

DOI: <https://doi.org/10.37162/2618-9631-2024-4-78-89>

УДК 556.043+551.501.6

## Коррекция и усвоение данных гидрологических наблюдений температуры водных объектов

*В.С. Рогутов<sup>2</sup>, М.А. Толстых<sup>1,2</sup>*

<sup>1</sup>*Институт вычислительной математики имени Г.И. Марчука РАН,  
г. Москва, Россия;*

<sup>2</sup>*Гидрометеорологический научно-исследовательский центр  
Российской Федерации, г. Москва, Россия  
rogutovv@mail.ru*

Предложен алгоритм коррекции данных гидрологических наблюдений температуры воды и алгоритм усвоения скорректированных данных для расчета температуры поверхности водных объектов России. Эта температура используется в начальных данных для расчета глобальных среднесрочных прогнозов погоды по модели ПЛАВ10 с шагом сетки около 10 км. Алгоритм коррекции гидрологических наблюдений температуры воды позволяет устранить неоднозначность кодирования наблюдаемых значений температуры на большей части гидрологических постов. Усвоение скорректированных данных позволяет повысить точность задания температуры поверхности водных объектов в начальных данных модели ПЛАВ10 по сравнению с заданием этой температуры по данным близлежащих точек суши.

*Ключевые слова:* гидрологические наблюдения температуры воды, усвоение данных, модель ПЛАВ

## Correction and assimilation the date of water objects surface temperature hydrological observations

*V.S. Rogutov<sup>2</sup>, M.A. Tolstykh<sup>1,2</sup>*

<sup>1</sup>*Marchuk Institute of Numerical Mathematics RAS, Moscow, Russia;*

<sup>2</sup>*Hydrometeorological Research Center of Russian Federation,  
Moscow, Russia  
rogutovv@mail.ru*

The paper proposes an algorithm for correcting the data of hydrological observations of water temperature and an algorithm for assimilating corrected data for calculations of water body surface temperatures in Russia. The temperatures are used in initial data for computing global medium-range weather forecasts with the new version of the SLAV10 model with a grid spacing of about 10 km. The correction algorithm for hydrological observations of water temperature makes it possible to eliminate ambiguity in temperature coding at most gauging stations. The assimilation of corrected hydrological observations allows reducing water body surface temperature errors in the SLAV10 model initial data as compared to specifying water temperature from the data of the nearest land points.

*Keywords:* hydrological observations of water temperature, data assimilation, SLAV model

## Введение

В 2023 года модель ПЛАВ10 с горизонтальным разрешением около 10 км успешно прошла оперативные испытания в Гидрометцентре России. Переход на ПЛАВ10 при расчете среднесрочных прогнозов погоды должен повысить качество прогнозов.

Модель ПЛАВ разрабатывается в Гидрометцентре России и Институте вычислительной математики им. Г.И. Марчука РАН. Это глобальная полулагранжева модель атмосферы, основанная на уравнении абсолютной завихренности и на основе блока параметризации процессов подсеточного масштаба, разработанного консорциумом по региональному прогнозу погоды ALADIN/LACE. Версии модели ПЛАВ с различным горизонтальным и вертикальным разрешением разрабатываются для расчета долгосрочного прогноза погоды (ПЛАВ072L96 – с горизонтальным разрешением 0.72 градуса по широте, 0.9 градуса по долготе и 96 вертикальными уровнями) [5], для расчета среднесрочного прогноза (ПЛАВ10 – с горизонтальным разрешением около 10 км и 104 вертикальными уровнями) [4], ансамблевого прогноза (ПЛАВ20 – с горизонтальным разрешением около 20 км в средних широтах и 96 вертикальными уровнями) [2].

Модель ПЛАВ10, как и предыдущие версии модели ПЛАВ, при расчете прогноза погоды использует собственный блок анализа приземных параметров (приземной температуры и влажности, температуры и влажности слоев почвы) [3]. Этот блок рассчитывает объективный анализ приземной температуры и влажности над сушей по наблюдениям температуры и влажности на сети метеостанций и использует полученные инкременты анализа для инициализации температуры и влажности слоев почвы.

Уменьшение шага сетки модели в ПЛАВ10 привело к тому, что ряд крупных рек и небольших озер теперь в явном виде представлены на модельной сетке. Формальное применение блока анализа приземных параметров для инициализации температуры в этих узлах может приводить к существенному отклонению температуры поверхности модели от фактической, и следовательно, к ошибкам прогноза приземной температуры. Уточнение температуры водных объектов может существенно повлиять на точность прогноза приземной температуры вблизи водных объектов. Хотя количество таких узлов невелико и их влияние на средние (по России) ошибки незначительно, на берегах крупных рек, как правило, сконцентрированы города, в которых проживает значительная часть потребителей прогнозов погоды.

