

А.Н. Калинин, Т.Г. Теущекова

МЕТОДЫ САМООРГАНИЗАЦИИ МОДЕЛЕЙ В ЗАДАЧАХ ФИЗИКО-СТАТИСТИЧЕСКОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЫСОТНЫХ ПРОФИЛЕЙ ТЕМПЕРАТУРЫ

В статье обсуждаются возможности и перспективность применения алгоритмов метода группового учета аргументов (МГУА) в задачах средне- и долгосрочного прогноза высотных профилей температуры. Эти алгоритмы позволяют на основе специальной таблицы исходных экспериментальных данных (предикторов), хранящих длительную предысторию процесса, и с помощью заданных экспертами критериев строить прогностические модели оптимальной сложности. На конкретном примере продемонстрирована эффективность этого подхода при среднесрочном прогнозировании высотных профилей температуры.

Быстрое развитие пассивных и активных оптических систем дистанционного изучения природных ресурсов Земли, необходимость более полного информационного обеспечения широкого круга прикладных задач оптики атмосферы, при решении которых приходится учитывать особенности высотного распределения термодинамических параметров и других оптико-активных компонентов атмосферы, требует разработки новых надежных методов оперативных и прогностических (с различной заблаговременностью) оценок состояния атмосферно-оптических каналов передачи информации.

В данной статье, следуя методологии работы [1], предпринята попытка использовать алгоритмы метода самоорганизации прогнозирующих моделей, разрабатываемые в Институте кибернетики АН УССР (см., например, работы [2, 3]), для вероятностной оценки временных изменений высотных профилей температуры, которые играют важную роль при расчетах оптических характеристик канала (например, функций пропускания). Здесь необходимо подчеркнуть, что в статье речь идет именно о вероятностной оценке временных изменений высотных профилей одной из оптико-активных компонент атмосферы — температуры, а не о прогнозе погоды (температуры) в обычном понимании этого слова, хотя для краткости мы будем пользоваться термином «прогнозирование». Следуя работам [2, 3], изложим суть метода.

Самоорганизация моделей, подобно широко используемому регрессионному анализу, относится к экспериментальным методам моделирования, так как основана на обработке таблицы данных наблюдений, полученных в режиме пассивного или активного эксперимента. Но при регрессионном анализе приходится произвольно определять структуру модели, что позволяет строить ее только в области, где число коэффициентов модели равно или меньше числа точек таблицы опытных данных. Отметим еще, что в регрессионном анализе оценка модели производится по критерию среднеквадратической ошибки, рассчитанной по всем точкам этой таблицы. Будем называть такие критерии внутренними. Однако любой внутренний критерий сравнения моделей приводит к ложному правилу: чем сложнее модель, тем она точнее.

В отличие от регрессионного анализа при самоорганизации моделей применяется так называемый индуктивный подход, при котором структура прогнозирующей модели подбирается при помощи опробования многих моделей-претендентов по заданным экспертами внешним критериям селекции, т. е. рассчитанным по данным, не использованным при синтезе моделей. И согласно принципу самоорганизации при постепенном усложнении структуры модели значения внешних критериев сначала уменьшаются, а затем начинают возрастать, т.е. имеется минимум, определяющий модель оптимальной сложности. Таким образом, в ЭВМ вводят небольшую таблицу исходных данных, указывают класс функций и критерии селекции модели. ЭВМ, используя алгоритмы метода группового учета аргументов (МГУА), при помощи перебора большого числа моделей-претендентов по заданному внешнему критерию находит единственную модель оптимальной сложности, дающую объективный прогноз.

Отметим еще две особенности МГУА, позволяющие улучшить прогнозирование сложных процессов, для которых трудно (а зачастую и невозможно) построить любую сложную физическую модель, изоморфную механизму моделируемого объекта и адекватную ему:

1. Возможность прогнозирования при неполном информационном базисе (т.е. без измерения всех существенных аргументов). Моделирование по МГУА является полной противоположностью идее увеличения информационного базиса модели путем учета максимального числа всех воздействий. Это позволяет максимально уменьшить необходимую априорную информацию, вводимую человеком в машину.

2. Возможность самоорганизации физической и прогнозирующих моделей при сильно зашумленных исходных данных. В настоящее время алгоритмы МГУА позволяют восстанавливать физическую модель объекта в случае, когда помехи при измерении исходных данных в несколько раз превышают регулярный сигнал [4]. В уже упоминавшихся работах [2, 3], на наш взгляд, достаточно убедительно

проиллюстрированы на различных конкретных примерах преимущества применения данного метода в задачах прогнозирования сложных процессов.

