

УДК 551.501.86

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ТЕМПЕРАТУРНО-ВЛАЖНОСТНОМ ЗОНДИРОВАНИИ АТМОСФЕРЫ

© 2014 г. А. В. Поляков, Ю. М. Тимофеев, Я. А. Виролайнен

*Санкт-Петербургский государственный университет
198504 Санкт-Петербург, Петродворец, ул. Ульяновская, 3
E-mail: polyakov@troll.phys.spbu.ru*

Поступила в редакцию 18.04.2013 г., после доработки 16.08.2013 г.

Описано применение методики обращения радиационных данных на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) для метеорологического спутникового зондирования атмосферы. Для повышения эффективности решения обратных задач используется метод главных компонент для профилей температуры и влажности, а также спектров ИК-излучения, что позволяет существенно сократить размерности задач. На основе численных экспериментов проанализированы погрешности температурно-влажностного зондирования по спектрам уходящего ИК-излучения, измеренным с помощью прибора ИКФС-2 с российского спутника “Метеор” при использовании итерационного физико-математического алгоритма (ИФМ), метода множественной линейной регрессии (МЛР), метода, основанного на ИНС. Выявлены заметные преимущества метода на основе ИНС в сравнении с методом МЛР. Так, при температурном зондировании на высотах 1–12 км метод МЛР имеет заметно большую погрешность (разность до 1 К), а ИФМ алгоритм – практически такую же погрешность, как метод ИНС. Погрешность определения относительной влажности составляет около 10% при использовании методики ИНС на высотах 0–12 км. В нижней тропосфере примерно такую же погрешность дает подход с использованием ИФМ, но с ростом высоты возрастают преимущества методики ИНС.

Ключевые слова: спутниковое зондирование, нейронные сети, обратные задачи, атмосферная оптика.

DOI: 10.7868/S0002351514030109

ВВЕДЕНИЕ

Современные системы температурно-влажностного зондирования атмосферы в ИК-области спектра (приборы AIRS, IASI, CrIS и т.п.) характеризуются высокой скоростью получения больших объемов информации за счет большого количества спектральных измерений и пространственного сканирования. Необходимость обработки большого объема информации создает трудности в соблюдении временных требований к обращению результатов спектральных измерений при использовании получаемых данных в численном прогнозе погоды. Для сокращения временных затрат при интерпретации результатов спутниковых измерений используют различные способы повышения эффективности обработки данных:

– применение быстродействующих методик и алгоритмов расчета уходящего излучения, т.е. решения прямой задачи, как, например, [1];

– сжатие спектральной информации на основе использования аппроксимаций с помощью эмпирических ортогональных функций (ЭОФ) [2–4];

– использование на первом этапе анализа результатов измерений методики множественной линейной регрессии (МЛР) [5].

Проблема создания эффективного программно-математического обеспечения (ПМО) стоит и перед будущими спутниковыми экспериментами с аппаратурой ИКФС-2 [6]. Ранее для этого прибора было разработано специализированное ПМО и проанализированы его возможности [7–10]. При обработке результатов измерений предполагается в начальном приближении, используя быструю методику МЛР, получать решение и оценивать его достоверность, сравнивая рассчитанный и измеренный спектры излучения. Если различие велико, то для решения обратной задачи привлекается физико-математический подход, например, итерационный процесс на основе нелинейного обобщения [11, 12] известной методики оптимального оценивания при решении интегрального уравнения переноса теплового излучения.

Численное моделирование показало, что использование МЛР на первом этапе анализа спутниковых данных часто требует последующего не-

Таблица 1. Среднеквадратичные погрешности разложения профилей температуры $T(z)$ и относительной влажности $RH(z)$, % в зависимости от размерности базиса (числа ГК)

Число ГК	1	5	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$T(z)$, К	8.81	2.21	0.87	0.74	0.64	0.56	0.49	0.43	0.38	0.34	0.29	0.26
$RH(z)$, %	19.3	7.9	3.9	3.5	3.2	2.8	2.5	2.2	2.0	1.8	1.6	1.5

линейного обращения задачи, в особенности при восстановлении профиля влажности атмосферы, что приводит к существенному увеличению времени обработки результатов спутниковых измерений. В ряде работ предложено вместо МЛР использовать методики, основанные на искусственных нейронных сетях (ИНС) [13–16]. В данной статье рассматриваются возможности применения ИНС при интерпретации результатов измерений с помощью российского спутникового Фурье-спектрометра ИКФС-2 [6].

МЕТОДИКА РАСЧЕТОВ

Построение обратного оператора в методике ИНС (как и в методике МЛР) требует использования обширного ансамбля реализаций параметров состояния атмосферы и подстилающей поверхности (обучающей выборки). Для этого используется созданный нами ранее на базе известного набора моделей атмосферы “TIGR” [17, 18] банк данных атмосферных моделей и характеристик поверхностей, дополненный необходимыми для моделирования измерений в спектральной ИК-области параметрами (температура поверхности, отличная от приземной температуры воздуха, излучательная способность (ИС) суши и водной поверхности). Построенная на основе комбинации данных из различных источников статистическая модель представляет собой набор 2311 состояний системы атмосфера–поверхность. Она использовалась в [8, 9].