Данные OSTIA и NCEP о температуре поверхности воды не содержат внутренних водных объектов. Температуру поверхности воды измеряют гидрологические посты. В настоящее время эти данные не используются в технологии расчета среднесрочного прогноза погоды ПЛАВ10. В данной работе проведено исследование возможности использования этих данных для уточнения температуры поверхности ПЛАВ10.

## 1. Наблюдения температуры водных объектов

В качестве источника информации о температуре поверхности водных объектов в данной работе используются наблюдения температуры и состояния рек на сети гидрологических постов.

Измерения на гидрологических постах выполняются раз в сутки в 8 часов местного времени. Измерения содержат уровень воды, расход воды, осадки, толщину снега и льда, ледовые явления, температуру воздуха и воды. Температура воды в этих данных считается дополнительным и часто необязательным измерением. Согласно наставлениям, температура воды должна измеряться и передаваться только в периоды начала вскрытия реки и установления ледового покрова, в остальное время передача этих данных является инициативой УГМС.

Кроме того, в период половодья и наводнения дополнительные измерения могут выполняться с шагом в 1 час, но эти дополнительные наблюдения не содержат температуры воды и поэтому в данной работе не используются.

На территории России хотя бы несколько раз в году температуру воды измеряли на 1141 постах (в 2022 году), на 1162 постах (в 2023 году). Данные с постов СНГ тоже доступны, но пока не используются.

## 2. Особенности данных наблюдений

Температуру воды на гидрологических постах измеряют с точностью 0.1 градуса. Наблюдения температуры воды, как правило, кодируются двумя цифрами XY. В период вскрытия или замерзания рек при температуре до 10 градусов это означает X.Y градусов Цельсия.

При температуре воды выше 10 градусов передача данных является инициативой УГМС, и единого стандарта передачи данных нет. Большая часть гидрологических постов при превышении 10 градусов просто прекращает передавать температуру воды. Некоторые посты продолжают передавать температуру, но при температуре выше 10 градусов температуру передают без десятых (то есть, XY в данных в эти периоды может означать температуру XY градусов Цельсия). На одном из постов (расположенном на Камчатке, пост № 2010) при передаче температуры воды выше 10 градусов просто отбрасывается десятичный разряд (XY в данных означает температуру 1X.Y градусов Цельсия). Кроме того, на некоторых постах в базе данных Гидрометцентра температура воды выше 10 градусов не нуждается в корректировке (XYZ в данных соответствует температуре XY.Z). На некоторых постах вместо пропуска в данных записывается значение 0.0 градусов.

Неоднозначность кодирования температуры водных объектов уже в исходных данных и нерегулярность наблюдений делает их обработку и усвоение сложной задачей. До использования данных в системе усвоения необходима их коррекция (или правильная интерпретация) – часть наблюдений температуры нужно умножить на 10.

Алгоритм коррекции должен принимать решение о коррекции с высокой точностью, корректируя или отфильтровывая как большую ошибку наблюдения, нуждающиеся в корректировке. Даже небольшое количество наблюдений, ошибочно скорректированных или ошибочно оставленных без коррекции, может сделать построенный по этим данным анализ температуры поверхности воды бесполезным.

### 3. Коррекция наблюдений температуры воды

В алгоритме коррекции для правильной интерпретации данных наблюдений используется их непрерывность по времени и связь температуры воды с приземной температурой воздуха (T2m). Температура воды обычно меняется медленнее, чем температура воздуха, скачок температуры воды на величину, близкую к 10 градусам, за сутки маловероятен, наличие таких скачков в последовательности наблюдений может служить индикатором необходимости интерпретировать одно из наблюдений как нуждающееся в корректировке (умножении на 10) или как большую ошибку. T2m в какой-то мере также можно использовать в качестве такого индикатора. Обычно рост/падение T2m сопровождается, соответственно, ростом или падением температуры воды (иногда – с запаздыванием). Еще один индикатор – наличие ледовых явлений, которые тоже передаются в составе данных с гидрологических постов. Если лед есть, то высокие температуры воды маловероятны, коррекция не нужна.

