

Сравнение различных методов статистического прогнозирования суточной динамики приземной концентрации озона

П.Н. Антохин, Б.Д. Белан, Д.Е. Савкин, Г.Н. Толмачев*

*Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН
634021, г. Томск, пл. Академика Зуева, 1*

Поступила в редакцию 29.07.2013 г.

С использованием длинных рядов наблюдений, полученных на TOR-станции в Томском академгородке, разработана эмпирическая модель прогноза среднесуточной концентрации озона на основе многослойной нейронной сети. Проведено сравнение с моделями, основанными на множественной линейной регрессии и авторегрессии. Из всех методов нейросетевой подход оказался наиболее удачным. Он позволяет описать до 70% общей дисперсии среднего значения и до 50% дисперсии среднеквадратического отклонения. При этом величина среднеквадратической ошибки прогноза не превышает инструментальной погрешности измерений.

Ключевые слова: атмосфера, озон, моделирование, прогноз; atmosphere, ozone, modeling, prediction.

Введение

Свойства озона, такие как способность поглощать солнечное излучение, вносящее значимый вклад в парниковый эффект планеты; быть сильнейшим окислителем, вызывающим деструкцию почти всех материалов, малой примесью воздуха, являющейся его загрязнителем и при высоких концентрациях становящейся ядом, приводят к необходимости не только постоянного контроля его содержания в атмосфере, но и прогнозирования его концентрации, особенно в приземном слое воздуха [1–3].

В настоящее время для прогноза концентрации озона, наряду со сложными гидродинамическими моделями [4–6], находят широкое применение и эмпирические модели [7–10]. Они позволяют получить оперативный прогноз на основании ограниченного набора данных при использовании незначительных вычислительных ресурсов.

Для построения эмпирических моделей прогнозирования динамики приземной концентрации озона применяются методы авторегрессии, множественной линейной регрессии [7, 11–13], нейронные сети [9, 11, 14, 15], методы, основанные на принципах нечеткой логики [11], фильтра Калмана [11, 14, 16, 17], цепи Маркова [11]. В качестве предикторов для множественной регрессии и обучения нейронной сети использовались метеорологические величины: температура воздуха на уровне станции, давление, относительная влажность воздуха, суточная сумма приходящей суммарной солнечной ра-

диации. Прогнозируемыми параметрами в данных работах являлись среднесуточная приземная концентрация диоксида азота и среднесуточная приземная концентрация озона. Поскольку, как правило, такие модели «географически привязаны», т.е. создаются для конкретного города или региона, то в некоторых местах они дают весьма высокую оправдываемость прогноза приземной концентрации озона.

В настоящей статье представлена эмпирическая модель прогноза среднесуточной концентрации озона, разработанная на основе многослойной нейронной сети. Для этого были использованы длинные ряды наблюдений, полученные на TOR-станции в Томском академгородке [18]. Полученная модель сравнивалась с моделями, основанными на множественной линейной регрессии и авторегрессии. Тем самым данная статья продолжает цикл работ авторов по исследованию закономерностей формирования полей озона и их прогнозированию [19–23].

Для построения эмпирической модели был произведен расчет среднесуточного хода приземной концентрации озона для каждого месяца за весь период наблюдений (1993–2012 гг.). Из суточного хода для каждого месяца вычиталось среднесуточное значение за весь месяц и производилось деление на среднеквадратическое отклонение. Затем полученный ряд разлагался по методу Фурье и выбирались первые 3–5 значащих гармоник, которые описывали более 90% дисперсии ряда. Исходя из этого подхода, для прогноза суточного хода приземной концентрации озона на следующие сутки необходимо рассчитать по полученным зависимостям среднее значение и среднеквадратическое отклонение приземной концентрации озона (ПКО).

* Павел Николаевич Антохин (arn@iao.ru); Борис Денисович Белан (bbd@iao.ru); Денис Евгеньевич Савкин; Геннадий Николаевич Толмачев (tgn@iao.ru).