Решение обратной задачи может осуществляться в пространстве самих искомым функций температуры и влажности атмосферы или в пространстве коэффициентов разложения искомым функций по тому или иному ортогональному базису (метод главных компонент). В данной работе мы использовали для решения обратной задачи метод ИНС в сочетании с методом главных компонент (ГК) по отношению как к искомым функциям, так и к измеренным на ИКФС-2 спектрам уходящего излучения. Это позволило существенно уменьшить объем обрабатываемых с использованием алгоритма решения задачи данных. При этом необходимо выбрать оптимальное число ГК (размерность базиса) для параметризации как искомым вертикальных профилей, так и измеренных спектров. Выбор числа ГК параметризации вертикальных профилей температуры и влажно-

сти осуществлялся на основе сравнения погрешностей параметризации с потенциальными погрешностями решения обратной задачи. В табл. 1 приведены погрешности параметризации вертикальных профилей температуры $T(z)$ и относительной влажности $RH(z)$ для нескольких различных значений числа главных компонент (ГК).

На основе анализа табл. 1 было принято решение использовать для параметризации вертикальных профилей температуры и влажности 17 и 13 ГК соответственно. При этом рост общей погрешности дистанционных измерений за счет параметризации профилей температуры и влажности составляет менее 10%.

При выборе числа ГК параметризации измеренных прибором ИКФС-2 спектров уходящего излучения (общее число измерений по спектру составляет 2701) использовались результаты работы [4], в которой показано, что для этого достаточно 40 ГК. Для обучения ИНС и моделирования ТВЗА по данным измерений на ИКФС-2 были рассчитаны спектры излучения (с добавлением модельной нормально распределенной погрешности измерений) и их ГК для различных случайных зенитных углов наблюдений. Полученная выборка была разбита случайным образом на две части: “обучающую” и тестовую выборки в соотношении 85 : 15. Следуя подавляющему большинству публикаций по использованию ИНС в обратных задачах атмосферной оптики, для решения обратной задачи мы выбрали трехслойный перцептрон и гиперболический тангенс как функцию активации нейрона. Подробно методика использования метода ГК в сочетании с ИНС описана в [19].

Важным вопросом организации ИНС является выбор оптимального числа нейронов сети. Количество входных n_x и выходных n_y сигналов и соответственно нейронов-“датчиков” и выходных нейронов определяется наборами предикторов и предиктантов, но количество нейронов скрытого слоя (НСС) n_h является величиной произвольной. Легко оценить, что общее число коэффициентов N , определяемых в процессе обучения ИНС, дается формулой (1):

$$N = (n_x + 1)n_h + (n_h + 1)n_y. \quad (1)$$

Например, для $n_x = 40$, $n_h = 30$ и $n_y = 20$ общее число коэффициентов равно 1850. Большое число коэффициентов может приводить к избыточному определению сети, и аппроксимация, реализуе-

Таблица 2. Погрешности определения профиля температуры (К) при различном числе НСС

Число НСС		10	15	20	23	25	30	35
Обучающая выборка		1.67	1.52	1.45	1.41	1.31	1.29	1.26
Тестовая выборка	Оптимум	1.76	1.75	1.74	1.67	1.53	1.52	2.06
	Конечное значение	1.76	1.76	1.77	1.76	1.54	1.67	2.26

мая такой сетью, будет соответствовать не физическим закономерностям задачи, а особенностям конкретной выборки, включающим случайный шум измерений, поскольку количество определяемых коэффициентов окажется излишним по отношению к информационной обусловленности задачи. С другой стороны, малое число НСС ограничивает возможности нейронной сети в отношении аппроксимации сложных нелинейных зависимостей, что тоже может приводить к росту погрешности решения обратной задачи.

Для анализа зависимости погрешности от числа НСС мы провели серию расчетов. Для ИНС с 40 главными компонентами спектра на входе и 17 главными компонентами профиля температуры на выходе варьировалось число НСС. В табл. 2 приведены среднеквадратические погрешности определения температуры в слое 0–40 км по обучающей и тестовой выборкам моделей атмосферы. Поясним строки 3 и 4 табл. 2. Обучение сети проводится на протяжении 100 итераций, каждая итерация представляет собой выполнение 3000 шагов минимизации. По завершении итерации рассчитываются минимальные значения погрешностей для данной итерации на обучающей и тестовой выборках. Погрешность обучающей выборки может только уменьшаться с номером итерации, так как именно она является объектом минимизации, но погрешность тестовой выборки ведет себя по-другому: ее значение для последней (100-й) итерации не обязательно минимально или близко к минимальному (см. табл. 2 и рис. 1). Поэтому для тестовой выборки мы приводим две погрешности: оптимальную (минимальную) и конечную, т.е. полученную для последней итерации.