Хотя на части гидрологических постов выполняются измерения T2m, эти измерения выполняются нерегулярно, выполняются лишь на части гидрологических постов и иногда содержат большие ошибки. Поэтому в качестве дополнительного источника информации для коррекции наблюдений температуры воды применяется T2m из стартовых файлов модели ПЛАВ20, интерполированная в точки гидрологических постов. Выбрана именно эта версия модели ПЛАВ, так как, с одной стороны, это позволяет проверить алгоритм коррекции на архивах старых данных наблюдений (стартовых файлов ПЛАВ10 за 2021–2022 годы не существует), с другой стороны, эти данные точно будут доступны для использования в оперативном режиме (с чем могут быть проблемы при использовании, например, данных реанализа ERA5).

Алгоритм коррекции наблюдений работает независимо на каждом посту, не учитывая их связи. Текущая версия алгоритма коррекции выглядит так.

1.  $T_{S_{obs}} = 0.0$  – отбрасываем (на некоторых постах часть пропусков в данных кодируют нулем).

2. При наличии ледовых явлений наблюдение не корректируется.

3. Если ледовых явлений не было – алгоритм ищет ближайшее по времени предыдущее наблюдение.

3.1. При наличии в текущем году близких по времени наблюдений температуры воды (с разницей менее 10 дней) рассчитываются:

$$\Delta Ts_1(t) = [Ts_{obs}(t) - Ts_{corr}(t - m)]/m, \quad (1)$$

$$\Delta Ts_2(t) = [10 * Ts_{obs}(t) - Ts_{corr}(t - m)]/m. \quad (2)$$

На одном из постов вместо умножения на 10 к измеренной температуре добавляется 10 градусов, так как там отбрасывают десятичный разряд при кодировании температуре воды выше 10 градусов:

$$\Delta Ts_2(t) = [10 + Ts_{obs}(t) - Ts_{corr}(t - m)]/m, \quad (2^*)$$

где  $t$  – текущий момент времени;  $(t - m)$  – время ближайшего наблюдения в прошлом;  $Ts_{obs}$  – исходное наблюдения;  $Ts_{corr}$  – скорректированное наблюдения.

Наблюдение корректируется, если  $abs(\Delta Ts_1(t)) > abs(\Delta Ts_2(t))$  (в этом случае  $Ts_{corr}(t) = 10 * Ts_{obs}(t)$ ), иначе остается без изменений.

Если  $min[abs(\Delta Ts_1(t)), abs(\Delta Ts_2(t))] > 3$  градуса/день – наблюдение отбрасывается.

3.2. При отсутствии близких по времени наблюдений (с разницей менее 10 дней) вместо  $Ts_{corr}(t - m)$  наблюдение сравнивается с модельной  $T2m$ , интерполированной в точку гидрологического поста.

$$\Delta T2m_1(t) = Ts(t) - T2m(t), \quad (3)$$

$$\Delta T2m_2(t) = 10 \cdot Ts(t) - T2m(t). \quad (4)$$

Для поста номер 2010 вместо (4)

$$\Delta T2m_2(t) = 10 + Ts(t) - T2m(t). \quad (4^*)$$

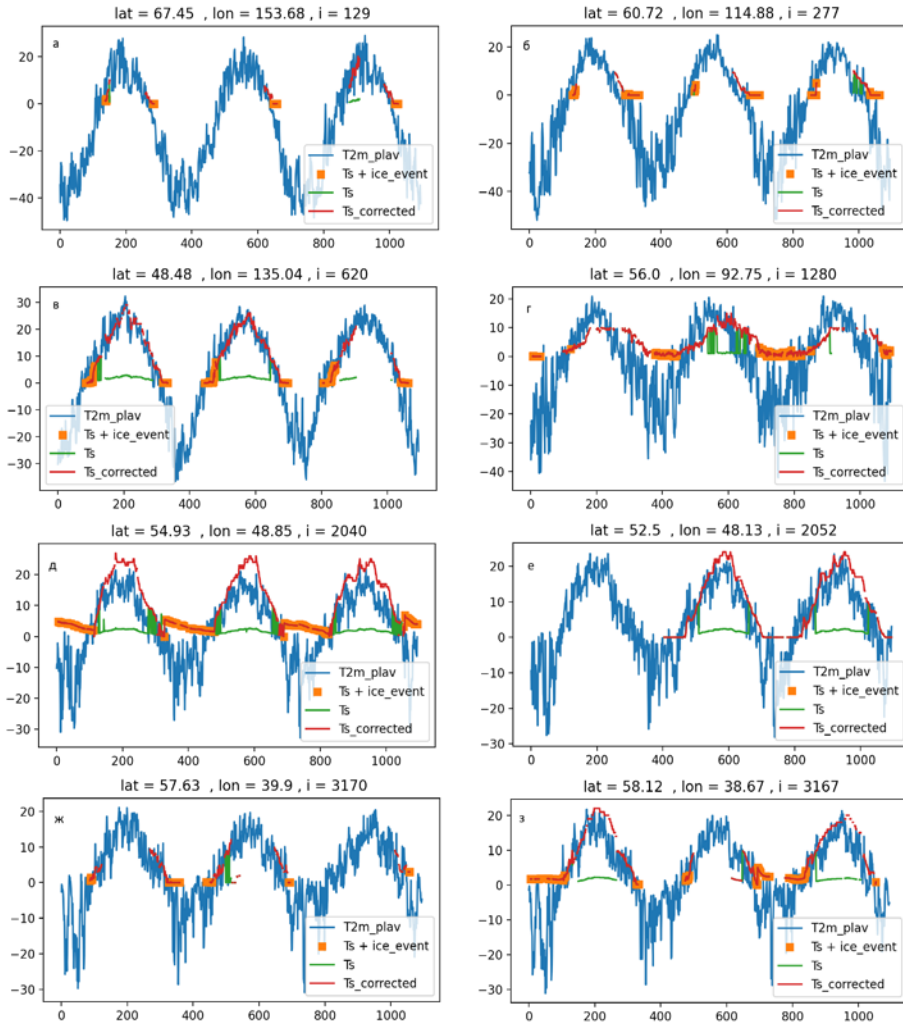
Если  $abs(\Delta T2m_1(t)) > abs(\Delta T2m_2(t))$ , то наблюдение корректируется.

