МЕТЕОРОЛОГИЯ

УДК 551.509.323 DOI: 10/17072/2079-7877-2021-1-68-80

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ТИПИЗАЦИИ СИНОПТИЧЕСКОЙ СИТУАЦИИ ДЛЯ УСЛОВНОЙ ВЕРИФИКАЦИИ ЧИСЛЕННЫХ ПРОГНОЗОВ ПОГОДЫ В ПЕРМСКОМ КРАЕ

Сергей Владимирович Костарев
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2576-6219, Scopus Author ID: 57205331229,
SPIN-код: 2505-6098, Author ID: 993950
e-mail: kostarevsergo@yandex.ru
Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург
Игорь Николаевич Русин
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-3683-2696, Scopus Author ID: 6602283715,
SPIN-код: 3511-2469, Author ID:424049
e-mail: inrusin2008@yandex.ru
ФГБУ «Главная геофизическая обсерватория им. А.И. Воейкова», Санкт-Петербург

Рассматривается возможность верификации краткосрочных прогнозов приземной температуры воздуха по моделям Global Forecast System (GFS) и Global Environment Multiscale (GEM) в Пермском крае на примере летнего и зимнего сезонов 2018–2019 гг. в зависимости от типа наблюдаемой синоптической ситуации. Разработана система для автоматического определения типа синоптической ситуации на основе двухступенчатой процедуры, включающей в себя разложение полей приземного давления методом главных компонент и последующую кластеризацию коэффициентов разложения методом K-средних. Установлено, что прогнозы модели GFS в летний период в большей степени зависят от синоптической ситуации, чем зимой. Ухудшение качества прогнозов по модели GFS, выражающееся в систематическом занижении прогностической температуры на 0,6°–1,2°, наблюдается при синоптических ситуациях, для которых характерна адвекция тепла. Различие в успешности прогнозов по модели GEM, напротив, более выражено в зимний период. Резкое ухудшение качества прогнозов зафиксировано для центральной части антициклона в ночные часы, когда доля оправдавшихся прогнозов понижается до 44%. Полученные результаты могут быть полезны при оперативном прогнозировании или постпроцессинге модельных прогнозов.

Ключевые слова: условная верификация, автоматическая типизация, тип синоптической ситуации, модель GFS, модель GEM, приземная температура воздуха, Пермский край.

THE USE OF AUTOMATED SYNOPTIC TYPING FOR CONDITIONAL VERIFICATION OF NUMERICAL WEATHER PREDICTION IN THE PERM REGION

Sergey V. Kostarev
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2576-6219, Scopus Author ID: 57205331229,
SPIN-код: 2505-6098, Author ID: 993950
e-mail: kostarevsergo@yandex.ru
Saint Petersburg State University, St. Petersburg, Russia
Igor N. Rusin
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-3683-2696, Scopus Author ID: 6602283715,
SPIN-код: 3511-2469, Author ID:424049
e-mail: inrusin2008@yandex.ru
Voeikov Main Geophysical Observatory, St. Petersburg, Russia

© Костарев С.В., Русин И.Н., 2021

Метеорология
Костарев С.В., Русин И.Н.

The article discusses the possibility of verification of short-term 2-meter air temperature forecasts with the Global Forecast System and Global Environment Multiscale numerical weather prediction models depending on the observed synoptic type (a case study of the Perm region for the period 2018–2019). As part of the study, we have developed a system of automated determination of synoptic type based on a two-stage procedure, including decomposition of mean sea level pressure fields via principal component analysis and the subsequent clustering of decomposition coefficients using K-means. It has been established that GFS forecasts are more dependent on synoptic type in summer than in winter. The decline of forecast quality, expressed in systematic underestimation of forecast temperature by 0.6°–1.2°, is noted for synoptic types associated with warm air advection.: In contrast, GEM forecasts tend to lack accuracy in winter. A sharp decrease in forecast quality has been discovered in the central area of anticyclone at night, when the forecast accuracy drops to 44%. The obtained results could be useful in operational forecasting and model postprocessing.

K e y w o r d s : conditional verification, automated typing, synoptic type, GFS model, GEM model, 2-meter air temperature, Perm region.

Введение

В настоящее время основой технологии подготовки краткосрочных прогнозов погоды является оперативный численный прогноз погоды (ЧПП) на базе гидродинамических моделей атмосферы – системы уравнений гидротермодинамики атмосферы, численного алгоритма ее решения и его программной реализации [2]. Однако неполнота и неточность сведений о текущем состоянии атмосферы, несовершенство прогностических методов, а также фундаментальная проблема предсказуемости приводят к возникновению ошибок ЧПП. Сравнение данных о фактическом и прогностическом состоянии атмосферы с целью получения информации о величине и природе ошибок прогноза принято называть верификацией прогнозов.

Верификация прогнозов гидродинамических моделей атмосферы может служить одним из элементов постпроцессинга, позволяющего сократить величину ошибок ЧПП и учесть специфику района, обслуживаемого прогнозистом, использующим ЧПП. Однако в процессе верификации возможные зависимости между прогностическими величинами, как правило, не рассматриваются. Получаемые в таком случае оценки качества прогнозов имеют ограниченную применимость, поскольку получены для всего набора метеорологических условий и не учитывают возможное различие качества прогноза с точки зрения их неоднородности [26]. Другой подход, основанный на анализе качества прогноза величины в совокупности с соблюдением дополнительного критерия, принято называть условной верификацией (conditional verification) [9].

Условная верификация представляет собой разделение исходной выборки на отдельные группы в соответствии с выбранным критерием и расчет характеристик качества отдельно для каждой группы. В случае достаточной величины выборок, условная верификация может дать более детальную информацию о соотношении фактических и прогностических значений метеорологических величин. В качестве критериев могут быть использованы, например, типы циркуляции [8], положение высотных ложбин и гребней [21], но наиболее удобно для синоптика использовать типы синоптических ситуаций [3].

Более того, условная верификация может обеспечить разработчиков моделей и прогнозистов информацией о слабых сторонах моделей в определенных синоптических ситуациях [9]. Помимо постпроцессинга полученные в рамках условной верификации сведения могут быть полезны и в оперативной работе: прогнозист сможет корректировать имеющиеся систематические ошибки, характерные для конкретных метеорологических условий, в выходных данных моделей [10]. Более того, в соответствии с [2], одной из функций специалиста-прогнозиста на современном этапе развития методов и технологий ЧПП являются выявление и учет особенностей систематических ошибок моделей ЧПП, которые могут иметь достаточно сложный характер и зависеть от структуры атмосферных течений.

Ранее для территории Пермского края была использована условная верификация на базе типов синоптических ситуаций, полученных для заданного района вручную, с целью исследования ошибок прогнозов температуры [4]. Это позволило выявить ряд систематических ошибок прогноза температуры воздуха у земной поверхности в регионе прогноза. Перспективность условной верификации с использованием методов автоматизированной типизации синоптических ситуаций была отмечена в работах, посвященных прогнозированию осадков на территории Австралии [13]. Типизация синоптических условий может быть выполнена путем классификации полей приземного давления, геопотенциала изобарической поверхности 500 гПа и ветра. Распространен подход, при котором набор

исходных однотипных данных (например, поля приземного давления) разбивается на небольшое число групп или кластеров [16]. В рамках синоптической климатологии к настоящему моменту проведено множество исследований, направленных на разработку методов типизации для конкретных теоретических или прикладных проблем. Широко используемые объективные (автоматизированные) методы типизации включают в себя: метод корреляций [20], метод сумм квадратов [19], кластерный анализ [18] и разложение методом главных компонент [14]. В дальнейшем было установлено, что двухступенчатая схема типизации, включающая в себя разложение указанных полей по методу главных компонент и последующую кластеризацию полученных коэффициентов методом K-средних, позволяет обнаружить закономерности в исходных данных, а затем разделить их на кластеры [15].

Следует отметить возможность применения методов нейронных сетей для задач автоматизированной типизации синоптических процессов. Работа [7] посвящена применению самоорганизующихся карт Кохонена (разновидности нейронных сетей) для создания объективной синоптической классификации в целях верификации моделей ЧПП. Самоорганизующиеся карты обычно превосходят метод К-средних, однако обладают и рядом недостатков. В частности, они могут оказаться менее успешными для небольшого числа кластеров, чем традиционные методы кластеризации [16]. Каждый из перечисленных выше методов обладает своими достоинствами и недостатками, вследствие чего не существует универсального метода типизации.