Из табл. 2 видно, что при увеличении числа НСС погрешность обучающей выборки, как и следовало ожидать, монотонно убывает. Оптимальная погрешность тестовой выборки убывает с увеличением числа НСС до 25–30, а для 35 НСС резко растет. Конечная погрешность практически не изменяется при увеличении числа НСС до 23, что свидетельствует о примерно постоянной точности аппроксимации оператора обратной задачи ИНС. Но при 25 НСС происходит заметное скачкообразное уменьшение конечной погрешности, что вызвано, по-видимому, накоплением “критической массы” сложности ИНС и, как следствие, качественным изменением нелинейности ап-

проксимации решения. Однако уже для 30 НСС конечная погрешность заметно превосходит оптимальную, а для 35 НСС и оптимальная погрешность перестает убывать. Это объясняется избыточностью ИНС при числе НСС, большем 25.

Более детально поведение погрешностей в зависимости от номера итерации для трех значений числа НСС демонстрирует рис. 1. Из него следует, что при числе НСС 20 и 25 погрешность тестового набора убывает по мере минимизации, выходя на асимптотическое значение с незначительными колебаниями после 40–60 итераций. Колебания вызваны, в частности, случайным порядком суммирования при параллельных вычислениях. При этом для 25 НСС полученная величина примерно на 0.2 К меньше, чем для 20. В то же время для 30 НСС наблюдаются заметные колебания этой величины, а асимптотическое значение, достигнутое после 80 итераций, приблизительно на 0.15 К больше, чем для 25 НСС. Это показывает, что при 30 НСС аппроксимация тестового набора перестает оптимально описывать общие, не завися-

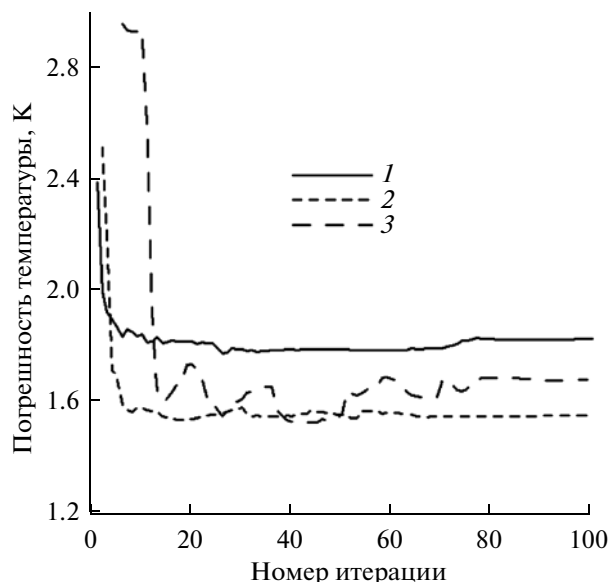


Рис. 1. Зависимость среднеквадратичной погрешности ИНС определения температуры от номера итерации при обучении сети для 20 (1), 25 (2) и 30 (3) НСС для тестовой выборки, соответствующей надирным измерениям над сушей.