Везде в предыдущие моменты времени в качестве  $Ts$  используются уже скорректированные значения.

На рис. 1 приведены результаты применения алгоритма коррекции к данным с 8 постов за 2021–2023 годы (на Колыме, Лене, Амуре, Енисее, Куйбышевском, Саратовском, Горьковском и Рыбинском водохранилищах, соответственно, рис 1а, 1б, 1в, 1г, 1д, 1е, 1ж, 1з). На графиках приведены зависимости приземной температуры воздуха из стартовых данных модели ПЛАВ, интерполированной в точки постов (синяя линия), исходных наблюдений температуры воды (зеленая линия) и скорректированных наблюдений (красная линия) от времени. Температуры – в градусах Цельсия, по горизонтальной оси – количество дней (с 1 января 2021 года). Там, где скорректированные наблюдения совпадают с исходными, остается только красная линия. Оранжевым отмечены моменты времени, когда регистрировались какие-либо ледовые явления.

Как видно на рис. 1, на большинстве постов применение алгоритма позволяет скорректировать наблюдения и использовать их в алгоритме усвоения данных. Данные с некоторых постов скорректировать не удается.

Например, на рис. 1ж и 1з видно, что алгоритм не справился с коррекцией части данных в 2022 году.



**Рис. 1.** Приземная температура воздуха в стартовых данных модели ПЛАВ (синяя линия), исходные наблюдения температуры воды (зеленая линия) и скорректированные наблюдения (красная линия) на некоторых гидрологических постах. Оранжевым отмечены моменты времени, когда регистрировались какие-либо ледовые явления. Там, где скорректированные наблюдения совпадают с исходными – остается только красная линия.

**Fig. 1.** Surface air temperature in the initial data of the SLAV model (blue line), initial observations of water temperature (green line) and adjusted observations (red line) at some hydrological posts. Orange marks the time points when any ice phenomena were recorded. If the corrected observations coincide with the original ones, only the red line remains.

Применение алгоритма коррекции позволяет исправить (или отбросить как сомнительные) большую часть неоднозначностей в кодировании наблюдений. Часть постов отбракована вручную как не поддающиеся корректировке и не используются в усвоении.

#### 4. Алгоритм усвоения

##### 4.1. “Модель” изменения температуры реки (первое приближение)

Для того, чтобы применять классические алгоритмы усвоения данных наблюдений, необходимо первое приближение. В нашем случае – 24-часовой прогноз температуры воды водных объектов (или больше 24 часов, если есть пропуски в наблюдениях). Так как в модели ПЛАВ температура водных объектов не корректируется, необходимо сконструировать алгоритм расчета “прогноза” температуры воды.

Необходим какой-то простой алгоритм, не требующий полноценного моделирования процессов внутри водных объектов и при этом позволяющий решить задачу усвоения с приемлемой точностью. Напрашивающийся самый простой вариант – простое сохранение температуры с предыдущего шага по времени – будет работать плохо в случае отсутствия наблюдений в течении длительного времени (а пропуски в данных наблюдений длительностью в несколько месяцев – это скорее норма для гидрологических наблюдений температуры воды).