Регрессионные модели

Вначале была разработана регрессионная модель, исходя из наличия только ряда измерений приземной концентрации озона без учета измерений других атмосферных параметров. Для построения такой прогностической модели обычно используются авторегрессионные функции с различным запаздыванием по времени (лагом). На основании автокорреляционной функции производится выбор числа авторегрессионных слагаемых. Чаще всего их число не превышает пяти, поскольку коэффициент автокорреляции с большим лагом хоть и является значимым, но его величина мала и составляет порядка 0,4.

Расчет автокорреляционной функции среднесуточного значения и среднесуточной дисперсии приземной концентрации озона проводился отдельно для каждого периода года (весна, лето, осень, зима). Среднесуточные значения рассчитывались для суток, в которых число часовых измерений было не менее 20 из 24 возможных. В результате предварительной обработки и исключения ошибочных данных при расчете автокорреляционной функции для каждого периода использовались ряды в среднем из 1300 значений. Результаты расчетов приведены на рис. 1.

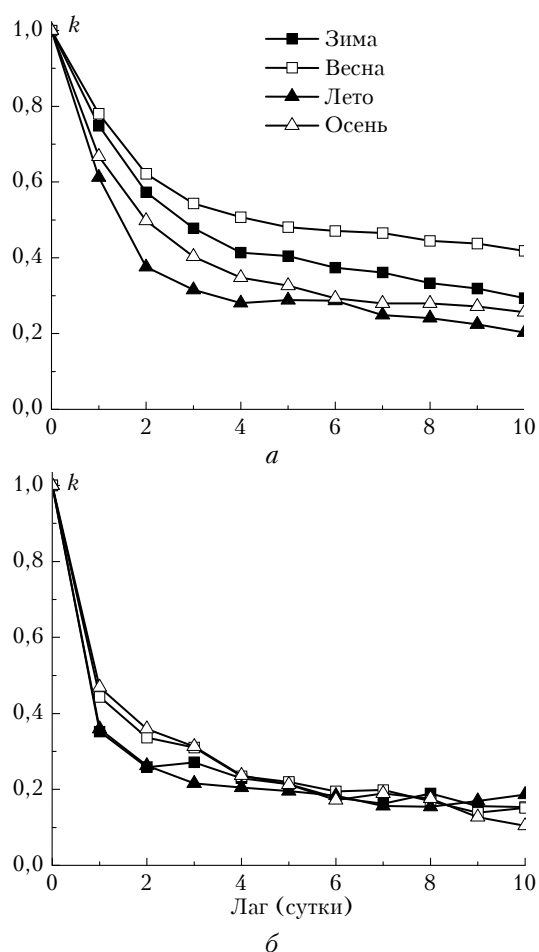


Рис. 1. Автокорреляционные функции приземной концентрации озона: а – среднесуточного значения, б – среднеквадратического отклонения

Видно, что автокорреляционные функции, рассчитанные для среднесуточного значения приземной концентрации озона для разных периодов года, подобны. Наиболее тесная взаимосвязь среднесуточных значений приземной концентрации озона наблюдается в зимний период года, а наименьшая – в летний. Такая динамика рядов приземной концентрации озона является закономерной, поскольку наиболее активно процессы генерации и стока проходят в летний период, а зимой динамика существенно снижена по сравнению с летним периодом [1].

Автокорреляционные функции среднесуточных значений и среднеквадратических отклонений были аппроксимированы методом наименьших квадратов. Следует отметить, что коэффициенты корреляции порядка 0,4 хотя и являются значимыми из-за длины ряда, но практического применения не имеют. Это показывают уравнения авторегрессии, составленные для прогноза среднесуточного значения приземной концентрации озона (табл. 1 и 2).

