцев года.

Значимость линейного тренда температуры для различных месяцев

Рост температуры	Значимость модели, $\alpha < 0.01$	Коэффициент детерминации	Коэффициент корреляции	Тренд за 10 лет, °C
Все месяцы	Значима	0.27	0.52	0.50
Январь	Значима	0.15	0.39	1.13
Февраль	Не значима			
Март	Значима	0.04	0.21	0.36
Апрель	Значима	0.17	0.41	0.67
Май	Значима	0.02	0.16	0.27
Июнь	Значима	0.05	0.22	0.34
Июль	Значима	0.23	0.48	0.74
Август	Значима	0.28	0.53	0.69
Сентябрь	Значима	0.11	0.33	0.51
Октябрь	Значима	0.11	0.33	0.54
Ноябрь	Не значима			
Декабрь	Не значима			

В результате построения линейной регрессионной модели сглаженных рядов X_{ti} , $i = 1, \dots, 12$, можно сделать следующий вывод: линейная регрессионная модель является значимой для рядов \hat{X}_{ti} , $i = 1, 4, 7, 8, 9, 10$, т. е. в январе, апреле, июле, августе, сентябре и октябре. Для этих месяцев гипотеза $H_0: \beta_1 = 0$ не принимается на уровне значимости $\alpha = 0.01$ и линейный коэффициент корреляции Пирсона превышает 0,33, что говорит о наличии тенденции к увеличению температуры воздуха за 40 лет для указанных месяцев года. Наибольшее потепление при анализе временного ряда температуры отмечено в январе (см. таблицу).

Заключение

Проведена декомпозиция временного ряда среднесуточной температуры воздуха: аналитическое сглаживание методом простой скользящей средней, построение линейных регрессионных моделей сглаженных рядов динамики для временного периода с 1971 по 2011 г., выделение сезонной и нерегулярной компонент.

Выделен линейный тренд роста температуры, установлены его значимость (на уровне значимости не более 0.01) и адекватность данным наблюдений. Дисперсионный анализ показал, что сезонная компонента вносит значительно больший вклад в дисперсию исходного ряда динамики, чем линейная трендовая компонента, и является наиболее значимой в ряду динамики температуры воздуха. Полученный линейный тренд ряда температуры $0.50^\circ\text{C}/10$ лет (1971–2011 гг.) согласуется с данными Росгидромета $0.48^\circ\text{C}/10$ лет (европейская территория России, 1976–2006 гг.).

Построены линейные регрессионные модели ряда температуры для отдельных месяцев. Проанализированы их значимость и вклад в дисперсию исходного

временного ряда температуры. Обнаружена тенденция к увеличению температуры воздуха за 40 лет для 1, 4, 7, 8, 9 и 10-го месяцев года.

На основании анализа временного ряда динамики температуры и построенной линейной регрессионной модели можно сделать вывод о статистически значимом увеличении среднегодовой температуры воздуха в рассматриваемом регионе за 40 лет на 1.6°C при погрешности измерений 0.1°C .

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (гранты 14-07-00409, 12-01-00479-а, 14-05-797).

Список литературы

1. Barker T., Bashmakov I., Bernstein L. et al. // IPCC. Climate Change. 2007. N.Y., 2007.
2. Smith T.M., Reynolds R.W. // J. Clim. 2005. **18**. P. 2021.
3. Децереvская О.А., Динь Ба Зуй, Курбатова Ю.А. и др. // Геофизические процессы и биосфера. 2013. **12**, № 2. С. 5.
4. Kurbatova J., Li C., Varlagin A. et al. // Biogeosciences. 2008. № 5. P. 969.
5. Kurbatova J., Li Ch., Tatarinov F. et al. // Environ. Res. Lett. 2009. № 4. 045022.
6. Kurbatova J., Tatarinov F., Molchanov A. et al. // Environ. Res. Lett. 2013. № 8. 045028.
7. Olchev A., Novenko E., Deshchinskaya O. et al. // Environ. Res. Lett. 2009. № 4. 045007.
8. Vygodskaya N.N., Groisman P.Ya., Tchebakova N.M. et al. // Environ. Res. Lett. 2007. № 2. 045033.
9. Боровиков В. STATISTICA. Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов. СПб., 2003.
10. Кузнецова В.Е., Сивелькин В.А. Статистическое моделирование временных рядов с использованием метода классической сезонной декомпозиции (метод Census 1) ППП Statistica. Оренбург, 2002.
11. Вуколов Э.А. Основы статистического анализа. М., 2008.