Поэтому в качестве алгоритма “прогноза” температуры воды была выбрана линейная зависимость температуры воды от температуры воздуха. Будем искать связь между  $Ts$  и  $T2m$  на постах в следующем виде:

$$\Delta Ts = a \cdot (\Delta T2m + b) + \varepsilon, \quad (5)$$

где  $Ts$  – скорректированные наблюдения температуры воды на постах;  $T2m$  – приземная температура воздуха, интерполированная в точки постов;  $\Delta Ts(t) = Ts(t) - Ts(t-1)$  – изменение температуры воды за 1 день;  $\Delta T2m = T2m - Ts$  – разность температуры воздуха и температуры воды;  $t$  – текущий момент времени;  $(t-1)$  – предыдущий момент времени;  $a$ ,  $b$  – коэффициенты линейной регрессии;  $\varepsilon$  – погрешность регрессии.

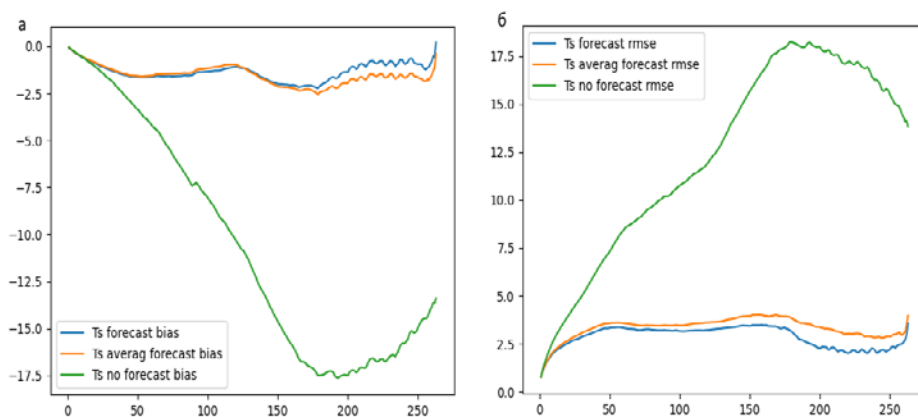
Коэффициенты регрессии  $a$  и  $b$  рассчитываются по данным наблюдений температуры воды на гидрологических постах и приземной температуры воздуха в стартовых файлах модели ПЛАВ, интерполированной в точки постов за 2021–2023 годы.

Изъян такого подхода – коэффициенты регрессии мы можем рассчитывать только по доступным наблюдениям. Эти наблюдения часто содержат пропуски и, как правило, покрывают только часть годового хода. Оценки коэффициентов регрессии  $a$ ,  $b$  для некоторых постов оказываются явно некорректным. Например, на некоторых постах  $a < 0$  (как правило, на постах с небольшим количеством доступных наблюдений, покрывающих небольшой период времени осенью или весной), поэтому  $a$

искусственно ограничено снизу, При  $a < 0.015$  рассчитанные коэффициенты  $a$ ,  $b$  заменяются на  $a = 0.015$ ,  $b = 0.0$ .

Используя эту формулу и оценив коэффициенты регрессии  $a$  и  $b$ , мы можем рассчитывать первое приближение температуры поверхности воды в узлах сетки. Так как коэффициенты регрессии рассчитываются только в точках постов, а нужны будут – в узлах сетки, для расчета коэффициентов регрессии в узлах сетки в заданном водном объекте будем рассчитывать взвешенное среднее коэффициентов регрессии по постам, входящим в заданный водный объект. “Вес” каждого поста при расчете усредненных коэффициентов регрессии убывает с ростом расстояния между постом и узлом сетки, зависит также от количества наблюдений (чем меньше доступных наблюдений для расчета коэффициентов регрессии, тем ниже вес) и зависит от оценки корреляции между  $\Delta T_{2m}$  и  $\Delta T_s(t)$  (чем ниже корреляция, тем меньше вес поста при усвоении).

На рис. 2 приведены результаты сравнения смоделированной по формуле (5) температуры воды и наблюдений температуры воды в зависимости от срока моделирования по данным за первые 10 месяцев 2024 года. Для каждого наблюдения на каждом из постов рассчитывалась температура воды по формуле (5) до конца года и сравнивалась с фактической везде, где наблюдения температуры воды были доступны, если измеренная температура была выше 0 градусов (синяя линия на графиках). Рассчитывались средние ошибки (рис. 2а, слева) и среднеквадратические ошибки (рис. 2б, справа).