Для построения прогностической модели высотных профилей метеопараметров методами самоорганизации требуются наряду с наличием мощного многофункционального вычислительного комплекса с развитым программным и информационным обеспечением [5], следующие элементы:

- 1) качественная подготовка исходных данных (выборка);
- 2) выбор адекватного поставленной задаче метода генерирования и закона постепенного усложнения структуры прогностических моделей и предписаний для получения моделей-претендентов различной сложности на заданном классе опорных функций;
- 3) пороговый отбор: задание эвристических критериев селекции моделей;
- 4) анализ полученных результатов, оценка точности.

Рассмотрим подробнее применение МГУА для прогнозирования высотных профилей температуры по данным станций аэрологического зондирования. В качестве предикторов и предиктантов мы использовали временные ряды главных коэффициентов разложения $a_i(t)$ высотных профилей отклонений температуры $\Delta T_z(t)$ по естественным ортогональным функциям $\varphi_i(z)$ (z — высота) [6] соответствующих ковариационных матриц. Элементы этих матриц описывают межуровневые корреляционные связи вариаций температуры на уровне станции на стандартных изобарических поверхностях (850, 700, 500, 400, 00, 250, 200, 150, 100 мб) для достаточно длинного ряда наблюдений, предшествовавшего периоду прогнозирования (как правило, это 10-летний ряд), и выбранного сезона (зима, весна, лето, осень) или месяца года. Подробное изложение этого приема и его преимуществ можно найти в работе [7]. Здесь отметим только, что выбор в качестве предикторов главных коэффициентов разложения $\Delta T_z(t)$ по естественным ортогональным функциям позволяет резко сократить объем вычислений и сохранить главные характерные особенности поведения высотных профилей температуры в данном районе, которые определяются основными циркуляционными процессами в атмосфере.

При подготовке таблицы исходных данных для прогнозирования высотных профилей температуры был использован специализированный программно-информационный комплекс, включающий в себя следующие модули:

- 1) базу аэрологических данных на МЛ, чтение, запись и конвертирование данных;
- 2) проверку и анализ данных, отбраковку недостоверных данных, сплайн-интерполяцию пропущенных значений;
- 3) формирование упорядоченных массивов данных на изобарических поверхностях или по узлам километровой сетки;
- 4) расчет статистических характеристик метеорологических величин (средних, среднеквадратических отклонений, дисперсии и т. п.);
- 5) построение корреляционных и ковариационных матриц;
- 6) расчет собственных векторов и собственных значений этих матриц;
- 7) разложение исходных данных по полученным собственным векторам;
- 8) восстановление исходных профилей по коэффициентам разложения;
- 9) фильтрацию коэффициентов разложения, оценку их статистических характеристик;
- 10) вывод на дисплей или на печать в табличном или графическом виде результатов работы каждого блока.

С помощью этого комплекса был проведен анализ данных различных аэрологических станций с целью выяснения вопроса о точности и скорости сходимости разложений исходных данных по ЕОФ (естественно-ортогональные функции). Для различных аэрологических станций северного полушария и для разных сезонов по коэффициентам разложения $a_i(t)$ и соответствующим собственным векторам ковариационных матриц $\varphi_i(z)$ (i -я естественная ортогональная функция) восстанавливался исходный профиль температуры:

$$\Delta T_z(t) = \sum_{i=1}^{\nu} a_i(t) \varphi_i(z), \quad (1)$$

где $\Delta T_z(t) = T_z^{\text{исх}}(t) - \bar{T}_z$ — отклонение температуры, измеренной в момент t на уровне z , от среднего многолетнего значения \bar{T}_z ; $\nu \leq P$ — порядок ковариационной матрицы.