Таблица 1
Аппроксимация автокорреляционных функций среднесуточных значений приземной концентрации озона

Период	Уравнение	R^2
Зима	$f(\tau) = (0,31 \pm 0,01) + (0,68 \pm 0,02)e^{(-\tau(2,15+0,13))}$	0,99
Весна	$f(\tau) = (0,43 \pm 0,01) + (0,57 \pm 0,02)e^{(-\tau(1,9+0,1))}$	0,99
Лето	$f(\tau) = (0,24 \pm 0,01) + (0,76 \pm 0,03)e^{(-\tau(1,3+0,1))}$	0,99
Осень	$f(\tau) = (0,26 \pm 0,01) + (0,72 \pm 0,03)e^{(-\tau(1,74+0,05))}$	0,99

Таблица 2
Аппроксимация автокорреляционных функций среднеквадратического отклонения среднесуточных значений приземной концентрации озона

Период	Уравнение	R^2
Зима–лето	$f(\tau) = (0,18 \pm 0,01) + (0,81 \pm 0,02)e^{(-\tau(0,7+0,05))}$	0,99
Весна–осень	$f(\tau) = (0,16 \pm 0,02) + (0,81 \pm 0,05)e^{(-\tau(1,29+0,2))}$	0,97

Качество аппроксимации оценивалось коэффициентом детерминации. Отметим, что аппроксимация для среднесуточных значений проводилась для каждого периода года. Для среднеквадратических отклонений периоды объединялись зима–лето и весна–осень, поскольку различия между автокорреляционными функциями в эти периоды не являются значимыми на уровне доверительной вероятности 0,95. В табл. 1 и 2: $f(\tau)$ – автокорреляционная функция; τ – сдвиг функции; R^2 – коэффициент детерминации.

Используя полученные данные, можно легко построить авторегрессионную модель для прогноза среднесуточной приземной концентрации озона и среднеквадратического отклонения. Для составления уравнения модели использовали три первых авторегрессионных члена (n). Обозначения в уравнениях следующие: y_n – прогнозируемая концентрация; y_{n-k} – концентрация приземного озона за k суток до дня прогноза. В табл. 3 и 4 приведены прогностические уравнения, коэффициент детерминации R и среднеквадратическая ошибка (СКО).

Таблица 3

Авторегрессионный прогноз среднесуточных значений приземной концентрации озона

Период	Уравнение	R^2	СКО, мкг/м ³
Зима	$y = (5,0 \pm 0,5) + (0,74 \pm 0,28)y_{n-1} - (0,04 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,1 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,60	7,5
Весна	$y = (8,0 \pm 0,86) + (0,75 \pm 0,26)y_{n-1} - (0,06 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,13 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,62	11,7
Лето	$y = (13,0 \pm 1,1) + (0,61 \pm 0,3)y_{n-1} - (0,08 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,14 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,39	13,3
Осень	$y = (6,1 \pm 0,6) + (0,59 \pm 0,3)y_{n-1} - (0,08 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,06 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,48	8,9

Таблица 4

Авторегрессионный прогноз среднеквадратического отклонения среднесуточных значений приземной концентрации озона

Период	Уравнение	R^2	СКО, мкг/м ³
Зима	$y = (2,0 \pm 0,2) + (0,28 \pm 0,03)y_{n-1} - (0,12 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,18 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,20	3,2
Весна	$y = (3,7 \pm 0,3) + (0,34 \pm 0,03)y_{n-1} - (0,12 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,14 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,24	5,0
Лето	$y = (7,4 \pm 1,1) + (0,28 \pm 0,3)y_{n-1} - (0,12 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,1 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,15	7,5
Осень	$y = (2,26 \pm 0,2) + (0,38 \pm 0,3)y_{n-1} - (0,14 \pm 0,03)y_{n-2} + (0,13 \pm 0,03)y_{n-3}$	0,30	4,0

Анализ авторегрессионных моделей для каждого периода позволяет сделать вывод, что максимальная величина описываемой дисперсии среднесуточного значения составляет 60% в зимний период, а минимальная – 39% в летний. Среднеквадратическая ошибка прогноза ПКО равна 13,3 и 7,5 мкг/м³ для лета и зимы соответственно.

Прогноз среднеквадратического отклонения среднесуточного значения приземной концентрации озона методом авторегрессии также является неудовлетворительным, так как в лучшем случае он способен описать 30% всей дисперсии. При этом среднеквадратическая ошибка также довольно высока – от 3,2 до 7,5 мкг/м³.

Таким образом, используя только метод авторегрессии, трудно получить удовлетворительный прогноз для среднесуточного и среднеквадратического отклонения среднесуточного значения приземной концентрации озона.