**Рис. 2.** Зависимость ошибки “прогноза” температуры воды от срока прогноза: средняя ошибка (а), среднеквадратическая (б) Зеленая линия – ошибка  $T_s=const$ , синяя линия – ошибка  $T_s$  по формуле (5), оранжевая линия – ошибка  $T_s$  по формуле (5) с использованием усредненных коэффициентов регрессии.  
**Fig. 2.** Water temperature “forecast” errors dependence on the forecast period. 2a (left) is the bias error, 2b (right) is the standard error. The green line is the error of  $T_s=const$ ; the blue line is the error of  $T_s$  according to formula (5); the orange line is the error of  $T_s$  according to formula (5) using averaged regression coefficients.

Для проверки того, насколько усредненные коэффициенты регрессии позволят рассчитать температуру воды в узлах, такие же усредненные коэффициенты регрессии были рассчитаны для каждого из постов и использованы для расчета по формуле (5) температуры воды до конца года (оранжевая линия). Также были рассчитаны ошибки, полученные при сохранении текущей температуры воды до конца года (зеленая линия на графиках).

Как видно на рис. 2, использование линейной модели для расчета  $T_s$  позволяет также получить оценку (“прогноз”) температуры воды на длительный срок при отсутствии данных наблюдений. Погрешность “прогноза” температуры воды почти перестает расти в районе 40–50-го дня, что позволяет использовать такой прогноз при длительных (несколько месяцев) пропусках в наблюдениях. Погрешность прогноза, полученного при усреднении коэффициентов регрессии (оранжевая линия на рисунках), оказывается немного выше исходной (возможно, необходима дополнительная настройка зависимости “веса” при усреднении от расстояния и от параметров регрессии).

В дальнейшем такой “прогноз” температуры поверхности воды может быть использован в алгоритме коррекции наблюдений температуры воды.

## 4.2. Усвоение

В качестве алгоритма усвоения был выбран метод оптимальной интерполяции [1].

При усвоении каждый водный объект считаем независимым. При наличии плотин на реке участки реки до и после плотин также считаем независимыми водными объектами. Всего на территории России было выделено 52 водных объекта. Это крупные реки, присутствующие на модельной сетке ПЛАВ10 (Амур, Енисей, Лена, Пяси́на, Колыма, Волга), крупные озера и водохранилища. Гидрологические посты на притоках при усвоении данных пока не учитываются.

Алгоритм усвоения данных запускается раз в сутки и построен следующим образом.

1. Шаг прогноза – выполняется на узлах сетки заданного водного объекта:

$$Ts^{fg}_i(t) = Ts^{an}_i(t-1) + \tilde{a}_i * (T2m_i - Ts^{an}_i(t-1) + \tilde{b}_i), \quad (6)$$

где  $Ts^{fg}_i(t)$  – первое приближение (24-часовой прогноз) температуры воды на  $i$ -м узле водного объекта в текущий момент времени  $t$ ;  $Ts^{an}_i(t-1)$  – анализ температуры воды на  $i$ -м узле водного объекта на предыдущем шаге времени;  $T2m_i$  — приземная температура воздуха в узлах;  $\tilde{a}_i$ ,  $\tilde{b}_i$  – взвешенное среднее коэффициентов регрессии, рассчитанное для узлов сетки по коэффициентам, полученным на постах заданного водного объекта;  $i$  – узел ветки;  $t$  – текущий шаг усвоения;  $(t-1)$  – предыдущий шаг усвоения.

2. Шаг анализа – используем метод оптимальной интерполяции.

$$Ts^{an}_i(t) = Ts^{fg}_i(t) + K * [Ts_{obs}(t) - Ts^{fg}_{obs}(t)], \quad (7)$$

$$K = C_{xy}C_y^{-1}, \quad (8)$$

где  $Ts_{obs}$  – вектор доступных наблюдений температуры воды на постах данного водного объекта в момент времени анализа;  $Ts^{fg}_{obs}$  – вектор первого приближения в точках наблюдений.