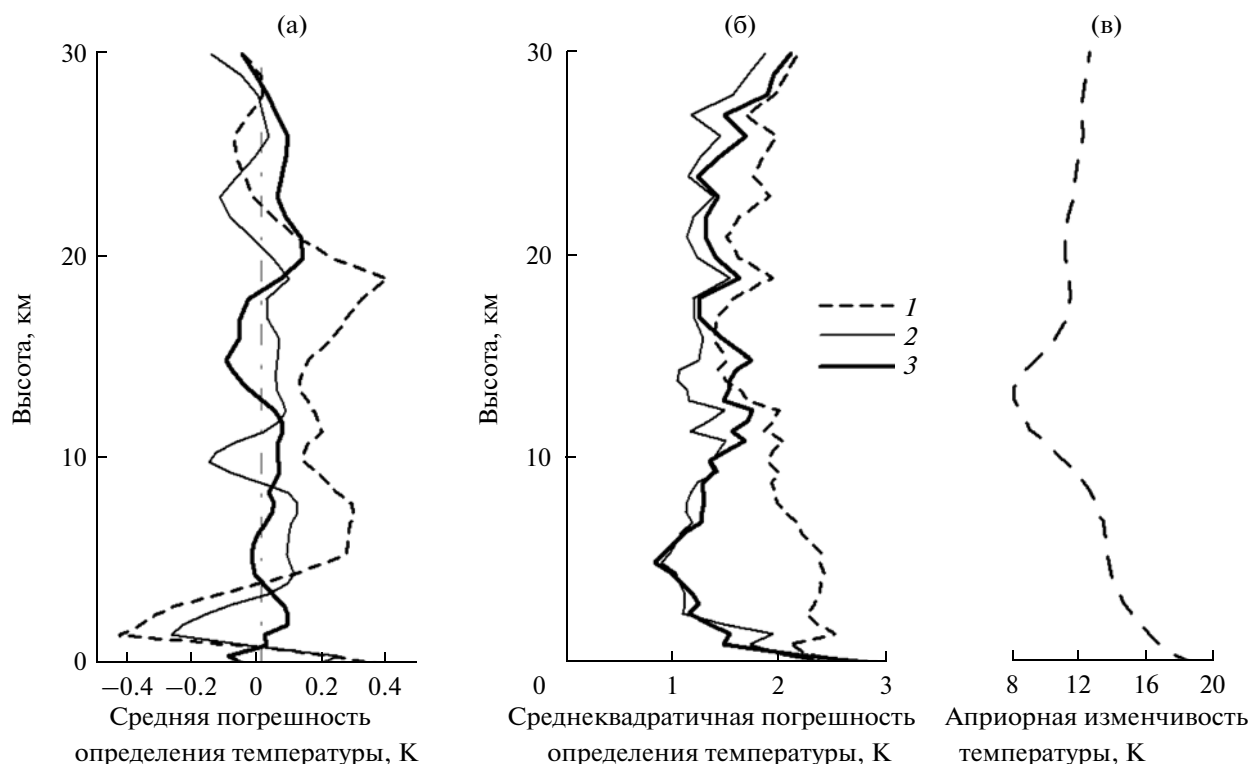


Рис. 2. Средняя (а) и среднеквадратичная (б) погрешности определения профиля температуры по измерениям с помощью ИФМС-2, полученные в условиях безоблачной атмосферы по глобальной выборке над водной поверхностью с применением линейной регрессии (1), итерационного алгоритма (2) и ИНС (3) в сравнении с априорной изменчивостью. в – априорная изменчивость.

щие от случайного шума, закономерности и позволяет считать 25 оптимальным числом НСС.

ТЕМПЕРАТУРНО-ВЛАЖНОСТНОЕ ЗОНДИРОВАНИЕ АТМОСФЕРЫ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИНС

После обучения ИНС было осуществлено восстановление профилей температуры и влажности для тестовой выборки и проанализированы погрешности на основе сравнения восстановленных с исходными профилями температуры и влажности. При этом моделировались измерения в условиях безоблачной атмосферы. На рис. 2 приведены примеры средних (2а) и среднеквадратичных (2б) погрешностей температуры для глобального ансамбля над водной поверхностью при использовании методик МЛР и ИНС, а также ИФМ подхода. Анализ систематической погрешности показывает, что для ИНС и ИФМ она не превосходит 0.2 К, а для МЛР – 0.4 К.

При анализе среднеквадратичных погрешностей, прежде всего, отметим, что в свободной атмосфере на высотах 5–25 км при использовании ИНС погрешности составляют около 1 К. В нижней тропосфере погрешности заметно возрастают, и для приземной температуры составляют

около 3 К. Наблюдается также рост погрешностей температурного зондирования на высотах более 25 км. Из приведенного рисунка также следует, что для слоя 1–12 км методика МЛР дает заметно большую погрешность (различие до 1 К!), а ИФМ алгоритм практически такую же погрешность, как и методика ИНС. В стратосфере заметны преимущества ИФМ подхода, хотя все три использованные методики дают близкие погрешности – в пределах 1–2 К. Отметим, что априорные вариации температуры для использованного в данных расчетах глобального ансамбля реализаций температуры колеблются в зависимости от высоты в пределах 8–18 К (рис. 2в).

Результаты аналогичных численных экспериментов по результатам экспериментов на сушей приведены на рис. 3. Отметим, что для случая спутникового зондирования над сушей при решении обратной задачи спектральная излучательная способность поверхности $\epsilon(\nu)$ не задается (как в случае зондирования над водной поверхностью), а определяется с помощью нахождения коэффициентов разложения по соответствующему базису ЭОФ [9]. Это приводит к появлению 5-ти дополнительных неизвестных параметров, которые также определяются по спектру уходящего ИК-излучения. Эта особенность приводит к некоторому

