УДК 551.58.551.509.313(571.1/.5)
DOI: 10.33764/2618-981X-2021-4-1-199-209

СЕЗОННЫЙ ПРОГНОЗ СРЕДНЕЙ МЕСЯЧНОЙ ТЕМПЕРАТУРЫ ПО ТЕРРИТОРИИ ЗАПАДНОЙ СИБИРИ

Леонид Николаевич Романов
ФГБУ «Сибирский региональный научно-исследовательский гидрометеорологический институт» (ФГБУ «СибНИГМИ»), 630099, Россия, г. Новосибирск, ул. Советская, 30, доктор физико-математических наук, главный научный сотрудник, тел. (952)922-48-13, e-mail: lromanoff@mail.ru

Елена Григорьевна Бочкарева
ФГБУ «Сибирский региональный научно-исследовательский гидрометеорологический институт» (ФГБУ «СибНИГМИ»), 630099, Россия, г. Новосибирск, ул. Советская, 30, старший научный сотрудник, тел. (952)941-81-43, e-mail: selena53@inbox.ru

В статье рассматривается проблемы сезонного изменения температуры в теплое и холодное полугодие. Для описания развития процесса во времени создана пространственная статистическая модель, позволяющая прогнозировать физические поля по всему заданному информационному пространству. Для предсказания сезонных изменений температуры использовалась двумерная модель с интервалом предыстории процесса в рамках трехлетнего периода. Результаты испытания пространственной модели, проведенные для территории Западной Сибири на большом статистическом материале, сравниваются с результатами прогнозов, с помощью одномерной модели. Полученные результаты сравниваются также с результатами прогнозов с помощью климатической модели и модели инерционной. Обсуждаются возможности модификации модели с целью повышения ее эффективности.

Ключевые слова: пространственная модель, средний риск, климат, инерции, критерий построения, критерий оценивания

SEASONAL FORECAST OF AVERAGE MONTHLY TEMPERATURE FIELDS AT TERRITORIES OF WESTERN SIBERIA

Leonid N. Romanov
Siberian Regional Research Hydrometeorological Institute (SibNIGMI), 30, Sovetskaya St., Novosibirsk, 630099, Russia, D. Sc., Chief Researcher, phone: (952)922-48-13, e-mail: lromanoff@mail.ru

Elena G. Bochkareva
Siberian Regional Research Hydrometeorological Institute (SibNIGMI), 30, Sovetskaya St., Novosibirsk, 630099, Russia, Senior Researcher, phone: (952)941-81-43, e-mail: selena53@inbox.ru

The article is devoted to the problems of seasonal changes of temperature in the warm and cold periods of the year. To describe the development of the process over time, a spatial statistical model has been created that allows predicting physical fields over the entire specified information space. To predict seasonal changes in temperature, we used a two-dimensional model with an interval of the process history within a three-year period. The results of testing the spatial model for the territory of Western Siberia on large statistical material are compared with the forecast results obtained using the one-dimensional model. The obtained results are also compared with the forecast results using the climate model and the inertial model. The possibilities of modifying the model in order to increase its efficiency are discussed.

Keywords: spatial model, average risk, climate, inertia, construction criteria, estimation criteria

Введение

Проблема предсказания долгосрочных изменений в атмосфере, несмотря на скромные успехи в этой области, продолжает оставаться приоритетной среди задач общего прогноза погоды. Трудности моделирования в этой области могут носить как принципиальный, так и технический характер. Принципиальная трудность состоит прежде всего в том, что земная атмосфера не представляет собой замкнутую систему и испытывает на себе массу факторов космического происхождения, которые нельзя изменить и трудно предусмотреть. Другое серьезное препятствие на пути долгосрочного моделирования состоит в нехватке данных, без которых нельзя строить модели, позволяющие сколь-нибудь надежно прогнозировать крупномасштабные атмосферные изменения на продолжительные сроки. Существующие на сегодняшний день временные ряды атмосферных данных не всегда доступны и далеко не полностью отражают глобальные процессы, представляющие наибольший интерес для моделирования.