Было выяснено, что в зависимости от географических особенностей той или иной станции для восстановления исходных профилей температуры с достаточной точностью (не хуже инструментальной погрешности измерения радиозондом), как правило, достаточно использовать 4–6 первых коэффициентов, что соответствует учету 85–95% общей дисперсии всех вариаций температуры. Эти коэффициенты, рассчитанные для станции «Лондон», имеющей достаточно надежные и длинные непрерывные ряды наблюдений, и были использованы для отработки методики прогнозирования высотных профилей температуры с помощью многорядного [8] и однорядного [9] алгоритмов выделения гармонического тренда с некротными частотами по принципу самоорганизации моделей. Эти алгоритмы

были адаптированы для ЭВМ ЕС-1055М, дополнены некоторыми критериями селекции, программами восстановления по спрогнозированным значениям коэффициентов разложения высотных профилей температуры и сравнения их с восстановленными по фактическим значениям коэффициентов профилями и действительными реализациями за эти же сроки радиозондовых данных, выдаваемых из банка аэрологической информации, а также оценками точности прогноза и программами табличной и графической выдачи результатов. Моделирование показало, что оба эти алгоритма дают неплохие результаты, но каждый из них имеет свои преимущества и недостатки: однорядный более экономичен по памяти ЭВМ и времени счета (примерно на порядок быстрее), но не обладает достаточной помехоустойчивостью. Замкнутый численный эксперимент показал, что при уровне помех $\sim 1\%$ от полезного сигнала параметры заданной модели уже не восстанавливаются. Следовательно, данный алгоритм можно применять только для предварительно отфильтрованных данных. Многорядный алгоритм, последовательно выделяющий гармонический тренд из исходного временного ряда и остатков, менее экономичен по памяти и времени счета, но значительно более устойчив к помехам и позволяет выделить из аппроксимируемого процесса большее число гармоник.

Процесс аппроксимации исходного временного ряда, заданного дискретной функцией f_n на интервале $[1, N_A]$ (называемом обучающей последовательностью), отрезком тригонометрического ряда с m некрратными частотами $\omega_k \neq k\omega_1$ (т.е. частотами, не соотнесенными с периодом наблюдений)

$$y_n = A_0 + \sum_{k=1}^m [A_k \sin \omega_k n + B_k \cos \omega_k n], \quad (2)$$

($\omega_I \neq \omega_j$; $I \neq j$, $0 < \omega_I < \pi$; $k = 1, 2, \dots, m$ — число гармоник) делится на три этапа.

На первом этапе — определяются m коэффициентов α_p , $p = 0, 1, \dots, m-1$ из условий наилучшего соблюдения соотношений

$$\sum_{p=0}^{m-1} \alpha_p (f_{i+p} + f_{i-p}) = f_{i+m} + f_{i-m}. \quad (3)$$

Для повышения помехоустойчивости алгоритма введено суммирование временного ряда на сколь-нибудь интервале (сглаживание)

$$\bar{y}_k = \frac{1}{l} \sum_{i=k-l_0}^{k+l_0} f_i; \quad l_0 = \frac{1}{2}(l-1), \quad l - \text{нечетное.}$$

На втором этапе из уравнения

$$\alpha_0 + \sum_{p=1}^{m-1} \alpha_p \cos p\omega = \cos m\omega,$$

которое с помощью рекуррентного соотношения

$$\cos k\omega = 2 \cos [(k-1)\omega] \cos \omega - \cos [(k-2)\omega]$$

приводится к алгебраическому уравнению m -й степени относительно $\cos \omega_k$, находятся частоты ω_k , $k = 1, 2, \dots, m$.

На третьем этапе из условия

$$\sum_{i=1}^{N_A} (f_i - y_i)^2 \rightarrow \min$$

определяются коэффициенты модели A_k и B_k , линейно входящие в модель (2). Так как частоты уже вычислены, то оценки A_k и B_k могут быть получены по методу Гаусса. Реализация принципов самоорганизации заключается в следующем. Исходный временной ряд f_n , заданный на интервале $[1, N=N_A+N_B+N_C]$, делится на три последовательности: обучающую — длиной N_A — для оценок параметров модели (2); проверочную — длиной N_B — для определения значения внешнего критерия селекции и экзаменационную — длиной N_C — для оценки качества прогноза. N_A, N_B, N_C задаются пользователем.

По точкам обучающей последовательности выделяются тренды с 1-й, 2-й ... m_{\max} гармоническими составляющими, среди которых по заданному критерию селекции отбираются F (свобода выбора)

лучших. Для каждого из F остатков (разность между исходным временным рядом и моделью) формируются тренды различной сложности (от 1 до m_{\max} частот) и из общего числа трендов второго ряда отбираются F лучших. На следующих рядах селекции эта процедура повторяется. Максимальное число рядов селекции является входным параметром.