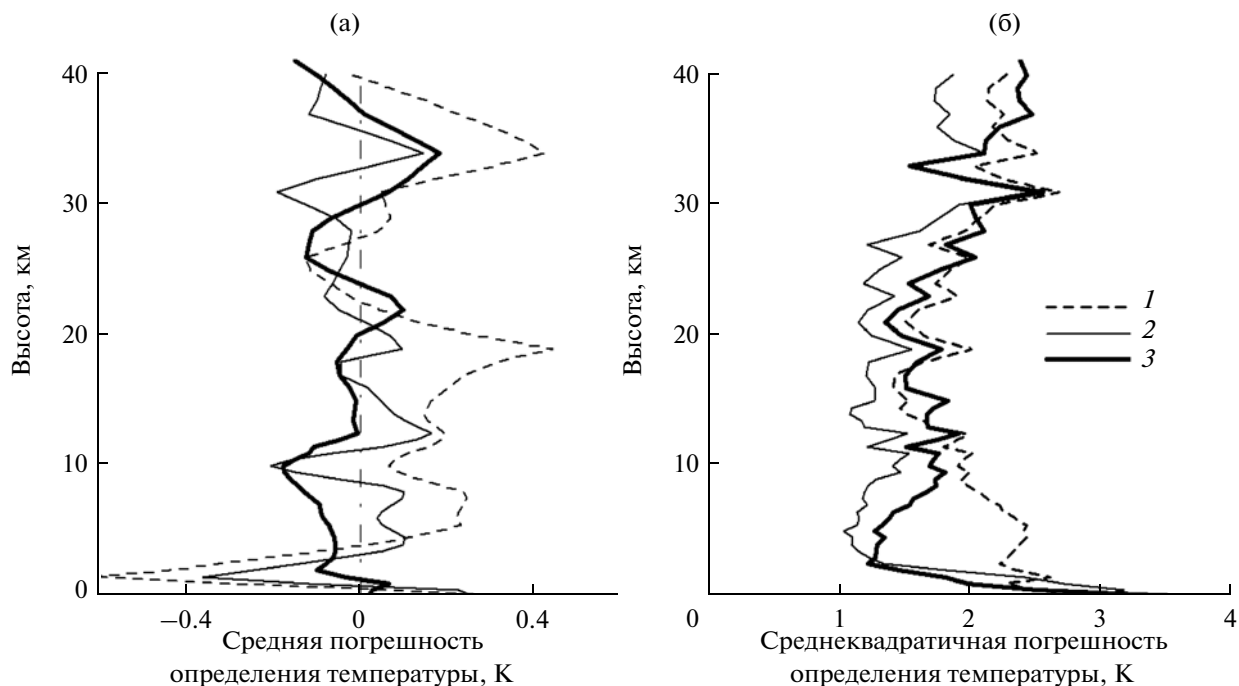


Рис. 3. Средняя (а) и среднеквадратичная (б) погрешности определения профиля температуры по измерениям с помощью ИКФС-2, полученные в условиях безоблачной атмосферы по глобальной выборке над сушей с применением линейной регрессии (1), итерационного алгоритма (2) и ИНС (3).

увеличению погрешностей температурного зондирования вблизи подстилающей поверхности.

Анализ рис. 3 указывает на небольшое преимущество ИФМ подхода в тропосфере по сравнению с методикой ИНС, и более высокую погрешность методики МЛР (примерно на 1 К). В стратосфере для случая зондирования над сушей выявляется преимущество ИФМ подхода (на 0.2–0.4 К), а методики МЛР и ИНС имеют примерно одинаковые погрешности.

Погрешности определения относительной влажности при зондировании над водной поверхностью и сушей приведены на рис. 4 и 5. Средние погрешности для всех методик восстановления не превышают, как правило, 2–3%. Для водной поверхности среднеквадратические погрешности в методике ИНС составляют около 10% на высотах 0–12 км. В нижней тропосфере примерно такую же погрешность дает ИФМ подход, но с ростом высоты возрастают преимущества методики ИНС. Наконец, в методике МЛР погрешности восстановления относительной влажности в нижней и средней тропосфере составляют около 20% и значительно возрастают в верхней тропосфере. В этом проявляется существенная нелинейность обратной задачи по профилю влажности. Важно отметить, что и подход с ИФМ алгоритмом также обладает значительными погрешностями восстановления влажности в верхней тропосфере.

Погрешности определения относительной влажности над сушей (рис. 5), как и погрешности температуры, заметно возрастают в нижней тропосфере. Выявляется преимущество методики ИНС перед ИФМ алгоритмом и особенно МЛР, особенно значительное на высотах более 6 км.

Анализ применимости методики ИНС для различных широтных зон не показал существенных вариаций погрешностей температурного зондирования, несмотря на вариации априорной изменчивости температуры с широтой. Погрешности температуры при использовании методики ИНС составляют на высотах 5–25 км 1–2 К. При этом наилучшая точность определения профиля температуры в верхней стратосфере получена для тропической выборки, в которой априорная изменчивость температуры минимальна (4–8 К). Похожая картина наблюдается и при восстановлении профиля относительной влажности с помощью ИНС. Для различных широтных зон погрешности на высотах тропосферы составляют в среднем 10–20%.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ

Проанализированы погрешности температурно-влажностного зондирования безоблачной атмосферы по спектрам уходящего ИК-излучения измеренным с помощью прибора ИКФС-2 с российского спутника “Метеор”. Реализованы алго-