И, наконец, третье препятствие, носящее методический характер, состоит в том, что существующие статистические инструменты для долгосрочного моделирования рассчитаны лишь на простые распределения ситуаций в информационном пространстве. Что же касается детерминированного подхода, основанного на дифференциальных уравнениях, то в этой области пока дискуссии о существовании предела предсказуемости еще не завершены [1,2], надежды на получение удовлетворительных прогнозов на месяц и более достаточно призрачны. Таким образом, область долгосрочного прогнозирования - эта та область, в которой еще только предстоит делать открытия и создавать модели, отвечающие требованием времени. Пока же точность долгосрочных моделей такова, что главными конкурентами этих моделей остаются модели климата и инерции [3,4].

В настоящей статье предпринята попытка сделать шаг вперед в этом направлении, для чего рассматривается задача предсказания средней сезонной температуры в теплое и холодное полугодие, т.е. одна из тех задач, которые волновали человека с доисторических времен. Для этой цели был применен механизм пространственной аппроксимации, который в сочетании с эффективными статистическими критериями [4, 5] позволяет строить модели, прогнозирующие непрерывные поля. Таким образом, была построена модель, прогнозирующая сезонные изменения средней температуры воздуха в холодный и теплый периоды. Прогностическая модель, основанная на данных в виде временного ряда, характеризуется тем, что для ее построения используется единый статистический критерий (критерий минимума среднего риска), а прогностические выводы, согласно этой модели, осуществляются с помощью единого аналитического выражения, связывающего физические параметры в пространстве и во времени. Пространственная модель в упомянутом выше представлении не всегда может быть сопоставима с пространственными гидродинамическими моделями, которые используют для своего построения систему уравнений в частных производных. В отличие от гидродинамической модели, пространственная модель обеспечивает учет пространственных связей не с помощью вычисления производных функций по пространству, а путем отбора информативных параметров исходя из критерия минимума оценки среднего риска [5,6].

В этом смысле подход, основанный на данных, выгодно отличается от гидродинамического подхода, поскольку позволяет избежать вычислений производных функций по данным измерений, что само по себе представляет серьёзную вычислительную проблему. Для реализации пространственной гидродинамической модели необходимы, по крайней мере, три физических параметра, для реализации пространственной статистической модели достаточно лишь одного. Модель прогноза сезонных изменений температуры, представленная в настоящей статье, по сути также является пространственной, хотя и использует лишь один параметр. Пространство в данном случае определяют две координаты - это широта и долгота. Включение в модель третьей координаты позволило бы ее сделать пространственной не только по сути, но и по форме. Но поскольку регулярная аэрологическая информация на территории Сибири в исследуемом интервале лет отсутствует, модель остается пространственной лишь по сути, в которой пространство определяется лишь двумя координатами.

Модель

Пространственная модель для предсказания среднемесячной температуры $T(x,y,z)$ на один шаг по времени вперед может быть представлена в виде формулы:

$$T_{t+\Delta t}(x,y,z) = \propto_0 + \sum_{i,j,k,s} \propto_i T_{t-i\Delta t}(x(j),y(k),z(s)) \; . \qquad (1)$$

В этой формуле индексы i,j,k,s представляют некоторые выборки значений целых чисел из интервалов

$$0 \le i \le \mathrm{p},$$
$$0 \le j \le m,$$
$$0 \le k \le n,$$
$$0 \le s \le 1,$$

Которые, также как и коэффициенты $\propto_0, \propto_1, \propto_2, \ldots,$ определяются одновременно, исходя из критерия минимума среднего риска. Здесь i - индекс по времени, меняющийся в пределах предыстории процесса, а j,k,s – индексы по пространству, определяющие соответствующие точки, в которых данные используются при расчете прогнозов. Таким образом, мы имеем пространственную модель с одним единственным параметром T, зависящим от трех координат x, y, z. Роль пространства в данном случае играет трехмерное пространство, определяемое широтой, долготой и высотой.

В формуле (1) задействован лишь один единственный параметр $T(x,y,z)$. Однако включение в модель других физических параметров не связано с какимилибо принципиальными трудностями, и не влечет за собой каких-либо существенных изменений общей схемы прогноза.