К настоящему моменту проведен большой объем исследований, посвященных верификации моделей ЧПП, позволяющий судить о том, что оценки качества прогнозов температуры воздуха имеют значительную неопределённость, а их величина варьирует в зависимости от сезона, времени суток и географического района исследования. Для территории Пермского края верификация краткосрочных прогнозов температуры воздуха ранее проводилась в работах [4; 17]. Исследование [17] посвящено оценке качества прогнозов температуры по региональной модели MM5 в июле. В работе [4] изучена успешность прогнозов температуры воздуха по региональной модели WRF-ARW с шагом сетки 7,2 км и глобальной модели GFS с шагом представления продукции 0,5°. Таким образом, оценки качества прогнозов температуры воздуха для Пермского края характеризуются ограниченной изученностью, а их актуализация для современных моделей ЧПП представляет практический и научный интерес.

Целью настоящего исследования является определение ошибок краткосрочного прогноза температуры воздуха в Пермском крае по данным моделей GFS и GEM с использованием автоматизированной типизации синоптических ситуаций.

Методика исследования

Процедура автоматизированной типизации синоптических ситуаций представлена двумя этапами обработки исходных данных: разложение методом главных компонент (МГК) полей приземного давления и последующая кластеризация коэффициентов разложения методом K-средних (K-means). Процедура была реализована на языке Python с использованием библиотеки scikit-learn [24]. Исходными данными служат поля приземного давления (mean sea level pressure, MSLP) по данным реанализа NOAA-CIRES-DOE Twentieth Century Reanalysis V3 [11]. Отбор поля MSLP с шагом сетки 1×1° происходил для срока 00 ВСВ в области расчетов, ограниченной 40° и 70°с. ш., а также 30° и 90° в. д. Выбор границ области расчетов обусловлен масштабом синоптических процессов, определяющих погодные условия в Пермском крае. Исходные данные были получены с веб-сайта Physical Science Laboratory, National Oceanic and Atmospheric Administration, США в виде единого файла в формате NetCDF.

Идея МГК состоит в представлении сложного поля одной или нескольких переменных в виде суммы более простых взаимонезависимых составляющих. В отличие от разложений по полиномам Чебышева или Фурье, в МГК структура параметров разложения не задается наперед, а определяется только уровнем коррелированности анализируемых рядов между собой. Каждый член разложения вбирает в себя сходную изменчивость нескольких исходных переменных (либо точек поля одной и той же переменной) и в обобщенном виде представляет ее как собственную изменчивость. В этом смысле МГК выступает как инструмент эффективного сжатия исходной информации и такого ее обобщения, которое позволяет в малом числе рассчитанных параметров разложения отобразить и проанализировать целостную изменчивость разнообразных характеристик метеорологических полей [6].

МГК был реализован с помощью модуля sklearn.decomposition, позволяющего разложить исходные данные, представляющие собой матрицу наблюдений An×m, в которой столбцы (m) являются значениями MSLP в узлах сетки в пределах района исследования, а строки (n) – сроками наблюдений. Модуль

предусматривает предварительное центрирование данных, вычисление собственных векторов и их ранжирование в порядке убывания доли объясненной дисперсии, а затем нахождение коэффициентов разложения для каждого срока наблюдений (T_{mn}). Таким образом, выходными данными на первом этапе является матрица коэффициентов, в которой число строк равно числу наблюдений, а столбцы представляют собой коэффициенты разложения, ранжированные с учетом доли объясненной ими дисперсии.

Второй этап представляет собой кластеризацию коэффициентов разложения методом K-means. Готовый алгоритм кластеризации доступен в модуле sklearn.cluster.KMeans. Действие алгоритма K-means сводится к нахождению локального минимума суммарного квадратичного отклонения точек кластеров (V) от центроидов этих кластеров:

$$V = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in S_i} (x - \mu_i)^2 \rightarrow min,$$

где k – число кластеров, S_i – полученные кластеры (i = 1, 2,…,k), μ_i – центры масс всех векторов x из кластера S_i (центроиды).

При каждой итерации алгоритма предвычисляются центроиды каждого кластера, полученного на предыдущем этапе, после чего векторы вновь разбиваются на кластеры в соответствии с тем, какой из новых центроидов оказался ближе по выбранной метрике (Евклидово расстояние). Цикл продолжается до тех пор, пока центроиды кластеров не перестанут изменять свое положение. Таким образом, кластеризация осуществляется за счет смещения центроидов кластеров.

Использование K-means подразумевает, что число классов известно заранее. На практике определение числа классов оказывается нетривиальной задачей. Одним из наиболее простых и распространенных способов оценки является т. н. «метод локтя», заключающийся в последовательном циклическом запуске алгоритма K-means с увеличивающимся числом кластеров и исследовании графика зависимости суммарного квадратичного отклонения V от числа выделенных кластеров. Оптимальным можно считать число кластеров, которому на графике соответствует резкий излом.

Характеристикой, позволяющей оценить результаты кластеризации при условии, что оптимальное разделение на классы неизвестно исследователю, является коэффициент силуэта S [27]:

$$S = \frac{b - a}{\max(a,\ b)}.$$

Коэффициент силуэта вычисляется с помощью среднего внутрикластерного расстояния (a) и среднего расстояния до ближайшего кластера (b) для каждого наблюдения:

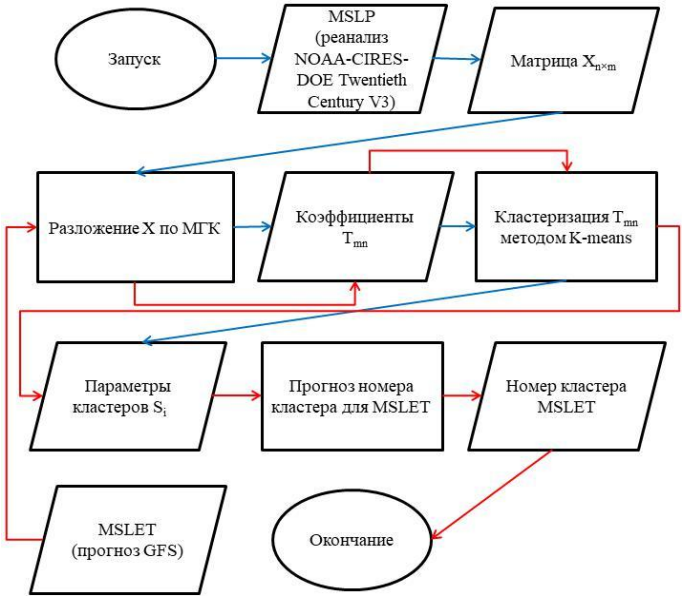


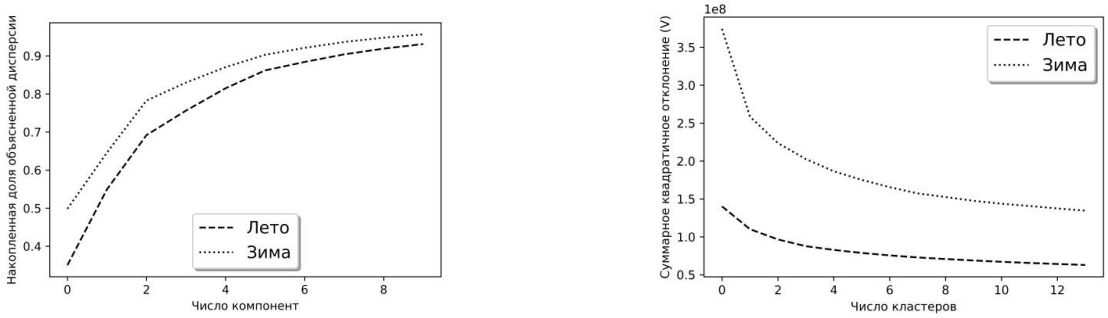
Рис. 1. Технологическая схема обработки прогностических полей давления по данным модели GFS для автоматизированного определения типа синоптической ситуации
Fig. 1. A flow chart of MSLP fields processing with GFS model for automated determination of synoptic type

Коэффициент силуэта изменяется в пределах от − 1 до 1. Высокие положительные значения относятся к моделям с хорошо определенными кластерами. Отрицательные значения свидетельствуют о неправильном назначении кластера. Значения, близкие к 0, могут свидетельствовать о перекрытии кластеров.