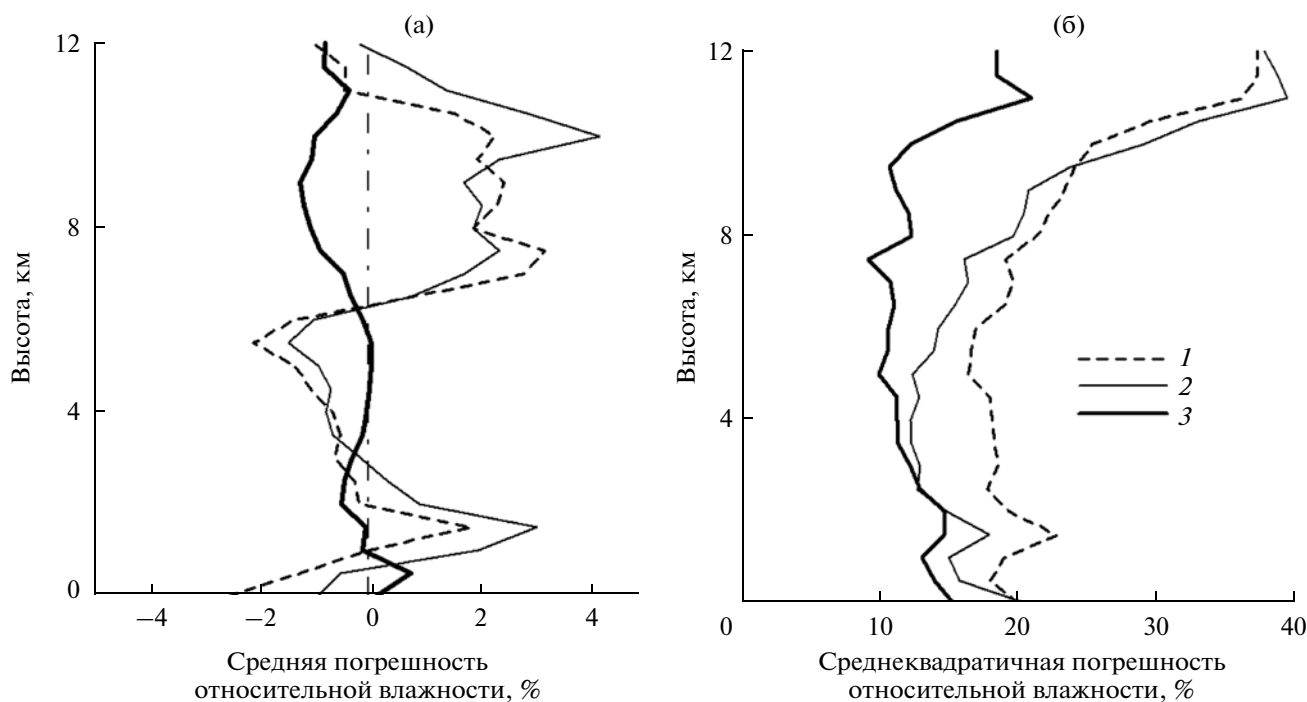


Рис. 4. Средняя (а) и среднеквадратичная (б) погрешности определения профиля относительной влажности по измерениям с помощью ИКФС-2, полученные по глобальной выборке над водной поверхностью с применением линейной регрессии (1), итерационного алгоритма (2) и ИНС (3).

ритмы интерпретации спутниковых данных, основанные на использовании искусственных нейронных сетей. При этом для повышения эффективности решения обратных задач используется метод главных компонент для профилей температуры и влажности, а также спектров ИК-излучения, что позволяет существенно сократить размерности задач.

На основе численного анализа выбраны оптимальные размерности параметризации. Для температуры и влажности используется соответственно 17 и 13, а для спектров уходящего излучения в спектральной области $660\text{--}2000\text{ см}^{-1}$ — 40 главных компонент. При реализации методики ИНС на основе численных экспериментов выбрано оптимальное число нейронов скрытого слоя, составляющее для рассматриваемой обратной задачи 25 нейронов.

Численные эксперименты по анализу погрешностей температурно-влажностного зондирования безоблачной атмосферы при использовании различных методик интерпретации (МЛР, ИНС и ИФМ) показали следующее:

1. Погрешность восстановления температурного профиля в диапазоне высот 5–25 км над водной поверхностью методики ИНС составляют около 1 К. В нижней тропосфере погрешность заметно возрастает и для приземной температуры составляет около 3 К. Погрешность также возрастает на высотах более 25 км. На высотах 1–12 км

методика МЛР дает заметно большую погрешность (рост до 1 К), а ИФМ алгоритм — практически такую же погрешность, как и методика ИНС. В стратосфере заметны преимущества ИФМ подхода, хотя все три методики дают близкие результаты — в пределах 1–2 К.

2. При определении вертикального профиля температуры над сушей появляются дополнительные неизвестные параметры (описывающие излучательные способности суши), что приводит к некоторому увеличению погрешностей температурного зондирования. В тропосфере ИФМ подход имеет небольшие преимущества по сравнению с методикой ИНС, а методика МЛР дает большую погрешность (примерно 1 К). В стратосферном зондировании для случая зондирования над сушей имеет преимущество ИФМ подход (на 0.2–0.4 К), а методики МЛР и ИНС дают примерно одинаковые погрешности.