В настоящей статье для предсказания средне сезонной температуры в теплый и холодный периоды использовалась пространственная модель, зависящая от двух координат x и y. Прогностическая формула при этом приобретает вид

$$T_{t+\Delta t}(x,y) = \propto_0 + \sum_{i,j,k} \propto_i T_{t-i\Delta t}(x(j),y(k)),$$

где индексы i,j,k, как и ранее, представляют некоторые выборки значений целых чисел из интервалов

$$0 \le i \le p,$$

$$0 \le j \le m,$$

$$0 \le k \le n.$$

Необходимость использования двумерной пространственной модели была продиктована отсутствием регулярной аэрологической информации для большей части территории Западной и Восточной Сибири.

Эксперименты

Пространственная модель для прогноза сезонных температур была построена на данных за 1953-2007 годы. Испытания проведены на материале 2008-2017 годов, для чего было сформировано 310 ситуаций (микропроцессов), каждая из которых представляла процесс в одной географической точке.

В следующих ниже таблицах приведены оценки прогнозов сезонных температур, полученных по пяти критериям – rmse, ρ, P, K и ΔT:

rmse – средняя квадратичная ошибка

ρ - частота несовпадений прогнозов по знаку, представленная на интервале (-1,1)

P - процент оправдываемости прогнозов, по таблице сопряженности из трех классов: норма, больше нормы, меньше нормы.

K - процент оправдываемости прогнозов, ошибка которых не превосходит 67% СКО

ΔT – процент оправдываемости прогнозов, ошибка которых ε удовлетворяет одному из следующих неравенств

$$/ \varepsilon / \le 1 – 100 \%$$

$$1 < / \varepsilon / \le 2 – 75 \% \qquad (2)$$

$$2 < / \varepsilon / – 0 \%.$$

Система неравенств (2) используется лишь при оценивании сезонных прогнозов; в случае, когда оцениваются месячные прогнозы, оценка ΔT вычисляется более сложным образом [7].

В табл. 1 приведены оценки модели сезонных прогнозов температуры в холодный период.

Таблица 1

Оценки прогнозов средней сезонной температуры в холодный период по Западной Сибири (6 мес) за десять лет (2008-2017)

Модель	RMSE (СКО)	Оценка ρ ($-1 \le \rho \le +1$)	Оценка P ($0 \le P \le 100$)	Критерий K ($0 \le K \le 100$)	Оценка ΔT (%)	Оценка климата	Оценка инерции
Без центрирования	2,34	0,61	74,6	69,35	50,08	3,37	2,84
С вычетом норм	2,09	0,25	59,35	47,42	55,16	2,27	2,84
С вычетом средних	2,09	0,26	59,7	45,48	56,13	2,27	2,84

Для сравнения приведены также оценки прогнозов с помощью климатической и инерционной моделей. Первая строчка таблицы содержит оценки моделей, использующих для построения и экзамена данные, не подвергнутые каким-либо предварительным преобразованиям. Во второй строке таблицы приведены результаты, соответствующие случаю, когда исходные данные центрируются с помощью официальных норм, вычисленных по тридцатилетнему ряду значений 1981-2010 годов. Третья строка таблицы соответствует оценкам, в случаях, когда выборка центрируется с помощью среднеарифметических значений, полученных по всему материалу обучения. Материал для независимого экзамена центрируется при этом также с использованием материала обучения. Такое центрирование данных призвано уменьшить зависимость распределения прогнозируемой температуры от месяца, в котором она измеряется и таким образом сделать материал для обучения более однородным, а модель для прогноза более универсальной. Как видно из таблицы, центрирование данных относительно установленных норм и средних значений существенно уменьшает квадратичную ошибку. При этом все остальные критерии, кроме критерия ΔT, показывают существенное ухудшение результатов. Тем не менее, оценки прогнозов с помощью модели остаются выше всех оценок прогнозов, как климатических, так и инерционных. Интересно заметить, что большинство оценок в таблице 1, получаемых при вычитании средних значений по материалу обучения, а также оценок, получаемых при центрировании с помощью официальных норм, практически совпадают. Разница в оценках при этом составляет сотые доли процента; лишь значение критерия K при разных видах центрирования данных различается на 1.95 процента. Что же касается критерия ΔT, то при переходе к центрированным относительно средних значений данным процент оправдываемости прогнозов увеличивается более чем на 6 процентов.