В модуле sklearn.decomposition предусмотрена возможность определения коэффициентов разложения по МГК на тестовом материале на основе обучающей выборки, исследованной на первом этапе. Алгоритм sklearn.cluster. KMeans позволяет прогнозировать значения кластеров для данных, не включенных в первоначальный набор. Путем комбинирования описанных функций создана программа, с помощью которой определяется тип синоптической ситуации на основе прогностических полей давления (MSLET) по модели GFS (рис. 1).

Метеорология
Костарев С.В., Русин И.Н.

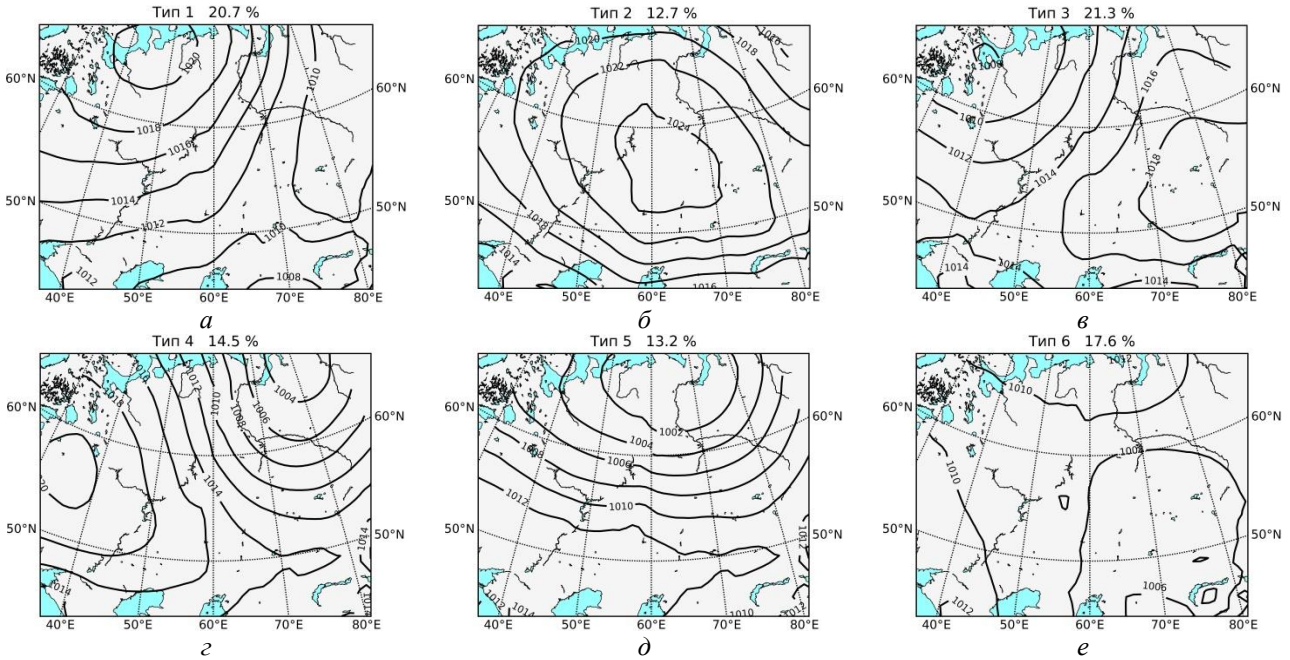
Разложение полей приземного давления по МГК и последующая кластеризация коэффициентов проводились раздельно для летнего (май−сентябрь) и зимнего (ноябрь−март) периодов, чтобы учесть изменчивость характеристик полей давления для различных сезонов года. Число компонент, объясняющих 90% дисперсии приземного давления, составляет 8 и 6 для летнего и зимнего периодов соответственно (рис. 2, *а*). Число компонент, соответствующих доле накопленной объясненной дисперсии, равной 90%, было выбрано в качестве порогового значения для дальнейшей кластеризации коэффициентов разложения. В более ранних работах, посвященных автоматизированной синоптической типизации, пороговое значение обычно составляло от 85 до 95% [12].



а *б*

Рис. 2. Накопленная доля объясненной дисперсии в зависимости от числа первых главных компонент (*а*) и зависимость суммарного квадратичного отклонения V от числа выделенных кластеров (*б*) в летний и зимний периоды
Fig. 2. Accumulated explained variance depending on the number of first principal components (*a*) and dependence of within-cluster sum-of-squares criterion on the number of distinguished clusters (*б*) in summer and winter

Нахождение оптимального числа классов для кластеризации коэффициентов разложения по МГК было выполнено «методом локтя» (рис. 2, *б*). Из рис. 2, *б* видно, что четко выраженного излома на графиках не наблюдается, а оптимальное число кластеров составляет от 4 до 8. В результате проведенных численных экспериментов по кластеризации коэффициентов было установлено, что выделение 6 кластеров позволяет выявить основные различия между кластерами, а также избежать большой степени сходства между соседними кластерами [23].



а *б* *в*
г *д* *е*

Рис. 3. Осредненные поля приземного давления, характерные для 6 выделенных кластеров синоптических ситуаций (*а*−*е*) в летний период; вверху указана повторяемость кластеров за май-сентябрь 2006−2015 гг.
Fig. 3. Averaged MSLP fields typical for 6 distinguished clusters of synoptic types (*a*−*e*) in summer; the repeatability of clusters for May−September 2006−2015 is shown at the top of the figures

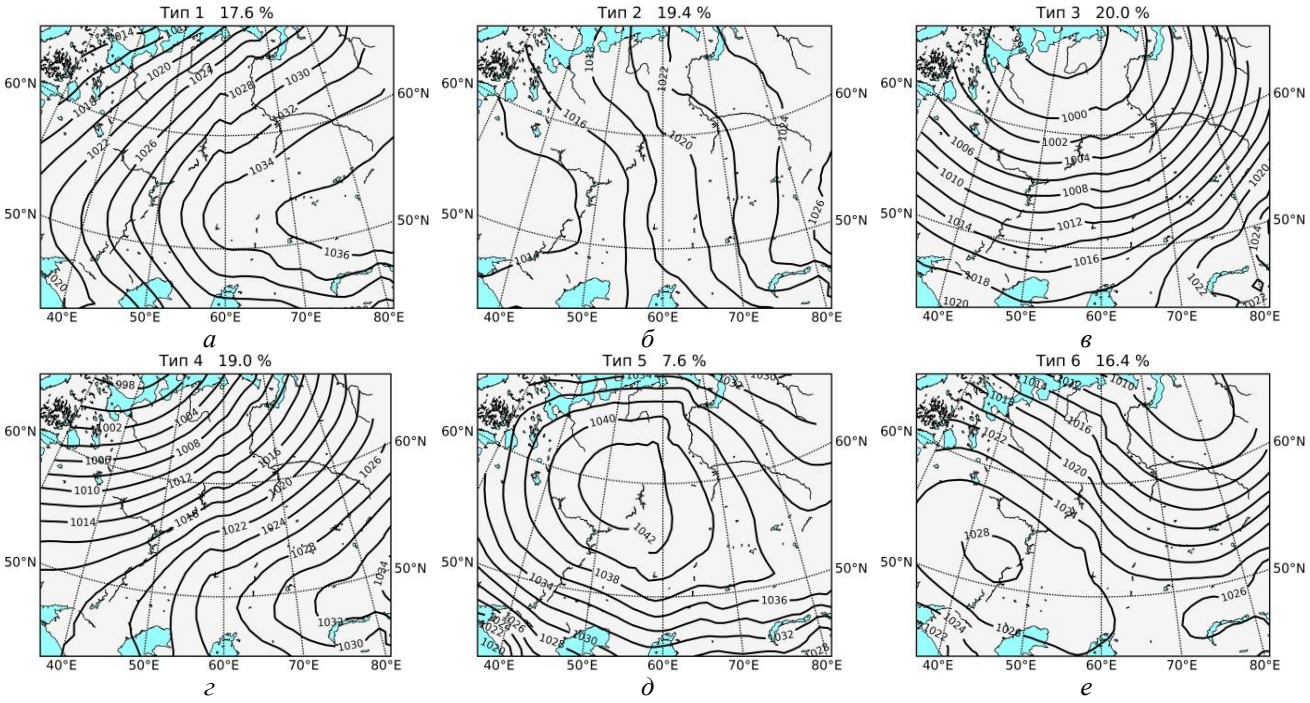


Рис. 4. Осредненные поля приземного давления, характерные для 6 выделенных кластеров синоптических ситуаций (*а*−*е*) в зимний период; вверху указана повторяемость кластеров за ноябрь-март 2006−2015 гг.