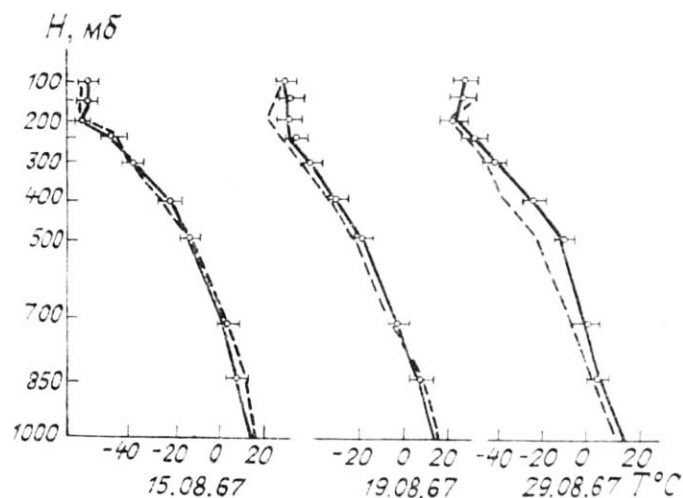
Оптимальный тренд определяется по минимуму одного или нескольких внешних критериев отбора. В данной работе были опробованы (см. [8]) критерий регулярности, который определяет среднеквадратическое отклонение модели на проверочной последовательности N_B , коэффициент корреляции значений исходного ряда и модели на N_B , критерий точности прогноза, который определяет среднеквадратическое отклонение модели на экзаменационной последовательности N_C , и критерий нестационарности остатка, который может применяться для больших интервалов наблюдения, так как для его расчета используется корреляционная функция.

После нахождения оптимального гармонического тренда определяется точность прогноза: вычисляются значения среднеквадратического отклонения и коэффициент корреляции на обучающей, проверяющей и экзаменационной последовательностях.

Для остатка (разность между исходным временным рядом и оптимальным трендом) вычисляются элементарные статистические характеристики: \min и \max значения, I–IV начальные моменты, I–IV центральные моменты, доверительные интервалы среднего, дисперсии, среднеквадратического отклонения уровней значимости 0,80 и 0,96, что позволяет также судить о точности оптимального тренда.

Оптимальная модель рассчитывается независимо для каждого из главных коэффициентов разложения $a_i(t)$, а затем по формуле (1) восстанавливаются $T_z(t_n)$ на заданное число тактов n вперед и сравниваются с $T_z^{\text{исх}}$ на соответствующую дату из банка аэрологической информации.

По данным 10-летнего (1961–1970 гг.) ряда наблюдений по станции «Лондон» с помощью этих алгоритмов были проведены десятки пробных расчетов для различных исходных данных. Они позволяют сделать вывод, что эти алгоритмы МГУА позволяют удовлетворительно решать задачу прогноза срочных значений высотных профилей температуры с упреждением 10–15 суток. Некоторые типичные примеры сравнения прогностических и фактических профилей температуры для летнего сезона, характеризующегося большой изменчивостью, приведены в табл. 1, 2. В графе 1 (и всех следующих нечетных) приведены фактические значения температуры из базы аэрологических данных, а в графе 2 (и всех следующих четных) приведены отклонения значения температуры, восстановленной по шести первым спрогнозированным коэффициентам разложения, от фактического значения. Эти данные были получены для сравнительно коротких обучающих последовательностей от 15 до 20 тактов, а для селекции моделей использовались различные модификации критерия регулярности. Пример результатов расчета для длинной обучающей последовательности N_A , равной 60 точкам, и прогноза с 10 августа 1967 г. и упреждением в 20 дней показан на рисунке (был использован критерий нестационарности остатка). Здесь изображены высотные профили температуры до 100 мб на 15.08.67, 19.08.67 и 29.08.67 г. (срок наблюдений—12 часов). Сплошной линией изображены значения температуры, восстановленные по исходным данным из банка данных по шести коэффициентам разложения. Кружками нанесены исходные температуры из банка данных (с соответствующими среднеквадратическими отклонениями). Штриховой линией обозначены спрогнозированные на соответствующие даты (тоже по шести коэффициентам) профили температуры. Видно, что даже не самый удачный пробный расчет обеспечивает удовлетворительный прогноз с 10.08 по 19.08.67 г. профилей температуры до высот, соответствующих 300 мб (~9 км).



Высотные профили температуры. Сравнение прогнозируемых и фактических значений: сплошная кривая — фактическое; штриховая — прогнозируемое; кружочки — среднеквадратические отклонения

Таблица 1

Сравнение фактических и прогнозных высотных профилей температуры (ВПТ). Станция «Лондон».
Лето 1970 г. Срок 00 ч.