Из таблицы также следует, что ошибка модели в условиях использования не преобразованных данных, в процентном отношении превосходит качество климатического прогноза на 26 процентов. При этом центрирование данных с помощью норм или средних значений сохраняет преимущество пространственной модели по сравнению с климатической, но это преимущество составляет лишь 8,2 процента. Заметим, что используемые в таблице климатические прогнозы рассчитывались по тем же годам, по которым строилась пространственная модель.

Аналогичная таблица (табл. 2) была составлена по результатам испытания пространственной модели для прогноза средней сезонной температуры в теплый период. В этом случае уже не наблюдается такого скачка средних квадратичных ошибок при переходе к центрированным данным. Однако, показатель по критерию ρ при центрировании данных ухудшается почти в два раза. Существенная разница имеет место при оценках прогнозов по критерию K, а также при сравнении ошибок rmse с климатической моделью. Критерий ΔT, как и для модели холодного периода, при переходе к центрированным данным имеет тенденцию к увеличению и достигает максимума, когда центрирование осуществляется с использованием среднего по обучающей выборке значения.

Таблица 2

Оценки прогнозов средней сезонной температуры в теплый период по Западной Сибири (6 мес) за десять лет (2008-2017)

Модель	RMSE (СКО)	Оценка ρ ($-1 \le \rho \le +1$)	Оценка P ($0 \le P \le 100$)	Критерий K ($0 \le K \le 100$)	Оценка ΔT (%)	Оценка климата	Оценка инерции
Без центрирования	1,61	0,7	84,52	76,45	69,44	2,99	1,62
С вычетом норм	1,62	0,09	70,73	45,16	72,98	1,57	1,62
С вычетом средних	1,63	0,07	70,30	45,80	78,23	1,58	1,62

Учитывая тот факт, что критерий ΔT является одним из главных при оценивании долгосрочных прогнозов температуры, напрашивается вывод: центрирование данных относительно официальных норм не всегда оправдано. Тот же вывод напрашивается при рассмотрении табл. 1.

В табл. 3 приведены основные оценки прогнозов для каждой станции, полученные в случае, когда обучение реализуется сразу по данным со всех станций. Для сравнения в этой же таблице приведены те же самые оценки, соответствующие случаю, когда и обучение, и экзамен реализуются для каждой станции отдельно. Сравнение свидетельствует о том, что средние ошибки прогнозов, рассчитанные по пространственной модели, в которой обучение реализуется сразу по всем станциям, существенно меньше суммарной ошибки, в случае, когда и обучение, и экзамен осуществляются для каждой станции отдельно. Это, по существу, означает превосходство пространственной модели, прогнозирующей двумерное поле, над моделью одномерной, которая в данном случае использует ту же исходную информацию. Заметим, однако, что одномерная модель в данном случае не есть простая авторегрессия. Это есть модель с трехлетней максимальной предысторией процесса и с отбором информативных точек из этого интервала путем упорядоченной минимизации риска [2]. Можно ожидать, что в случае сравнения оценок пространственной модели с оценками модели простой авторегрессии, разница в оценках будет еще более заметной. Результат уменьшения ошибок прогнозов при переходе к пространственной модели можно рассматривать как вполне ожидаемый. Действительно, новая информация о процессе, более полно представляющая исходное пространство, в условиях применения упорядоченной минимизации риска может лишь обогатить модель, и никак не наоборот. Кроме того, при переходе к пространственной модели многократно увеличивается число ситуаций, представляющее материал для обучения, что позволяет более точно получать оценки среднего.