Fig. 4. Averaged MSLP fields typical for 6 distinguished clusters of synoptic types (*а*−*е*) in winter; the repeatability of clusters for November−March 2006−2015 is shown at the top of the figures

На рис. 3–4 представлены осредненные поля приземного давления, полученные для каждого из 6 выделенных кластеров по данным реанализа NOAA-CIRES-DOE Twentieth Century Reanalysis V3. Установлено, что разделение выборки полей приземного давления на 6 кластеров позволяет выявить характерные синоптические ситуации, определяющие погодные условия в Пермском крае. Основные различия между кластерами определяются взаимоположением антициклонов и циклонов, с которым связано направление перемещения воздушных масс в приземном слое воздуха и, отчасти, наблюдаемые погодные условия.

Следует отметить, что коэффициент силуэта для исследованной выборки невелик, составляя 0,14 и 0,18 для летнего и зимнего периодов соответственно, что свидетельствует о возможном перекрытии кластеров. Учитывая данное обстоятельство, полученные осредненные поля приземного давления следует интерпретировать как наиболее вероятное распределение приземного давления в пределах выделенных кластеров.

Выявленные типы синоптических ситуаций, соответствующие кластерам на рис. 3−4, использовались в качестве критерия для условной верификации прогнозов ЧПП. В настоящей работе исследованы ошибки краткосрочного прогноза температуры воздуха по гидродинамическим глобальным моделям атмосферы Global Forecast System и Global Environment Multiscale. Данные моделей были получены за декабрь 2018 г. − март 2019 г., а также за июль−сентябрь 2019 г. В работе использованы результаты счета моделей по начальному сроку 0 ч ВСВ с шагом по времени 3 ч с заблаговременностью до 24 ч. Характеристики используемых моделей приведены в табл. 1. С учетом пропусков данных за отдельные дни общее количество прогностических сроков составило 613 и 581 для моделей GFS и GEM в зимний период и 464 для обеих моделей в летний период.

Выбранные временные периоды позволяют учесть внутригодовые различия теплового и радиационного балансов, режима осадков, а также циркуляции атмосферы. Зимой погодные условия в Пермском крае в основном определяют азиатский (Сибирский) антициклон и атлантические циклоны, что приводит к высокой повторяемости ветров южного и юго-западного направлений. С атлантическими циклонами связаны адвекция теплого воздуха с Атлантики и запада Европейской территории России (ЕТР), преобладание облачной погоды и выпадение осадков. Нередко на Пермский край оказывают влияние циклоны, уже находящиеся в стадии максимального развития или заполнения. В таком случае погодные условия определяются фронтом окклюзии, с которым связаны длительные обложные

снегопады различной интенсивности. При смещении на регион отрога или гребня Сибирского антициклона обычно устанавливается морозная и сухая погода. Однако наиболее сильные похолодания происходят при смещении антициклонов по полярным и особенно ультраполярным траекториям. Согласно климатическим нормам 1961−1990 гг., средняя температура января изменяется от −14° на юго-западе до −18° в горных восточных районах. Средняя суточная изменчивость температуры по территории края зимой изменяется от 3,2° до 4,4°. Во все зимние месяцы присутствует устойчивый снежный покров.

Холодный период 2018−2019 гг. был существенно теплее климатической нормы. С декабря по март на всей территории Пермского края наблюдались положительные аномалии приземной температуры. Максимальное отклонение среднемесячной температуры от нормы, составляющее от +3 до +5°, зафиксировано в северных районах в декабре и январе.

В летний период погоду на территории Пермского края в основном формируют циклоны, преобладают ветра северного и северо-западного направлений. Средняя температура июля варьирует от +16° в восточных районах до +19° на крайнем юго-западе края. Летом обычно выпадает до 40% всей годовой суммы осадков, как в виде кратковременных ливней, формирование которых связано с развитием фронтальной и внутримассовой конвективной облачности, так и в виде обложных дождей. При формировании над Южным Уралом или Поволжьем блокирующего высотного антициклона в Пермском крае наблюдается жаркая и сухая погода. Смещение антициклонов скандинавского происхождения по полярным траекториям приводит к установлению сухой и прохладной погоды. Средняя суточная изменчивость температуры в летний период меньше, чем зимой, и составляет от 2,2° до 2,7°.

Вторая половина лета 2019 г. была холоднее климатической нормы. В июле-сентябре на всех метеорологических станциях Пермского края температура воздуха была ниже климатической нормы, за исключением ряда станций в северных районах в сентябре. Наиболее холодная погода наблюдалась в июле и августе по северу края, где отклонение среднемесячной температуры воздуха от климатической нормы достигло −3°.

Таблица 1

Характеристики используемых численных моделей атмосферы
Characteristics of the used numerical weather prediction models

Выпускающий центр	*Название модели*	*Вид материнской горизонтальной сетки*	*Шаг сетки*		*Ссылка*
			Материнский	*Представления продукции*	
NCEP (National Centers for Environmental Prediction), США	GFS (Global Forecast System)	Кубическая	13 км	0,25°	[22]
CMC (Canadian Meteorological Center), Канада	GEM (Global Environment Multiscale)	Yin-Yang	25 км	0,24°	[25]

Оценка качества прогнозов производилась по данным 22 метеостанций Пермского края. Для оценки использовались средняя абсолютная (δ) и средняя арифметическая (систематическая) ошибка прогноза (δ'), рассчитываемые для 8 сроков наблюдений в пределах 24 ч заблаговременности прогноза. Кроме того, рассчитывалась доля оправдавшихся прогнозов температуры воздуха (P) согласно [5]:

$$\delta = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|t_п - t_ф\right|_i,$$

$$\delta' = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(t_п - t_ф\right)_i,$$

$$P = \frac{N_1}{N},$$

где N − общее количество оцениваемых случаев, N_1 – количество случаев, в которых отклонение прогностической температуры от фактической не превышает 2° (по абсолютному значению), $t_п$ и $t_ф$ − прогностическое и фактическое значения температуры воздуха соответственно.

Таким образом, число оцениваемых случаев (сроков наблюдений на метеостанциях) для моделей GFS и GEM составило 13486 и 12782 в зимний период, а также 10218 для обеих моделей в летний период.

Результаты и их обсуждение

В летний период для типа 1 характерно влияние Скандинавского антициклона и ложбины (циклона) над Западной Сибирью и Казахстаном. Тип 2 отражает синоптическую ситуацию, при которой центр антициклона расположен в Зауралье либо над Средним Уралом. Распределение приземного давления при типе 3 во многом противоположно типу 1: над югом Западной Сибири расположен антициклон, а над северо-западом ЕТР и Белым морем прослеживается циклон. Для типа 4 характерно расположение центра антициклона над западом ЕТР, при этом над севером Западной Сибири обнаруживается циклон (ложбина). Тип 5 представляет собой зональный перенос воздушных масс, когда над севером ЕТР расположен циклон, а над южными районами ЕТР и Казахстаном наблюдается обширная область повышенного давления (гребень Азорского антициклона). При типе 6 над ЕТР и Западной Сибирью господствует малоградиентное поле давления, что является довольно типичным для летнего периода.