3. Погрешность определения относительной влажности по методике ИНС при зондировании над водной поверхностью составляет около 10% на высотах 0–12 км. В нижней тропосфере примерно такую же погрешность дает ИФМ подход, но с ростом высоты возрастает преимущество методики ИНС. Методика МЛР дает заметно большую погрешность. В этом проявляется существенная нелинейность обратной задачи относительно профиля влажности атмосферы. В случае зондирования над сушей погрешности определе-

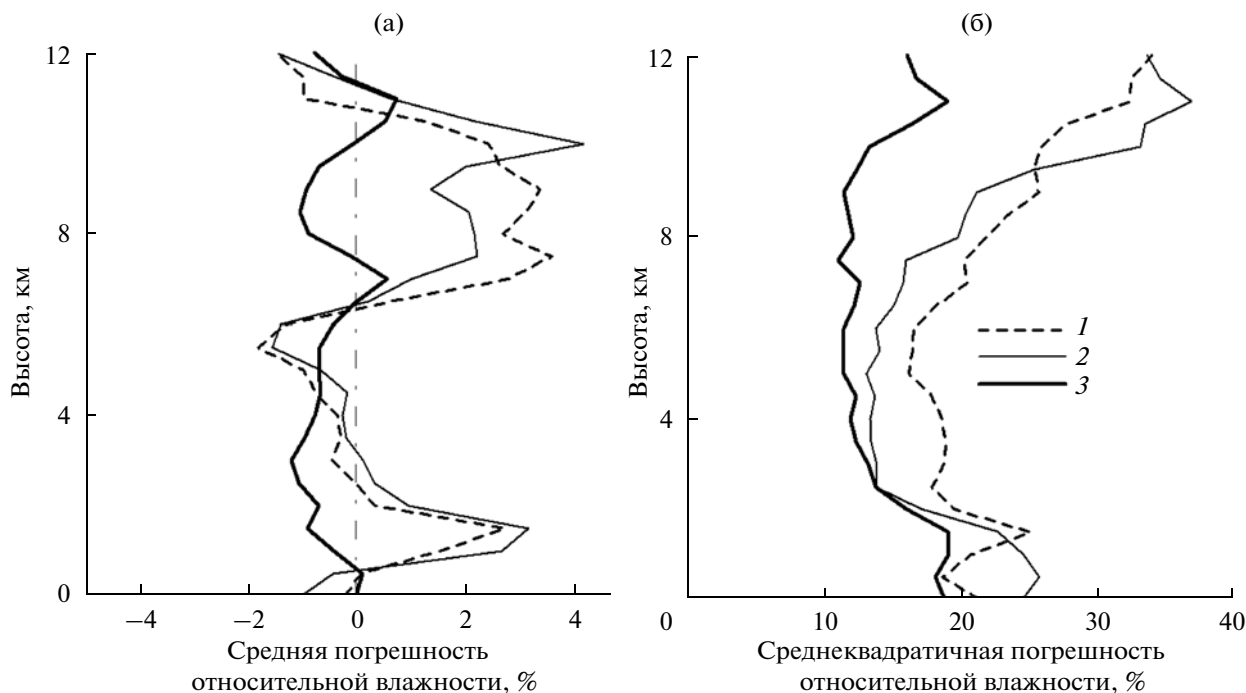


Рис. 5. Средняя (а) и среднеквадратичная (б) погрешности определения профиля относительной влажности по измерениям с помощью ИКФС-2, полученные по глобальной выборке над сушей с применением линейной регрессии (1), итерационного алгоритма (2) и ИНС (3).

ния относительной влажности, как и погрешности температуры, заметно возрастают в нижней тропосфере. При этом методика ИНС имеет преимущество, особенно значительное выше 6 км.

4. Анализ применимости методики ИНС для различных широтных зон не показал существенных вариаций погрешностей температурного зондирования, несмотря на вариации с широтой априорной изменчивости температуры. Погрешность определения температуры по методике ИНС составляет на высотах 5–25 км от 1 до 2 К. При этом в верхней стратосфере максимальная точность определения профиля температуры характерна для тропической выборки, для которой минимальна априорная изменчивость температуры (4–8 К). Похожая картина наблюдается и при восстановлении профиля относительной влажности с помощью методики ИНС. Для различных широтных зон погрешности составляют в среднем 10–20% на высотах тропосферы.

Таким образом, показано, что методика ИНС может с успехом заменить методику МЛР на первом этапе оперативной системы температурно-влажностного спутникового зондирования, что позволит существенно сократить время обработки большого объема спутниковых данных.

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ № 12-05-00445-а и грантов НИР СПбГУ № 11.31.547.2010 и 11.37.28.2011.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Matricardi M.* RTIASI-5 User's Guide, Report EUMETSAT Contract EUM/CO/02/989/PS, ECMWF 2004. Reading. 47 p.
2. *Aires F., Rossow W.B., Scott N.A., Chedin A.* Remote sensing from the infrared atmospheric sounding interferometer instrument 1. Compression, denoising, and first-guess retrieval algorithms // *J. Geophys. Res.* 2002. V. 107. № D22, doi:10.1029/2001JD000955.
3. *Успенский А.Б., Романов С.В., Троценко А.Н.* Применение метода главных компонент для анализа ИК-спектров высокого разрешения, измеренных со спутников // *Исслед. Земли из космоса.* 2003. № 3. С. 26–33.
4. *Виролайнен Я.А., Тимофеев Ю.М., Поляков А.В., Успенский А.Б.* Оптимальная параметризация спектров уходящего теплового излучения на примере данных спутникового ИК-зондировщика ИКФС-2 // *Оптика атмосферы и океана.* 2010. Т. 23. № 2. С. 143–148.
5. *Успенский А.Б., Троценко А.Н., Рублев А.Н.* Проблемы и перспективы анализа и использования данных спутниковых ИК-зондировщиков высокого спектрального разрешения // *Исслед. Земли из космоса.* 2005. № 5. С. 18–33.
6. *Завелевич Ф.С., Головин Ю.М., Десятов А.В. и др.* Дистанционное зондирование Земли с помощью ИК Фурье-спектрометра // *Междунар. симп. стран СНГ "Атмосферная радиация" (МСАР2006).* Сб. Тезисов. СПб.: СПбГУ, 2006. С. 113–114.
7. *Поляков А.В., Тимофеев Ю.М., Успенский А.Б.* Температурно-влажностное зондирование атмосферы