Улучшение прогноза возможно при включении дополнительных предикторов. В качестве предикторов в исследовании использовались следующие параметры: температура воздуха на уровне станции (T , °C), атмосферное давление (P , мм рт. ст.), от-

носительная влажность воздуха (H , %), суммарная солнечная радиация (SR , Вт/м²), среднесуточная концентрация диоксида азота (NO_2 , мкг/м³), среднемесячное значение приземной концентрации озона (O_3 , мкг/м³) и среднесуточное значение приземной концентрации озона за прошлые сутки ($O_{3(n-1)}$, мкг/м³).

Оценку тесноты связи между выбранными предикторами и приземной концентрацией озона проводили с помощью корреляционной матрицы, а расчет ее – по всему массиву среднесуточных значений. Длина ряда составляла 7305 отсчетов.

Анализ табл. 5 показывает значимую корреляцию среднесуточных значений приземной концентрации озона со всеми исследуемыми величинами на уровне доверительной вероятности 0,95. Наибольшие коэффициенты корреляции получились для озона и суммарной солнечной радиации, температуры и относительной влажности. Автокорреляция среднесуточных значений приземной концентрации озона является довольно высокой (0,82).

Таким образом, для построения множественной регрессии нужно использовать все рассматриваемые предикторы.

Таблица 5

Корреляционная матрица выбранных предикторов и приземной концентрации озона

Параметр	O_3 , мкг/м ³	T , °C	P , мм рт. ст.	H , %	SR , Вт/м ²	NO_2 , мкг/м ³	$O_{3(n-1)}$, мкг/м ³
O_3 , мкг/м ³	1	0,40	-0,28	-0,48	0,45	0,17	0,82
T , °C		1	-0,63	-0,42	0,66	-0,12	0,37
P , мм рт. ст.			1	0,10	-0,3	0,12	-0,32
H , %				1	-0,61	-0,16	-0,40
SR , Вт/м ²					1	0,10	0,40
NO_2 , мкг/м ³						1	0,16
$O_{3(n-1)}$, мкг/м ³							1

В результате проведенных расчетов были получены следующие уравнения множественной регрессии для среднего m_n (1) и среднеквадратического σ_n (2) отклонения среднесуточного значения приземной концентрации озона:

$$m_n = 38,68 + 0,044T - 0,02P - 0,12H + 3,09 \cdot 10^{-4}SR + 0,05NO_2 + 0,71m_{O_3(n-1)}, \quad (1)$$

$$\sigma_n = 34,8 + 0,07T - 0,039P - 0,029H + 5,95 \cdot 10^{-4}SR + 0,003NO_2 + 0,46\sigma_{O_3(n-1)}. \quad (2)$$

Статистические характеристики качества прогноза, полученного методом множественной линейной регрессии, приведены в табл. 6.

Таблица 6

Множественная регрессия			
Величина	Коэффициент корреляции	R^2	СКО, мкг/м ³
Среднесуточное значение	0,83	0,69	13,4
Среднесуточное СКО	0,67	0,45	5,5

Из табл. 6 следует, что модель способна описать порядка 70% дисперсии среднего значения и 46% дисперсии среднеквадратического отклонения. Среднеквадратическая ошибка прогноза среднесуточного значения составляет 13,4 мкг/м³. В работах [12, 15] представлены модели множественной регрессии, в которых ошибка прогноза составила 16,0 и 10,89 мкг/м³ соответственно. Поэтому можно считать, что величина ошибки, полученная нами при моделировании, является типичной для данного метода.

Сопоставление измеренных и предсказанных значений среднего и среднеквадратического отклонения среднесуточных значений представлено на рис. 2. Видно, что модельные значения получаются завышенными по отношению к данным измерений.

Для проведения анализа ошибок были вычислены среднесуточные значения приземной концентрации озона и их среднеквадратическое отклонение для всего периода измерений. Затем было проведено усреднение данных для центральных месяцев сезонов года. Рассмотрим табл. 7, составленную для центральных месяцев сезонов.