Зимой выделенные типы синоптических ситуаций характеризуются более высокой степенью сходства между собой, чем в летний период. Так, типы 1 и 4 представляют собой ситуацию, при которой над Казахстаном расположен гребень Сибирского антициклона, а над северо-западом ЕТР и в более высоких широтах – область пониженного давления. Различие между типами 1 и 4 состоит в положении оси гребня: при типе 1 ось ориентирована вдоль 50−55° с.ш., а при типе 4 – вдоль 45−50° с. ш. Соответственно, активный зональный перенос воздушных масс при типе 1 осуществляется по более северной траектории, чем при типе 1. Тип 3 также схож с 1 и 4 типами, однако для него характерно влияние циклона над всей северной половиной ЕТР, в то время как над южными районами ЕТР сохраняется полоса повышенного давления. Тип 5 аналогичен типу 2 для летнего периода, но характеризуется большими градиентами давления по периферии антициклона.

Тип 2 представляет собой распределение приземного давления, при котором над всей ЕТР расположена обширная область пониженного давления, а над Центральной Сибирью сохраняется влияние Сибирского антициклона. При типе 6 над юго-западными районами ЕТР расположено ядро антициклона, а в северной половине Западной Сибири прослеживается влияние ложбины (циклона). Вероятно, большая степень сходства между выделенными кластерами в зимний период объясняется преобладающим влиянием на погоду над ЕТР двух центров действия атмосферы – Сибирского антициклона и Исландского минимума, что проявляется в высокой повторяемости циклонов и ложбин над северо-западом ЕТР, а также антициклонов и гребней над юго-востоком ЕТР [1]. Данное обстоятельство приводит к снижению многообразия полей давления по сравнению с летним периодом.

В табл. 2 представлены осредненные по территории и 8 прогностическим срокам оценки качества прогнозов температуры по моделям GFS и GEM. Из табл. 2 следует, что в зимний период существенной разницы в величине средней абсолютной ошибки, составляющей 1,5–1,6°, по обеим моделям не выявлено. В летний период наблюдается уменьшение абсолютной ошибки, особенно выраженное для модели GEM – ее величина не превышает 1,1°. Более высокое качество прогнозов летом по модели GEM, по сравнению с GFS, подтверждается и увеличением доли оправдавшихся прогнозов. Средняя систематическая ошибка невелика и составляет около 0,2° для модели GFS зимой и для GEM летом. Напротив, в летний период прогнозы модели GFS характеризуются занижением прогностической температуры воздуха. Завышение прогностической температуры отмечается в зимний период по данным модели GEM.

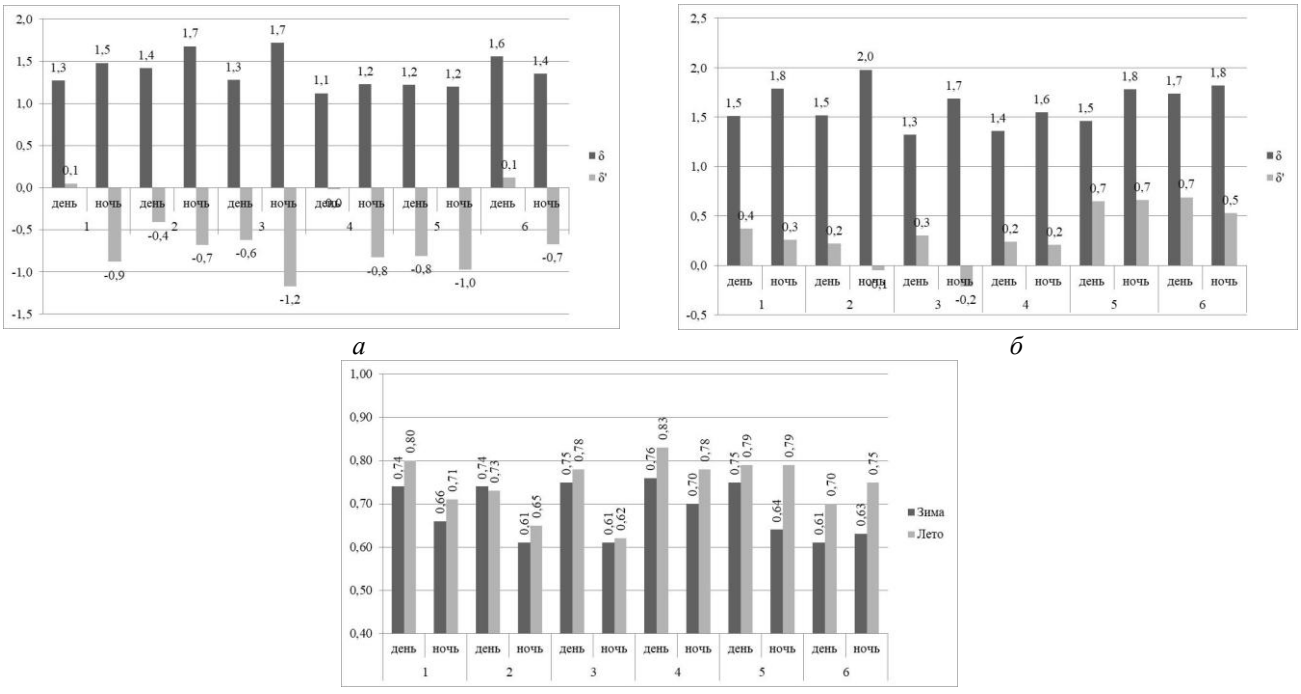
Таблица 2

Качество прогноза температуры воздуха без разделения по типам синоптических ситуаций
Quality of air temperature forecasting without division by synoptic types

Модель ЧПП	*δ*, °		*δ′*, °		*P*	
	Зима	*Лето*	*Зима*	*Лето*	*Зима*	*Лето*
GFS	1,6	1,4	0,2	−0,6	0,68	0,74
GEM	1,5	1,1	0,7	0,2	0,68	0,83

Результаты исследования ошибок прогноза приземной температуры по модели GFS в зависимости от типа синоптической ситуации, определенной автоматизированным методом, приведены на рис 5. В летний период средняя абсолютная ошибка минимальна для типов 4 и 5, максимальна – для типов 2 и 3 в ночное время суток (рис. 5, *а*). Доля оправдавшихся прогнозов в целом характеризуется высокими значениями,

уменьшаясь до 0,62–0,65 при типах 2 и 3 ночью, повторяя распределение средней абсолютной ошибки (рис. 5, *в*). Систематическая ошибка отрицательна для всех выделенных типов синоптических ситуаций, за исключением дневной половины суток для типов 1, 4 и 6, когда ошибка близка к нулю. Наибольшее занижение прогностической температуры, достигающее 1,0–1,2°, зафиксировано ночью при типах 3 и 5. Таким образом, занижение температуры, характерное для модели GFS, наиболее сильно проявляется при синоптических ситуациях, благоприятных для адвекции тепла, когда территория Пермского края находится под влиянием западной или северной периферии антициклона, а также в области зонального переноса воздушных масс. Для обоих типов синоптических ситуаций занижение достаточно сильно выражено и в дневные часы: систематическая ошибка достигает −0,6 и −0,8° соответственно, что существенно больше, чем для остальных типов. В ситуации, когда Пермский край находится на южной или восточной периферии антициклона (тип 1 и 4) и наблюдается адвекция холода, в дневные часы занижение не наблюдается. Таким образом, наиболее успешный прогноз приземной температуры по модели GFS в летний период возможен в дневное время суток в случае, когда погоду в Пермском крае определяет восточная периферия антициклона.