Обычно при усвоении данных  $Ts^{fg}_{obs}$  рассчитывают с помощью оператора наблюдений

$$Ts^{fg}_{obs} = H * Ts^{fg}. \quad (9)$$

Здесь  $Ts^{fg}$  – вектор первого приближения в узлах сетки;  $H$  – оператор наблюдений. Чаще всего при усвоении 2-мерных полей для прямых наблюдений оператор  $H$  – это оператор интерполяции с 4 узлов сетки вокруг заданного наблюдения. Так как узлы сетки, относящиеся к заданному водному объекту, могут быть распределены произвольно (например, Колыма на модельной сетке ПЛАВ10 – это набор отдельных узлов, не связанных между собой), так как гидрологические посты иногда могут быть расположены вдали от соответствующих узлов сетки, то в общем случае построить оператор наблюдений затруднительно. Поэтому вместо использования оператора наблюдений для расчета первых приближений в точках наблюдений мы параллельно с расчетом по формулам (6) – (8) применим аналогичные формулы в точках наблюдений вместо узлов:

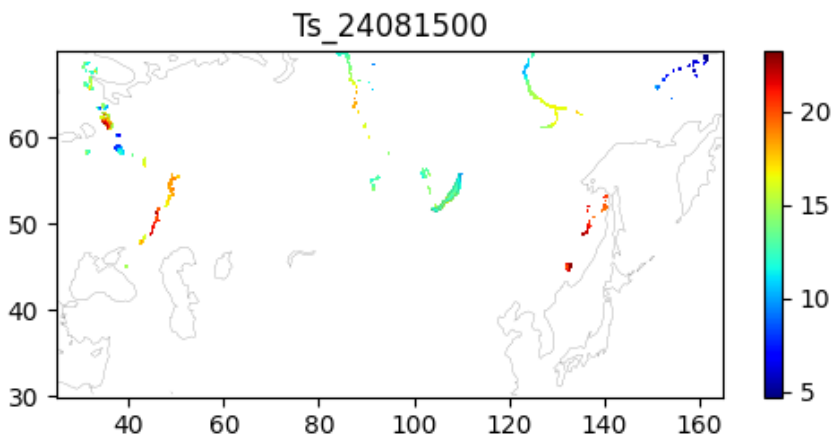
$$(Ts^{fg}_{obs})_j(t) = (Ts^{an}_{obs})_j(t-1) + \overline{a_j^{obs}} * [(T2m_j^{obs}) - (Ts^{an}_{obs})_j(t-1) + \overline{b_j^{obs}}], \quad (6^*)$$

$$(Ts^{an}_{obs})_j = (Ts^{fg}_{obs})_j + \tilde{K} * (Ts_{obs} - Ts^{fg}_{obs}), \quad (7^*)$$

$$\tilde{K} = \widetilde{C}_{xy}C_y^{-1}. \quad (8^*)$$

Здесь  $j$  – номер поста;  $T2m_j^{obs}$  – модельная приземная температура, интерполированная в точки постов;  $C_y$  – матрица ковариации ошибок инкремента наблюдений  $(Ts_{obs} - Ts^{fg}_{obs})$  в точках локальных наблюдений (наблюдений, относящихся к заданному водному объекту и попадающих в радиус корреляции);  $C_{xy}$  – матрица ковариации ошибок первого приближения в узлах сетки  $(Ts^{fg}_i)$  и инкремента наблюдений  $(Ts_{obs} - Ts^{fg}_{obs})$ ;  $\widetilde{C}_{xy}$  – матрица ковариации ошибок первого приближения в точках наблюдений  $(Ts^{fg}_{obs})_j$  и инкремента наблюдений  $(Ts_{obs} - Ts^{fg}_{obs})$ ;  $\overline{a_j^{obs}}, \overline{b_j^{obs}}$  – взвешенные средние коэффициенты регрессии, рассчитанные для постов заданного водного объекта.

На рис. 3 приведен пример результатов, полученных в первом эксперименте по усвоению температуры поверхности водных объектов. На рисунке цветом показан полученный анализ температуры поверхности 15 августа 2024 г. При расчете первого приближения использовались оценки коэффициентов регрессии, полученные по данным за 2021–2023 годы.



**Рис. 3.** Анализ температуры поверхности воды внутренних водных объектов России, полученный 15 августа 2024 года.

**Fig. 3.** Analysis of water bodies surface temperature in Russia at 15.08.2024.

Как видно на рисунке, в целом алгоритм усвоения позволяет оценивать температуру поверхности воды. При этом, по-видимому, температура некоторых водных объектов пока рассчитывается с большой ошибкой (например, Рыбинское водохранилище, озеро Ильмень имеют явно заниженную температуру). Необходима дополнительная настройка параметров алгоритма усвоения данных и, возможно, дополнительная фильтрация некорректных наблюдений.

### Выводы

Предложенный метод коррекции и усвоения данных гидрологических наблюдений температуры воды позволяет скорректировать или исключить большую часть больших ошибок и неоднозначных данных в наблюдениях температуры воды на гидрологических постах. Построенная линейная регрессионная модель позволяет получить первое приближение (оценку температуры воды водных объектов) по приземной температуре воздуха. Предложенный метод усвоения с использованием гидрологических наблюдений температуры воды и построенных первых приближений позволяет повысить точность температуры поверхности внутренних водных объектов России в стартовых данных модели ПЛАВ.