№ суток	Земля		Изобарические поверхности, мб															
	Ф. п.*	О. п.**	850		700		500		400		300		250		200			
			Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.		
1	12,0	-2,8	3,3	-2,2	-2,6	-1,0	-16,7	0,8	-27,9	0,6	-42,9	-1,1	-50,4	-3,3	-52,2	-1,1		
2	10,2	-1,4	5,2	-0,9	0,5	1,8	-13,0	3,4	-23,8	3,9	-39,7	2,1	-51,1	-3,0	-59,1	-8,0		
3	16,0	6,4	7,6	-3,1	0,8	-1,4	-14,4	-1,0	-25,9	-1,1	-42,3	-2,6	-52,5	-4,9	-58,6	-6,7		
4	14,2	1,3	8,2	-3,7	1,2	-1,5	-13,7	-0,4	-25,1	-0,3	-41,6	-2,4	-51,3	-4,4	-52,6	0,5		
5	13,6	-2,6	6,2	-1,5	-1,3	-0,8	-16,3	0,2	-27,7	0,5	-42,1	0,1	-48,0	0,5	-47,5	6,6		
6	11,6	-5,6	2,6	-2,0	-4,6	-1,9	-18,5	-0,5	-28,6	0,9	-36,7	6,2	-36,3	11,7	-41,9	9,7		
7	8,8	-6,0	2,0	-2,8	-2,4	-0,4	-15,0	2,2	-25,5	3,3	-40,4	3,0	-43,7	1,6	-49,3	4,6		
8	11,2	-0,2	6,8	-1,4	-0,4	-1,2	-15,7	-0,9	-27,8	-1,2	-44,6	-2,1	-52,0	-0,3	-45,1	11,7		
9	15,2	6,4	8,9	-2,1	1,2	-1,3	-13,6	-0,4	-24,6	0,2	-40,3	0,4	-50,2	-0,2	-57,7	-3,2		
10	13,8	3,8	5,8	-3,0	-3,5	-3,7	-20,0	-4,7	-31,7	-4,8	-42,7	-0,6	-43,4	6,4	-45,1	7,7		
11	11,4	-4,8	5,1	-1,2	-1,0	0,8	-15,4	2,1	-26,9	2,0	-44,2	-2,6	-54,4	-8,5	-55,1	-4,7		
12	14,6	-5,0	8,7	1,8	2,0	2,6	-12,4	4,3	-23,1	5,0	-38,2	2,1	-48,8	-4,2	-59,9	-8,4		
13	16,2	-0,5	11,3	3,3	3,7	2,9	-10,9	3,9	-21,8	4,6	-37,2	3,5	-48,0	0,2	-57,2	-2,7		
14	13,8	1,6	7,2	-0,9	-1,1	-1,9	-16,6	-2,2	-28,0	-2,3	-41,5	-0,8	-46,4	2,3	-47,6	4,7		
15	12,7	5,0	8,4	0,4	0,5	0,8	-14,9	0,7	-26,3	0,9	-40,9	2,3	-48,3	3,1	-52,8	-0,4		

* Ф. п. — фактический профиль температуры.

** О. п. — отклонение прогноза.

Таблица 2

Сравнение фактических и прогностических высотных профилей температуры (ВПТ). Станция «Лондон».
Лето 1970 г. Срок 10 ч.