а *б*

в

Рис. 5. Средняя абсолютная (δ) и средняя систематическая (δ') ошибка прогноза температуры воздуха: *а* – в летний и *б* – зимний периоды в дневные (03–12 ч ВСВ) и ночные (15–00 ч ВСВ) сроки, *в* – доля оправдавшихся прогнозов Р по модели GFS определяется в зависимости от типа синоптической ситуации

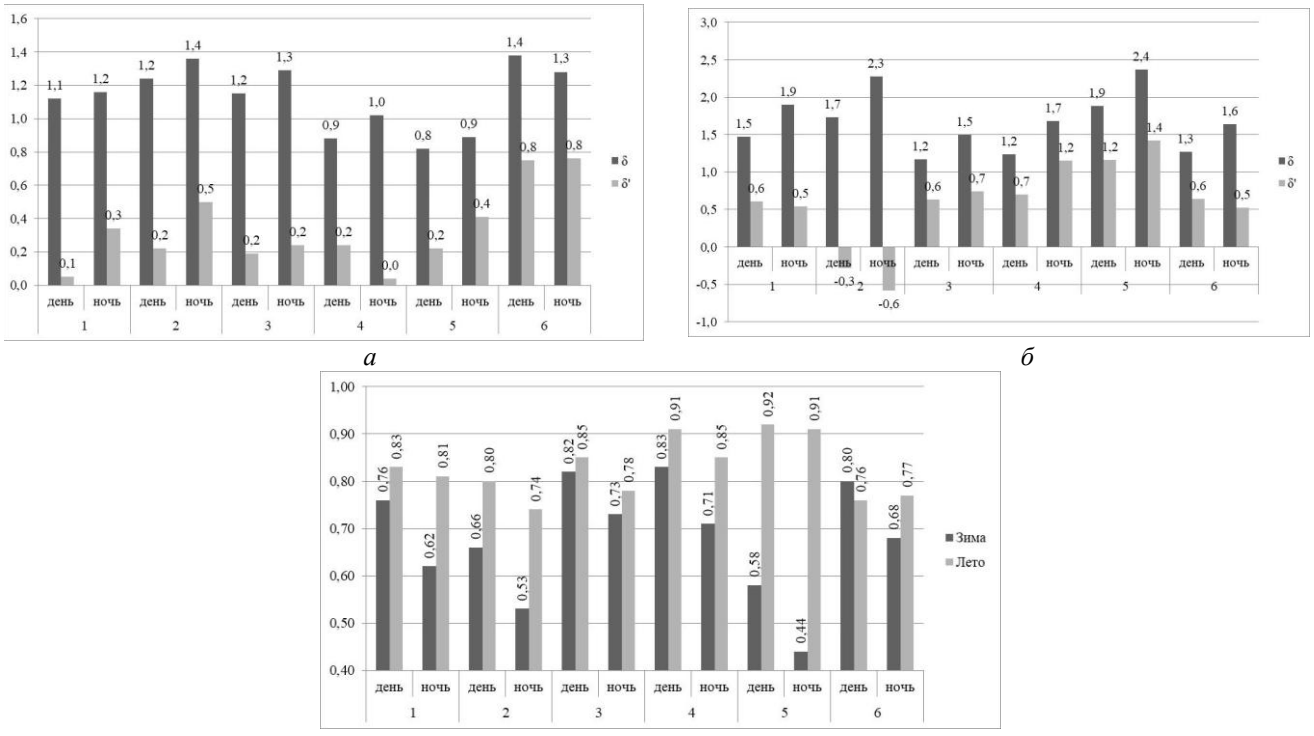
Fig. 5. Mean absolute (δ) and mean systematic error (δ') of 2-meter temperature forecast in summer (*а*) and winter (*б*); the forecast accuracy (*в*) with the GFS model depending on synoptic type

В зимнее время различия ошибок при прогнозе температуры воздуха по модели GFS в зависимости от синоптической ситуации выражены в меньшей степени (рис. 5, *б, в*). Средняя абсолютная ошибка имеет наибольшее значение, равное 1,8–2,0° в ночные часы при типах 1, 2, 5 и 6. Наименьшая средняя абсолютная ошибка наблюдается днем при типах 3 и 4. Слабое завышение температуры проявляется для типов 1–4, за исключением ночной половины суток при типах 2 и 3. Более выраженное завышение температуры, составляющее 0,5–0,7°, характерно для типов 5 и 6 в течение всех суток. Доля оправдавшихся прогнозов для всех типов синоптических ситуаций находится в интервале от 0,61 до 0,75. Таким образом, качество прогнозов температуры воздуха по модели GFS зимой уменьшается в случаях, когда погоду в Пермском крае определяет центральная часть антициклона либо тыловая часть циклона (тип 5 и 6 соответственно).

Качество прогнозов по модели GEM в летний период незначительно изменяется в зависимости от синоптической ситуации (рис. 6, *а, в*). Средняя абсолютная ошибка минимальна при типах 4 и 5, максимальна – при типе 6 и в ночное время суток при типах 2 и 3. Для всех выделенных типов синоптических ситуаций характерно небольшое завышение прогностической температуры, составляющее в

большинстве случаев 0,2–0,5°. Наибольшая систематическая ошибка, составляющая 0,8°, зафиксирована для типа 6 (малоградиентное поле давления). Доля оправдавшихся прогнозов остается высокой для всех типов синоптических ситуаций и составляет 0,74–0,92.

Иной характер распределения ошибок прогноза температуры по модели GEM в зависимости от типа синоптической ситуации наблюдается в зимний период (рис. 6*, б, в*). Небольшое занижение прогностической температуры, наблюдаемое в течение всех суток, характерно лишь для типа 2. При типах 1, 3, 4 (день), 6 в прогнозах модели GEM зафиксировано систематическое завышение температуры, равное 0,5–0,7°. Более выраженное завышение, составляющее 1,2–1,4°, наблюдается для типа 5 и типа 4 (ночь). Максимальное значение средней абсолютной ошибки также отмечается в ночные часы при типе 5. Доля оправдавшихся прогнозов варьирует в значительно более широких пределах, чем в летний период. Наибольшая доля успешных прогнозов характерна для типа 4, достигая 0,83 в дневные часы. Резкое снижение доли успешных прогнозов отличается для типа 5 в течение суток и типа 2 в ночные часы, что согласуется с распределением средней абсолютной и систематической ошибки. Следовательно, прогнозы температуры воздуха по модели GEM наименее успешны в условиях центральной части антициклона в ночную половину суток. Вероятно, данное обстоятельство объясняется сложностью моделирования характеристик приземного слоя в условиях устойчивой стратификации атмосферы, формирующейся вследствие слабого ветра и интенсивного длинноволнового охлаждения подстилающей поверхности зимой в ночные часы под влиянием центральной части антициклона.



а *б*

в

Рис. 6. Средняя абсолютная (δ) и средняя систематическая (δ') ошибка прогноза температуры воздуха: *а* – в летний, *б* – зимний периоды в дневные (03–12 ч ВСВ) и ночные (15–00 ч ВСВ) сроки, *в* – доля оправдавшихся прогнозов P по модели GEM определяется в зависимости от типа синоптической ситуации

Fig. 6. Mean absolute (δ) and mean systematic error (δ') of 2-meter temperature forecast in summer (*а*) and winter (*б*); the forecast accuracy (*в*) with the GEM model depending on synoptic type

Выводы

В работе предпринята попытка условной верификации краткосрочных прогнозов температуры воздуха по моделям GFS и GEM для Пермского края с использованием автоматизированной типизации синоптических процессов на примере летнего и зимнего сезонов 2018–2019 гг. Полученные результаты позволяют сформулировать следующие выводы:

1. Автоматическая типизация синоптических ситуаций, основанная на разложении полей приземного давления по МГК и последующей кластеризации коэффициентов разложения методом K-

means, позволяет выявить наиболее характерные типы синоптического положения, однако качество типизации остается невысоким, на что указывают низкие значения коэффициента силуэта. С учетом полученных ранее результатов условной верификации при ручном способе определения типов [4] перспективными направлениями для продолжения исследований в области разработки методики автоматизированной типизации являются добавление к разложению других переменных, более детально описывающих вид поля температуры (например, температуры воздуха или геопотенциальной высоты изобарических поверхностей), а также использование методов на основе нейронных сетей.

2. В зимний период качество прогнозов по моделям GFS и GEM одинаково, в то время как летом прогнозы модели GEM характеризуются большей успешностью, чем прогнозы GFS. Для модели GEM характерно завышение прогностической температуры зимой, для GFS – занижение летом.

3. Качество прогнозов по модели GFS в летний период зависит от типа наблюдаемой синоптической ситуации в большей степени, чем зимой. Так, в летний период обнаружено занижение прогностической температуры, достигающее 0,6–1,2° при синоптических ситуациях, благоприятных для адвекции тепла (западная или северная периферия антициклона, зональный перенос воздушных масс). Зимой наименее успешные прогнозы температуры воздуха по модели GFS наблюдаются в случаях, когда погоду в Пермском крае определяет центральная часть антициклона либо тыловая часть циклона.