Таблица 3

Распределение ошибок на независимой выборке в случае, когда обучение и экзамен реализуются по всем станциям (пространственная модель), и в случае, когда эти процедуры реализуются по каждой станции отдельно (локальная модель)

	Ошибка СКО	Ошибка по знаку	Ошибка ΔT (%)
Пространственная модель	2,01	0,72	69,11
Локальная модель	2,5	0,17	45,45

Из вышеприведенной таблицы видно, что суммарная средняя квадратичная ошибка, полученная в результате использования одномерной модели, на 12,4 процента больше, чем аналогичная ошибка, полученная с использованием пространственной модели. Более того, средняя суммарная оценка по критерию ΔT с помощью пространственной модели также превосходит аналогичную оценку одномерной модели, и эта разница составляет более чем 22 процента.

Сезонные прогнозы могут быть получены не напрямую, как это было реализовано выше, а путем детализации по месяцам. Для этого прогноз делается отдельно для каждого месяца, входящего в прогнозируемый сезон, а затем полученные значения усредняются. Если цель при этом состоит в получении сезонного прогноза, то такой подход не должен привести к позитивному результату, поскольку в данном случае решается задача месячного прогноза, а не сезонного.

В табл. 4 приведены оценки средних месячных прогнозов температуры для всего интервала месяцев, входящих в интервал заблаговременности. В предпоследней строчке таблицы приводятся оценки прогнозов, осредненные по всем шести месяцам. Последняя строчка соответствует оценкам, полученным в случае, когда модель сезонного прогноза строится напрямую, без использования месячных прогнозов. Как видно из таблицы, оценки прогнозов, полученных осреднением по всем месяцам, значительно уступают оценкам, полученным в результате прямой аппроксимации среднесезонных значений. Можно также видеть, что качество детализированных прогнозов распределено по месяцам крайне неравномерно. Это может объясняться не только величиной заблаговременности прогнозов, которая меняется от двух до шести месяцев. Так, например, декабрь, соответствующий не самой большой заблаговременности прогноза, имеет наихудшие показатели качества по сравнению с другими месяцами сезона. Что же касается октября, который является первым месяцем в цепочке прогнозов с увеличивающейся заблаговременностью, то оценки в этом случае, по крайней мере по средней квадратичной ошибке, явно превосходят все остальные месяцы. И хотя сезонные прогнозы, получаемые путем детализации по месяцам, заметно уступают прямым сезонным прогнозам, тем не менее они превосходят по качеству прогнозов прогнозы климата и инерции.

Таблица 4

Оценки прогнозов средней месячной температуры по Западной Сибири на независимом материале на все месяцы холодного полугодия (годы 2008-2017)

Месяц	RMSE (СКО)	Оценка ρ (-1≤ρ≤+1)	Оценка P (0≤P≤100)	Критерий K (0≤K≤100)	Оценка ΔT (%)	Оценка климата	Оценка инерции
Октябрь	2,75	0,47	69,6	57,42	58,63	3,32	2,47
Ноябрь	4,13	0,64	75,89	63,22	61,53	5,41	5,83
Декабрь	6,41	0,15	55,32	35,81	41,85	5,93	7,91
Январь	4,64	0,25	58,23	58,34	44,52	4,38	5,54
Февраль	5,02	0,22	58,55	43,87	42,82	5,44	6,82
Март	4,01	0,63	75,40	52,26	58,39	5,12	4,28
Среднее	4,5	0,34	65,5	51,82	51,29	4,93	5,48
Сезон	2,34	0,61	74,6	69,35	58,08	3,37	2,84

В табл. 5 представлены аналогичные оценки детализированных прогнозов для теплого сезона. Из таблицы видно, что тенденция оценок прогнозов не претерпела каких-либо существенных изменений. Оценки, полученные по комплексной модели, как и для холодного периода, существенно хуже, чем оценки модели, прогнозирующей непосредственно сезонную температуру. При этом превосходство над климатической моделью сохраняется как для сезонной модели, так и для модели, основанной на детализации по месяцам. Инерционный прогноз в этом случае также существенно уступает комплексной модели. Наихудшим месяцем из всех шести, если ориентироваться на среднюю квадратичную ошибку, является июнь. Однако, даже в этом случае инерционная модель имеет некоторое превосходство по сравнению с пространственной моделью. Относительная эффективность инерционной модели в теплый период, которая наблюдалось и ранее при оценивании комплексной модели (табл. 2), может объясняться большей сглаженностью метеорологических полей в это время, по сравнению с аналогичными полями зимой.