- по данным спутникового ИК-зондировщика высокого спектрального разрешения ИКФС-2 // Исслед. Земли из космоса. 2009. № 5. С. 3–10.
8. Поляков А.В., Тимофеев Ю.М., Успенский А.Б. Возможности определения содержания озона и малых газовых составляющих по данным спутниковых ИК зондировщиков высокого спектрального разрешения (ИКФС-2) // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 3. С. 3–11.
 9. Поляков А.В., Тимофеев Ю.М., Успенский А.Б. Возможности определения температуры и излучательной способности поверхности суши по данным спутниковых ИК зондировщиков высокого спектрального разрешения (ИКФС-2) // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 4. С. 85–90.
 10. Поляков А.В., Тимофеев Ю.М., Косцов В.С. Спутниковое температурное зондирование атмосферы в облачных условиях // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 5. С. 37–42.
 11. Поляков А.В., Розанов В.В. Итерационный метод решения нелинейных обратных задач с использованием априорной информации // Труды Гос. НИЦИПР. 1989. Вып. 33. С. 99–103.
 12. Поляков А.В. К вопросу об использовании априорной статистической информации при решении нелинейных обратных задач атмосферной оптики // Исслед. Земли из космоса. 1996. № 3. С. 11–17.
 13. Huang H.-L., Antonelli P. Application of principal component analysis to high-resolution infrared measurement compression and retrieval // J. Clim. Appl. Meteorol. 2001. V. 40. P. 365–388.
 14. Aires F., Rossow W.B., Scott N.A., Chedin A. Remote sensing from the infrared atmospheric sounding interferometer instrument. 2. Simultaneous retrieval of temperature, water vapor, and ozone atmospheric profiles // J. Geophys. Res. 2002. V. 107. № D22, 4620. doi:10.1029/2001JD001591.
 15. Gribanov K.G., Zakharov V.I. Neural network solution for temperature profile retrieval from infrared spectra with high spectral resolution // Atmos. Sci. Lett. 2004. V. 5. I. 1–4. P. 1–11.
 16. Blackwell W.J., Chen F.W. Neural Network Applications in High-Resolution Atmospheric Remote Sensing // Lincoln laboratory J. 2005. V. 15. № 2. P. 299–322.
 17. Chedin A., Scott N.A., Wahiche C., Moulinier P. The Improved Initialization Inversion method: a high resolution physical method for temperature retrievals from the TIROS-N series // J. Climate. Appl. Meteor. 1985. V. 24. P. 124–143.
 18. Chevallier F., Cheruy F., Scott N.A., Chedin A. A neural network approach for a fast and accurate computation of a longwave radiative budget // J. Appl. Meteorol. 1998. V. 37. P. 1385–1397.
 19. Поляков А.В. Использование метода искусственных нейронных сетей при восстановлении вертикальных профилей атмосферных параметров // Оптика атмосферы и океана. 2014. В печати.

Using Artificial Neural Networks in the Temperature and Humidity Sounding of the Atmosphere

A. V. Polyakov, Yu. M. Timofeev, and Ya. A. Virolainen

St. Petersburg State University, ul. Ul'yanovskaya 3, Petrodvorets, St. Petersburg, 198504 Russia

e-mail: polyakov@troll.phys.spbu.ru

Received April 18, 2013; in final form August 16, 2013

Abstract—The application of the radiative data inversion technique based on artificial neural networks (ANN) for the meteorological satellite sounding of the atmosphere is described. To increase the efficiency of solving inverse problems, the principal component method is used for the temperature and humidity profiles, as well as for IR radiation spectra, which allows the problem dimensionalities to be reduced substantially. Based on numerical experiments, errors of the temperature and humidity sounding are analyzed from the spectra of outgoing IR radiation (that were measured by the IKFS-2 instrument onboard the Meteor Russian satellite) using the iterative physical–mathematical (IPM) algorithm, multiple linear regression (MLR), and ANN-based methods. Appreciable advantages of the ANN-based method are revealed as compared to the MLR method. Therefore, in temperature sounding, the MLR method has a markedly large error at heights of 1–12 km (a difference of up to 1 K), while the IPM algorithm has almost the same error as the ANN method. The humidity determination error is about 10% when the ANN method is used at heights of 0–12 km. The IPM approach yields approximately the same error in the lower troposphere, but as the height increases the advantages of the ANN method grow.

Keywords: satellite sounding, neural networks, inverse problems, atmospheric optics