4. Успешность прогнозов модели GEM, напротив, мало зависит от типа синоптической ситуации в летний период. Однако для зимнего периода условная верификация позволила обнаружить существенное завышение прогностической температуры воздуха и рост средней абсолютной ошибки в условиях центральной части антициклона, особенно в ночную половину суток.

Результаты настоящей работы показывают возможность более детальной и дифференцированной оценки качества прогнозов температуры воздуха с использованием автоматизированной типизации синоптических процессов. Выявленные ошибки в дальнейшем могут быть использованы для расчета весовых коэффициентов при мультимодельном ансамблевом прогнозировании или постпроцессинге ЧПП. Полученные результаты также могут быть полезны в оперативном прогнозировании при оценке возможной ошибки ЧПП в зависимости от типа наблюдаемой синоптической ситуации.

Библиографический список

1. *Аухадеев Т.Р.* Барико-циркуляционный режим Приволжского федерального округа // Географический вестник. 2014. № 2 (29). С. 50–59.

2. Базовые требования к технологии подготовки краткосрочных прогнозов погоды. РД 52.27.723-2009. Обнинск: ИГ-СОЦИН, 2009. 32 с.

3. *Калинин Н.А., Пищальникова Е.В., Шихов А.Н., Быков А.В.* Прогноз сильных снегопадов на Урале с использованием численных моделей атмосферы // Географический вестник. 2019. №1(48). С. 93–106. doi: 10.17072/2079-7877-2019-1-93-106.

4. *Костарев С.В., Русин И.Н.* Оценка качества численного прогноза температуры воздуха в зависимости от синоптической ситуации в Пермском крае // Географический вестник. 2019. №3(50). С. 48–62. doi: 10.17072/2079-7877-2019-3-48-62.

5. Проведение производственных (оперативных) испытаний новых и усовершенствованных методов гидрометеорологических и гелиогеофизических прогнозов РД № 52.27.284-91: метод. указания. Л.: Гидрометеоиздат, 1991. 149 с.

6. *Смирнов Ч.П., Вайновский П.А., Титов Ю.Э.* Статистический диагноз и прогноз океанологических процессов. СПб.: Гидрометеоиздат, 1992. 200 с.

7. *Bertolani L., Salerno R., Dipierro G.* Self-organizing maps: an application to NWP models verification // Primo Congresso Nazionale AISAM. Bologna, 2018. P. 105.

8. *Bundel A.Yu., Astakhova E.D., Rozinkina I.A., Alferov D.Yu., Semenov A.E.* Verification of Short- and Medium-range Precipitation Forecasts from the Ensemble Modeling System of the Hydrometcenter of Russia // Russ. Meteorol. Hydrol. 2011. V. 36. No. 10. P. 653–662. doi: 0.3103/S1068373911100025.

9. *Casati B., Haiden T., Brown B., Nurmi P., Lemieux J.-F.* Verification of environmental prediction in polar regions: Recommendations for the Year of Polar Prediction. WWRP 2017-1. Geneva: WMO, 2017. 44 p.

10. *Casati B., Wilson L.J., Stephenson D.B., Nurmi P., Ghelli A., Pocernich M., Damrath U., Ebert E.E., Brown B.G., Mason S.* Forecast verification: current status and future directions // Meteorol. Appl. 2008. V. 15. No. 1. P. 3–18. doi: 10.1002/met.52.

11. *Compo G.P., Whitaker J.S., Sardeshmukh P.D., Matsui N., Allan R.J., Yin X., Gleason B.E., Vose R.S., Rutledge G., Bessemoulin P., Brönnimann S., Brunet M., Crouthamel R.I., Grant A.N., Groisman P.Y., Jones P.D., Kruk M.C., Kruger A.C., Marshall G.J., Maugeri M., Mok H.Y., Nordli Ø., Ross T.F., Trigo R.M., Wang X.L., Woodruff S.D., Worley S.J.* The twentieth century reanalysis project // Q. J. Roy. Meteorol. Soc. 2011. V. 137. No. 654. P. 1–28. doi: 10.1002/qj.776.

12. *Cuell, C., Bonsal B.* An assessment of climatological synoptic typing by principal component analysis and kmeans clustering // Theor. Appl. Climatol. 2009. V. 98. P. 361–373. doi: 10.1007/s00704-009-0119-8.

13. *Dahni R.R.* An automated synoptic typing system using archived and real-time NWP model output // 19th International Conference on Interactive Information and Processing Systems (IIPS) for Meteorology, Oceanography and Hydrology. Long Beach, California, 2003.

14. *Huth R.* Properties of the circulation classification scheme based on the rotated principal component analysis // Meteorol. Atmos. Phys. 1996. V. 59. P. 217–233. doi: 10.1007/BF01030145.

15. *Jiang N.* A new objective procedure for classifying New Zealand synoptic weather types during 1958-2008 // Int. J. Climatol. 2011. V. 31. P. 863–879. doi: 10.1002/joc.2126.

16. *Jiang N., Cheung K., Luo K., Beggs P.J., Zhou W.* On two objective procedures for classifying synoptic weather types over east Australia // Int. J. Climatol. 2012. V. 32. P. 1475–1494. doi: 10.1002/joc.2373.

17. *Kalinin N.A., Kislov A.V., Babina E.D., Vetrov A.L.* Estimation of air temperature reproduction quality by the MM5 model in the Urals in July // Russ. Meteorol. Hydrol. 2010. V. 35. No. 10. P. 659–664. doi: 10.3103/S106837391010002X.

18. *Key J., Crane R.G.* A comparison of synoptic classification schemes based on 'objective' procedures. // Journal of Climatology. 1986. V. 6. P. 375–388. doi: 10.1002/joc.3370060404.

19. *Kirchhofer W.* Classification of European 500 mb patterns // Arbeitsbericht der Schweizerischen Meteorologischen Zentralanstalt. 1973. V. 43. P. 1–16.

20. *Lund I.A.* Map-pattern classification by statistical methods // J. Appl. Meteorol. 1963. V. 2. P. 56–65. doi: 10.1175/1520-0450(1963)002<0056:MPCBSM>2.0.CO;2.

21. *McMurdie L.A., Casola J.* Weather regimes and forecast errors in the Pacific Northwest // Weather Forecast. 2009. V. 24. No. 3. P. 829–842. doi: 10.1175/2008WAF2222172.1.

22. NCEP. List of GFS implementations. URL: www.emc.ncep.noaa.gov/emc/pages/numerical_forecast_systems/gfs/implementations.php (дата обращения: 04.10.2020).

23. *Neal R., Fereday D., Crocker R., Comer R.E.* A flexible approach to defining weather patterns and their application in weather forecasting over Europe // Meteorol. Appl. 2016. V. 23. No 3. P. 389–400. doi: 10.1002/met.1563.

24. *Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., Vanderplas J., Passos A., Cournapeau D., Brucher M., Perrot M., Duchesnay E.* Scikit-learn: Machine Learning in Python // J. Mach. Learn. Res. 2011. V. 12. P. 2825–2830.

25. *Qaddouri A., Lee V.* The Canadian Global Environmental Multiscale model on the Yin-Yang grid system // Q. J. Roy. Meteorol. Soc. 2011. V. 137. No. 660. P. 1913–1926. doi: 10.1002/qj.873.

26. *Rossa A., Nurmi P., Ebert E.* Overview of methods for the verification of quantitative precipitation forecasts // Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction / Ed. S.C., Michaelides. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. C. 419–452. doi: 10.1007/978-3-540-77655-0.

27. *Rousseeuw, P.J.* Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis // Comput. Appl. Math. 1987. V. 20. P. 53–65. doi: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.

References

1. Aukhadeev, T.R. (2014), "Pressure and circulation regime of the Volga Federal District", *Geographical bulletin*, no. 2(29), pp. 50–59.

2. *Basic requirements for the technology of preparing short-term weather forecasts* (2009), RD No. 52.27.723-2009, IG-SOTsIN, Obninsk, Russia.