Таблица 5

Оценки прогнозов средней месячной температуры по Западной Сибири на независимом материале на все месяцы теплого полугодия (годы 2008-2017)

Месяц	RMSE (СКО)	Оценка ρ (-1≤ρ≤+1)	Оценка *P* (0≤*P*≤100)	Критерий *K* (0≤*K*≤100)	Оценка Δ*T* (%)	Оценка климата	Оценка инерции
Апрель	2,58	0,77	87,58	85,81	67,02	5,54	3,2
Май	2,69	0,68	81,2	83,87	60,4	4,51	3,49
Июнь	2,96	0,47	71,21	60	57,1	3,53	2,92
Июль	2,26	0,3	60,32	49,68	63,55	2,43	2,82
Август	1,75	0,6	74,6	65,48	73,23	2,53	2,15
Сентябрь	2,19	0,43	65,48	50	62,26	2,5	2,8
Среднее	2,4	0,54	73,4	65,81	63,93	3,1	2,73
Сезон	1,61	0,7	84,52	76,45	69,44	2,99	1,62

Все приведенные выше эксперименты и построения основывались на критерии минимума средней квадратичной ошибки с использованием аппарата линейной регрессии. Такой подход оправдан тем, что подлежащая предсказанию среднемесячная температура представляет собой непрерывно изменяющийся метеорологический элемент с относительно простым распределением плотности вероятностей.

В случае же предсказания других метеорологических элементов такой подход имеет гораздо меньше оснований. Очевидно, что в этом случае для более точной аппроксимации прогностических зависимостей необходим аппарат восстановления разрывных функций или же непрерывных функций, имеющих явно выраженный нелинейный характер.

Нелинейные модели

Для моделирования с целью предсказания метеорологических элементов в условиях, когда плотность распределения ситуаций далека от нормальной, может быть рассмотрена следующая схема. Пусть имеется некоторая выборка ситуаций $x_1, \dots, x_N$, для которой значения прогнозируемого метеоэлемента $y_1, \dots, y_N$ известны. И пусть далее по этой информации требуется восстановить некоторую функцию $y = f(x)$, которая изначально удовлетворяла бы определенным требованиям к качеству этого восстановления. Если при этом задан некоторый интервал допустимых ошибок δ, то в этом случае функция регрессии $y = f(x)$, построенная по всем исходным данным, делит исходное информационное пространство на три области: область, в которую попадают ситуации с малыми ошибками T_s, область, в которую попадают ситуации, приводящие к большим положительным ошибкам T_p, и область, в которую попадают ситуации, приводящие к большим отрицательным значениям ошибок T_n.

Для таких областей должны выполняться условия:

$$\begin{array}{llll} \text{Если} & /y_i - f(x_i)/ \le \delta, & \text{то} & x_i \in T_s \\ \text{Если} & y_i - f(x_i) > \delta, & \text{то} & x_i \in T_p \\ \text{Если} & y_i - f(x_i) \le -\delta, & \text{то} & x_i \in T_n \end{array} \qquad (2)$$

Если целью построения является модель, основанная на минимизации средней квадратичной ошибки, то может быть предложена следующая схема построения, использующая более одного критерия. Построив функцию регрессии $y = f(x)$ и разделив исходное информационное пространство согласно условиям (2), будем иметь возможность разделить два множества T_p и T_n с помощью гиперплоскости

$$\varphi(x) = C. \qquad (3)$$

В этом случае подавляющее большинство ситуаций из T_p будет лежать по одну сторону от этой гиперплоскости, а подавляющее большинство ситуаций из T_n – по другую. Иначе говоря, для подавляющего большинства ситуаций x_i из этих двух множеств должны выполняться неравенства

$$\begin{array}{lll} \text{Если } \varphi(x_i) > C & \text{то} & x_i \in T_p \\ \text{Если } \varphi(x_i) < C & \text{то} & x_i \in T_n. \end{array} \qquad (4)$$