12. *Gluhovskiy A., Ernest A.* // J. Appl. Meteorol. Climatol. 2007. **46**. P. 1125.
13. *Deshmukh D.T., Lunge H.S.* // Int. J. Scientific & Technol. Res. February 2013. **2**, N 2. P. 67.
14. *Плохотников К.Э., Колков С.В.* Статистика: Учеб. пособие. М., 2006.
15. *Пузаченко Ю.Г.* Математические методы в экологических и географических исследованиях. М., 2004.
16. *Пытьев Ю.П., Газарян В.А., Росницкий П.Б.* // Вестн. Моск. ун-та. Физ. Астрон. 2014. № 3. С. 8. (*Pyt'ev Yu.P., Gazaryan V.A., Rosnitskiy P.B.* // Moscow University Phys. Bull. 2014. **69**, N 3. P. 210.)
17. *Пытьев Ю.П., Шишмарёв И.А.* Теория вероятностей, математическая статистика и элементы теории возможностей для физиков. М., 2010.
18. *Газарян В.А., Матвеева Т.В., Чехонина Ю.Г.* и др. // Интеллектуальные системы. 2010. **14**. С. 107.
19. *Газарян В.А., Иваницкая Н.В., Пытьев Ю.П., Шаховская А.К.* // Вестн. Моск. ун-та. Физ. Астрон. 2003. № 2. С. 12. (*Gazaryan V.A., Ivanitskaya N.V., Pyt'ev Yu.P., Shakhovskaya A.K.* // Moscow University Phys. Bull. 2003. **58**, N 2. P. 12.)
20. *Овсянников Т.А., Шапкина Н.Е., Газарян В.А.* и др. // Тр/ XVII междунар. научно-практической конференции. СПб., 22–23 мая 2014. С. 158.

Contemporary climate changes in the southwest of the Valdai Hills: A statistical analysis of the long-term dynamics of the air temperature

V. A. Gazaryan^{1,2,a}, J. A. Kurbatova³, T. A. Ovsyannikov¹, N. E. Shapkina^{1,b}

¹ Department of Mathematics; Department of Computer Methods of Physics, Faculty of Physics, Lomonosov Moscow State University, Moscow 119991, Russia.

² Department «Theory of Probability and Mathematical Statistics», Faculty of Applied mathematics and information technologies, Financial University by the Government of the Russian Federation, Moscow 125993, Russia.

³ Severtsov Institute of Ecology and Evolution, Russian Academy of Sciences, Moscow 119071, Russia.

E-mail: ^a varvaragazaryan@yandex.ru, ^b neshapkina@mail.ru.

As the scientific community accepts the modern global climate changes, statistical analysis of a time series of hydrometeorological parameters becomes topical. A time series of air temperature was decomposed in this work; the decomposition allows one to distinguish regular, seasonal, and random components and to assess their statistical significance and adequacy to observation results. On the basis of a linear-regression model, a statistically significant increase in the annual average air temperature in the region under study was determined, both for the entire observation period and for separate months of the year.

Keywords: hydrometeorological parameters, statistical analysis, time series, regression model, seasonal decomposition, testing of a statistical hypothesis.

PACS: 02.50.-r, 02.50.Le.

Received 13 April 2015.

English version: *Moscow University Physics Bulletin* 5(2015).

Сведения об авторах

1. Газарян Варвара Арамовна — канд. физ.-мат. наук, мл. науч. сотрудник; тел.: (495) 939-41-78, e-mail: varvaragazaryan@yandex.ru.
2. Курбатова Юлия Александровна — канд. биол. наук, доцент, зав. лабораторией; e-mail: kurbatova.j@gmail.com.
3. Овсянников Тимур Анатольевич — студент; e-mail tim-ovs@yandex.ru.
4. Шапкина Наталья Евгеньевна — канд. физ.-мат. наук, доцент; тел. (495) 939-13-51, e-mail: neshapkina@mail.ru.