3. Kalinin, N.A., Pishchalnikova, E.V., Shikhov, A.N., Bykov, A.V. (2019), "Forecast of heavy snowfalls in the Urals with the use of numerical atmospheric models", *Geographical bulletin*, no. 1(48), pp. 93–106. doi: 10.17072/2079-7877-2019-1-93-106.

4. Kostarev, S.V. and Rusin, I.N. (2019), "Quality assessment of the numerical temperature prediction depending on the synoptic situation in the Perm region", *Geographical bulletin*, no. 3(50), pp. 48–62. doi: 10.17072/2079-7877-2019-3-48-62.

5. *Guideline. Carrying out production (expeditious) tests of new and advanced methods of hydrometeorological and heliogeophysical forecasts* (1991), RD No. 52.27.284-91, Leningrad, Gidrometeoizdat, Russia.

6. Smirnov, Ch.P., Vainovskii, P.A., Titov, Yu.E. (1992), *Statisticheskij diagnoz i prognoz okeanologicheskih processov* [Statistical diagnosis and forecast of oceanological processes], Gidrometeoizdat, Saint Petersburg, Russia.

7. Bertolani, L., Salerno, R., Dipierro, G. (2018), *Self-organizing maps: an application to NWP models verification*, Primo Congresso Nazionale AISAM, Bologna, Italy.

8. Bundel, A.Yu., Astakhova, E.D., Rozinkina, I.A., Alferov, D.Yu., Semenov, A.E. (2011), Verification of Short- and Medium-range Precipitation Forecasts from the Ensemble Modeling System of the Hydrometcenter of Russia. Russ. *Meteorol. Hydrol*., vol. 36, no. 10, pp. 653–662. doi: 10.3103/S1068373911100025.

9. Casati, B., Haiden, T., Brown, B., Nurmi, P., Lemieux, J.-F. (2017), *Verification of environmental prediction in polar regions: Recommendations for the Year of Polar Prediction. WWRP 2017-1*. Geneva, WMO.

10. Casati, B., Wilson, L.J., Stephenson, D.B., Nurmi, P., Ghelli, A., Pocernich, M., Damrath, U., Ebert, E.E., Brown, B.G., Mason, S. (2008), Forecast verification: current status and future directions. *Meteorol. Appl.*, vol. 15, no. 1, pp. 3–18. doi: 10.1002/met.52.

11. Compo, G.P., Whitaker, J.S., Sardeshmukh, P.D., Matsui, N., Allan, R.J., Yin, X., Gleason, B.E., Vose, R.S., Rutledge, G., Bessemoulin, P., Brönnimann, S., Brunet, M., Crouthamel, R.I., Grant, A.N., Groisman, P.Y., Jones, P.D., Kruk, M.C., Kruger, A.C., Marshall, G.J., Maugeri, M., Mok, H.Y., Nordli, Ø., Ross., T.F., Trigo, R.M., Wang, X.L., Woodruff, S.D., Worley, S.J. (2011), The twentieth century reanalysis project. Q. J. Roy. *Meteorol. Soc*., vol. 137, no. 654, pp. 1–28. doi: 10.1002/qj.776.

12. Cuell, C. and Bonsal, B. (2009), An assessment of climatological synoptic typing by principal component analysis and kmeans clustering, *Theor. Appl. Climatol*., vol. 98, pp. 361–373. doi: 10.1007/s00704-009-0119-8.

13. Dahni, R.R. (2003), *An automated synoptic typing system using archived and real-time NWP model output, 19th International Conference on Interactive Information and Processing Systems (IIPS) for Meteorology*, Oceanography and Hydrology, Long Beach, California, USA.

14. Huth, R. (1996), Properties of the circulation classification scheme based on the rotated principal component analysis, *Meteorol. Atmos. Phys*., vol. 59, pp. 217–233. doi: 10.1007/BF01030145.

15. Jiang, N. (2011), A new objective procedure for classifying New Zealand synoptic weather types during 1958-2008, *Int. J. Climatol*., vol. 31, pp. 863–879. doi: 10.1002/joc.2126.

16. Jiang, N., Cheung, K., Luo, K., Beggs, P.J., Zhou, W. (2012), On two objective procedures for classifying synoptic weather types over east Australia. *Int. J. Climatol*., vol. 32, pp. 1475–1494. doi: 10.1002/joc.2373.

17. Kalinin, N.A., Kislov, A.V., Babina, E.D., Vetrov, A.L. (2010), Estimation of air temperature reproduction quality by the MM5 model in the Urals in July, *Russ. Meteorol. Hydrol*, vol. 35, no. 10, pp. 659–664. doi: 10.3103/S106837391010002X.

18. Key, J. and Crane, R.G. (1986), A comparison of synoptic classification schemes based on 'objective' procedures, *Journal of Climatology*, vol. 6, pp. 375–388. doi: 10.1002/joc.3370060404.

19. Kirchhofer, W. (1973), Classification of European 500 mb patterns, *Arbeitsbericht der Schweizerischen Meteorologischen Zentralanstalt*, vol. 43, pp. 1–16.

20. Lund, I.A. (1963), Map-pattern classification by statistical methods, *J. Appl. Meteorol*., vol. 2, pp. 56–65. doi: 10.1175/1520-0450(1963)002<0056:MPCBSM>2.0.CO;2.

21. McMurdie, L.A. and Casola, J. (2009), Weather regimes and forecast errors in the Pacific Northwest, *Weather Forecast.*, vol. 24, no. 3, pp. 829–842. doi: 10.1175/2008WAF2222172.1.

22. NCEP. List of GFS implementations, available at: https://www.emc.ncep.noaa.gov/emc/pages/numerical_forecast_systems/gfs/implementations.php (assessed 4 October 2020).

23. Neal, R., Fereday, D., Crocker, R., Comer, R.E. (2016), A flexible approach to defining weather patterns and their application in weather forecasting over Europe, *Meteorol. Appl*., vol. 23, no. 3, pp. 389–400. doi: 10.1002/met.1563.

24. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., Duchesnay, E. (2011), Scikit-learn: Machine Learning in Python, *J. Mach. Learn. Res*., vol. 12, pp. 2825–2830.

25. Qaddouri, A. and Lee, V. (2011), The Canadian Global Environmental Multiscale model on the Yin-Yang grid system. Q.J. Roy, *Meteorol. Soc*., vol. 137, no. 660, pp. 1913–1926. doi: 10.1002/qj.873.

26. Rossa, A., Nurmi, P., Ebert, E. (2008), "Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction", in S.C., Michaelides, (ed.), *Overview of methods for the verification of quantitative precipitation forecasts*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Germany, pp. 419–452. doi: 10.1007/978-3-540-77655-0.

27. Rousseeuw, P.J. (1987), Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis, *Comput. Appl. Math.*, Vol. 20, pp. 53–65. doi: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.

Поступила в редакцию: 14.11.2020.

Сведения об авторах

Сергей Владимирович Костарев
аспирант кафедры климатологии и мониторинга окружающей среды, Санкт-Петербургский государственный университет;
Россия, 199034, Санкт-Петербург, Университетская набережная, 7/9

About the authors

Sergey V. Kostarev
Postgraduate Student, Department of Climatology and Environmental Monitoring, Saint Petersburg State University;
7/9, Universitetskaya naberezhnaya, St. Petersburg, 199034, Russia

e-mail: kostarevsergo@yandex.ru

Игорь Николаевич Русин
сотрудник ФГБУ «Главная геофизическая обсерватория им. А.И. Воейкова»;
Россия, 194021, Санкт-Петербург, ул. Карбышева, д. 7.

Igor N. Rusin
Voeikov Main Geophysical Observatory;
7, Karbysheva st., St. Petersburg, 199034, Russia

e-mail: inrusin2008@yandex.ru

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом:

Костарев С.В., Русин И.Н. Использование автоматической типизации синоптической ситуации для условной верификации численных прогнозов погоды в Пермском крае // Географический вестник = Geographical bulletin. 2021. №1(56). С. 68–80. Doi 10/17072/2079-7877-2021-1-68-80.

Please cite this article in English as:

Kostarev S.V., Rusin I.N. The use of automated synoptic typing for conditional verification of numerical weather prediction in the Perm region. *Geographical Bulletin*. 2021. No. 1(56). Pp. 68–80. doi 10/17072/2079-7877-2021-1-68-80.