Таким образом, если гиперплоскость (3), для которой выполняются условия (4), уже построена, то для каждой очередной ситуации, не принадлежащей T_p, или T_n, можно будет определить, какому классу ошибок она будет соответствовать, положительному, или отрицательному. И в этом случае для совокупности ситуаций из множества T_p, также как и для совокупности ситуаций из множества T_n, может быть построена функция регрессии, которая будет определять прогностические значения для этих экстремальных ситуаций уже по новому правилу. Таким образом, если построена регрессия по всем исходным ситуациям $y = f(x)$, то, разделив далее исходное множество ситуаций по правилу (2) на три части, будем иметь возможность для каждой очередной ситуации x_i определять соответствующее ей прогностическое значение y_i , в какую бы область ошибок эта ситуация не попадала. Если текущая ситуация попадает в область, содержащую множество положительных значений ошибок T_p , то прогноз определяет первая регрессия $f_1(x)$, если же в область отрицательных ошибок T_n, то прогноз определяет вторая регрессия $f_2(x)$. Если же ситуация не попадает ни в ту ни в другую область, то прогноз определяет основная регрессия $y = f(x)$, соответствующая малым ошибкам.

Рассмотренная модель может быть успешно приспособлена к долгосрочному прогнозу среднемесячной температуры. Критерий ΔT, который является основным при оценивании модели, в данном случае позволяет не только оценивать модель, но и влиять на ее построение. Это реализуется путем разделения исходного множества на классы с использованием таблицы соответствия, и разделения полученных множеств с помощью гиперплоскости. Таким образом, полагая порог ошибок для малых значений температуры равным одному градусу $\delta=1$, мы можем, согласно системе неравенств (2), разделить исходное множество ситуаций на три части и построить для двух из этих множеств дополнительные регрессии, ответственные за отрицательные и положительные ошибки.

В оперативном режиме это получается следующим образом: сначала определяется область, в которую эта ситуация попадает. Если она попадает в область малых ошибок, то прогноз определяет первая регрессия, если же она попадает в область больших ошибок, то прогноз определяет вторая регрессия.

В приведенной выше схеме используются два функционала, подлежащие оптимизации - среднеквадратичная ошибка, которая минимизируется при построении регрессии, и число ошибок разделения, которое минимизируется при построении гиперплоскости. Приведенные критерии не связаны какими-нибудь функциональными соотношениями и могут использоваться независимо как критерии построения. Однако критерий минимума среднеквадратичной погрешности по-прежнему остается определяющим, поскольку одновременно служит как критерий оценивания.

Заключение

Представленная в настоящей работе пространственная статистическая модель является простейшей из всех пространственных моделей, прогнозирующих непрерывные поля. Тем не менее, результаты испытания модели на примере сезонных изменений средней месячной температуры, проведенные на большом статистическом материале, показали, что такая модель может успешно конкурировать с одномерной регрессионной моделью, а также с моделью климатической, или инерционной.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Hoskins B. Predictability beyond the Deterministic Limits. Bulletin WMO. 2012;61(1).
2. Lorenz, E. The predictability of a flow which posses many scales of motion. Tellus. 1969;21:289-307.
3. Киктев Д.Б., Тросников И.В., Толстых М.А., Зарипов Р.Б. Оценки успешности прогнозов сезонных аномалий метеорологических полей для модели SLAV в эксперименте SMIP-2 // Метеорология и гидрология. - 2006. - № 6. - С. 16-26.
4. Романов Л.Н., Бочкарева Е.Г. Пространственная модель для прогноза элементов погоды на различные сроки // ГЕО-Сибирь. – Международная научная конференция. Новосибирск, 2017.
5. Романов Л.Н. Глобальное моделирование погоды (эмпирический подход) // The Science of Europe (Praha, Czech Republic). - 2016. - № 4 (4).
6. Vapnik V. Statistical Learning Theory. NY: John Wiley, 1998:732.
7. Наставление по службе прогнозов. Раздел 2. Часть VI. М.: Гидрометеоиздат, 1986. - С. 28.