В дальнейшем планируется исследование влияния полученных анализов температуры поверхности водных объектов на точность прогнозов приземной температуры и настройка алгоритма усвоения.

### Список литературы

1. Гандин Л.С. Объективный анализ метеорологических полей. Л.: Гидрометеиздат, 1963. 286 с.
2. Мизяк В.Г., Алипова К.А., Толстых М.А., Розутов В.С. Результаты оперативных испытаний глобальной ансамблевой системы среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ // Результаты испытания новых и усовершенствованных технологий, моделей и методов гидрометеорологических прогнозов. 2023. Информационный сборник № 50. С. 44-65.
3. Толстых М.А., Шашкин В.В., Фадеев Р.Ю., Шляева А.В., Мизяк В.Г., Розутов В.С., Богословский Н.Н., Гойман Г.С., Травова С.В., Юрова А.Ю. Система моделирования атмосферы для бесшовного прогноза. М.: Триада лтд, 2017. 166 с.
4. Толстых М.А., Фадеев Р.Ю., Шашкин В.В., Гойман Г.С., Травова С.В., Зарипов Р.Б., Алипова К.А., Розутов В.С., Мизяк В.Г., Багров А.Н., Трубина М.А. Технология среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ10 с горизонтальным разрешением около 10км. // Результаты испытания новых и усовершенствованных технологий, моделей и методов гидрометеорологических прогнозов. 2024. Информационный сборник № 51. С. 12-20.
5. Толстых М.А., Фадеев Р.Ю., Шашкин В.В., Зарипов Р.Б., Травова С.В., Гойман Г.С., Алипова К.А., Мизяк В.Г., Тищенко В.А., Круглова Е.Н. Модель долгосрочного метеорологического прогноза ПЛАВ072L96 // Метеорология и гидрология. 2024. №. 7. С. 25-39.

### References

1. Gandin L.S. Ob'ektivnyy analiz meteorologicheskikh poley [Objective analysis of meteorological fields]. Leningrad, Gidrometeoizdat publ., 1963, 286 p. [in Russ.].
2. Mizyak V.G., Alipova K.A., Rogutov V.S., Tolstykh M.A. Rezul'taty operativnykh ispytaniy global'noy ansamblevoy sistemy srednesrochnogo prognoza pogody na osnove modeli PLAV. Rezul'taty ispytaniya novykh i usovershenstvovannykh tekhnologiy, modeley i metodov gidrometeorologicheskikh prognozov. 2023. Informacionnyy sbornik No. 50, pp. 44-65 [in Russ.].
3. Tolstykh M.A., Shashkin V.V., Fadeev R.Yu., Shlyayeva A.V., Mizyak V.G., Rogutov V.S., Bogoslovskiy N.N., Goyman G.S., Travova S.V., Yurova A.Yu. Sistema modelirovaniya atmosfery dlya besshovnoy prognoza [Atmospheric modeling system for seamless prediction]. Moscow, Triada LTD publ., 2017, 166 p. [in Russ.].
4. Tolstykh M.A., Fadeev R.YU., Shashkin V.V., Goyman G.S., Travova S.V., Zaripov R.B., Alipova K.A., Rogutov V.S., Mizyak V.G., Bagrov A.N., Trubina M.A. Tekhnologiya srednesrochnogo prognoza pogody na osnove modeli PLAV10 s gorizontal'nym razresheniem okolo 10km. Rezul'taty ispytaniya novykh i usovershenstvovannykh tekhnologiy, modeley i metodov gidrometeorologicheskikh prognozov. 2024. Informacionnyy sbornik № 51, pp. 12-20 [in Russ.].
5. Tolstykh M.A., Fadeev R.Y., Shashkin V.V., Zaripov R.B., Travova S.V., Goyman G.S., Alipova K.A., Mizyak V.G., Tischenko V.A., Kruglova E.N. The SLAV072L96 Model for Long-range Meteorological Forecasts. *Russ. Meteorol. Hydrol.* 2024, vol. 49, no. 7, pp. 576-586. DOI: 10.3103/S1068373924070021.

Поступила 15.11.2024; одобрена после рецензирования 02.12.2024;  
принята в печать 10.12.2024.

Submitted 15.11.2024; approved after reviewing 02.12.2024;  
accepted for publication 10.12.2024.