№ суток	Изобарические поверхности, мб															
	Земля		850		700		500		400		300		250		200	
	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.	Ф. п.	О. п.
1	13,2	-2,1	2,3	-2,4	-0,3	1,7	-12,2	4,4	-22,1	5,5	-36,7	5,0	-47,9	-0,1	-57,8	-8,3
2	18,2	1,4	8,0	0,1	1,5	0,1	-13,3	-0,4	-24,4	-0,8	-39,6	-2,4	-49,4	-4,5	-57,3	-6,9
3	20,4	1,7	6,6	-1,7	-0,5	-1,3	-14,2	-0,6	-24,8	-0,4	-40,8	-2,8	-51,7	-6,2	-61,8	-8,6
4	16,2	-2,5	6,6	0,6	0,0	1,8	-14,6	2,5	-26,2	2,3	-42,5	-0,1	-50,6	-2,5	-46,6	5,0
5	12,4	-5,7	1,9	-4,5	-6,4	-4,6	-21,6	-4,5	-32,8	-4,4	-43,4	-0,4	-43,2	5,3	-42,8	5,3
6	15,6	-2,5	1,3	-6,8	-4,0	-4,8	-16,8	-2,5	-26,9	-1,1	-38,7	2,7	-43,5	6,4	-48,1	4,1
7	16,2	-2,7	0,9	-7,5	-2,8	-4,2	-15,4	-1,9	-26,2	-1,7	-42,1	-3,2	-50,2	-2,9	-45,6	9,1
8	18,0	-0,4	7,7	1,1	-0,4	0,3	-16,0	-0,6	-27,9	-1,8	-44,4	-6,5	-51,6	-9,1	-47,1	1,7
9	15,4	-0,2	7,0	2,5	-0,5	1,9	-15,4	1,5	-26,8	1,1	-42,8	-1,9	-50,2	-4,7	-47,2	0,0
10	16,0	0,3	2,3	-4,0	-1,4	-0,9	-14,1	1,0	-24,7	1,7	-39,3	2,2	-46,9	2,3	-45,6	6,0
11	12,8	-6,6	9,8	0,4	2,5	0,7	-12,0	1,3	-22,7	1,8	-36,9	2,0	-46,6	0,5	-58,3	-4,4
12	18,0	-2,4	13,4	5,4	4,3	4,3	-11,2	4,4	-22,0	4,8	-37,4	3,4	-48,3	-1,0	-60,8	-8,0
13	16,4	-1,8	10,1	4,3	2,4	4,5	-12,2	5,1	-23,0	5,6	-38,6	4,3	-48,6	-0,2	-55,3	-6,6
14	18,8	1,7	5,8	-1,0	-0,9	-0,5	-15,7	-0,5	-27,3	-1,0	-44,6	-4,2	-54,0	-7,2	-52,3	-4,2
15	20,8	3,5	9,0	1,3	1,3	0,3	-14,2	-0,6	-25,7	-1,2	-41,9	-3,1	-51,8	-4,5	-58,0	-3,6

Таким образом, проведенные оценки, осуществленные без какой либо оптимизации входных параметров и критериев отбора в алгоритмах, с нашей точки зрения, показывают перспективность использования МГУА в задачах прогнозирования высотных профилей метеопараметров атмосферы по аэрологическим данным. Поскольку данные алгоритмы весьма чувствительны к вариациям входных параметров и критериев отбора, в дальнейшем необходимо провести целенаправленную серию математических экспериментов с целью оптимизации этих параметров и повышения точности и заблаговременности прогноза, в том числе и для других метеопараметров и других станций.

1. Комаров В.С., Калинин А.Н., Михайлов С.А. //Оптика атмосферы. 1989. Т. 2. № 5. С. 513–520.
2. Ивахненко А.Г., Мюллер И.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. Киев: Техника, 1985. Берлин: ФЭБ ФЕРЛАГ ТЕХНИК, 1984. 223 с.
3. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. Киев: Наукова думка, 1985. 216 с.
4. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. //Автоматика. 1982. № 4. С. 26–35.
5. Бабилов Ю.Л., Калайда В.Т. //Прикладное математическое обеспечение в системе коллективного пользования. Новосибирск: Наука, 1986. С. 54–65.
6. Мещерская А.В. и др. Естественные составляющие метеорологических полей. Л.: Гидрометеоздат, 1970. 199 с.
7. Зуев В.Е., Комаров В.С. Статистические модели температуры и газовых компонент атмосферы. Л.: Гидрометеоздат, 1986. 264 с.
8. Справочник по типовым программам моделирования /Под ред. А.Г. Ивахненко. Киев: Техника, 1980. 183 с.
9. Юрачковский Ю.П., Попков Н.В. //Автоматика. 1986. № 6. С. 9–16.

Институт оптики атмосферы СО АН СССР,
Томск

Поступила в редакцию
9 января 1989 г.

A. N. Kalinenko, T. G. Teushchekova. The Methods of Models Self-Arrangement in the Problems on Physica-Statistical Forecasting of Temperature Profiles.

The paper analyzes the potentialities of the method of group account for arguments in the problems on middle and long term forecasting of the temperature profiles. These algorithms allow one to construct the prognostic models of optimal complexity based on specially prepared tables of reference experimental data (predictors), which beat the information on the process prehistory, and on the use of experts criteria. The efficiency of this approach is demonstrated in the paper by an example of a middle periodic forecast of the temperature vertical profiles.