Из табл. 7 видно, что модельные оценки приземной концентрации озона являются завышенными по абсолютной величине в среднем на 7–8 мкг/м³. Различия для прогноза среднеквадратического отклонения не превышают 1,1 мкг/м³.

Функция распределения ошибки среднего и среднеквадратического отклонения среднесуточной концентрации приземного озона приведена на рис. 3, который показывает, что ошибка прогноза среднесуточного значения ПКО распределена по нормальному закону со средним значением порядка 10 мкг/м³. Для среднеквадратического отклонения

функция распределения ошибки также имеет вид нормального распределения со средним значением примерно 1 мкг/м³.

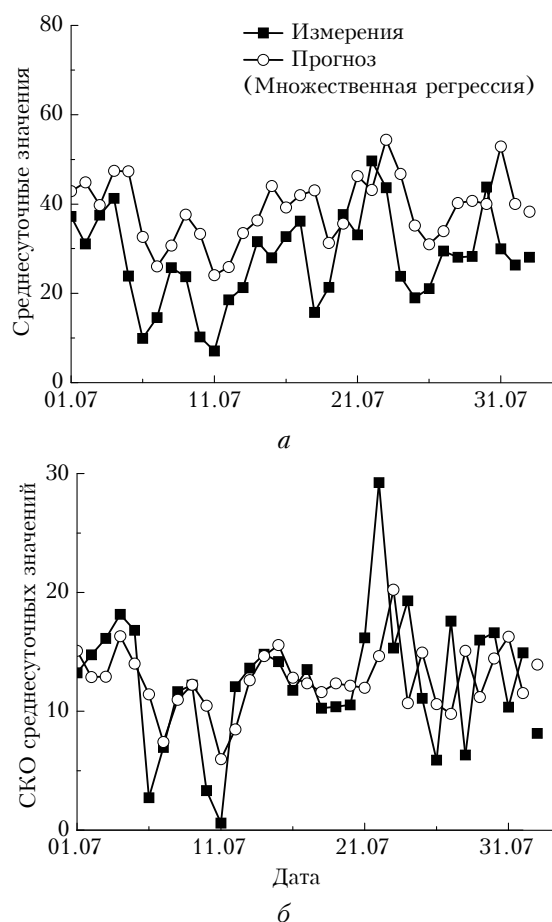


Рис. 2. Прогноз и данные измерений среднесуточных значений (а) и СКО (б) приземной концентрации озона (2006 г.)

Таблица 7

Статистическое сравнение измеренных и модельных данных (множественная линейная регрессия)

Период	Измерение		Модель		Коэффициент корреляции
	Среднее m , мкг/м ³	СКО, мкг/м ³	Среднее m , мкг/м ³	СКО, мкг/м ³	
Январь	22,5	4,3	30,6	3,4	0,8
Апрель	44,7	8,5	52,1	9,1	0,84
Июль	39,4	14,4	47,8	13,9	0,69
Октябрь	24,5	6,8	33,1	6,7	0,73
За весь период	33,3	8,7	40,5	8,3	0,72

Из сопоставления прогнозов, полученных методом авторегрессии и методом множественной регрессии, видно, что доля описываемой дисперсии увеличилась в 1,5 раза – с 30 до 46%. Для среднего значения доля описываемой дисперсии увеличилась на 15%.

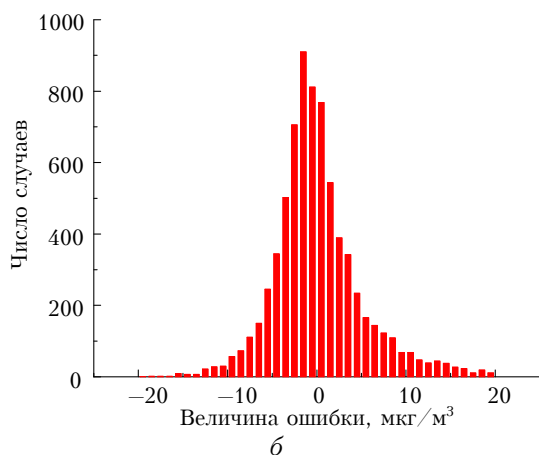
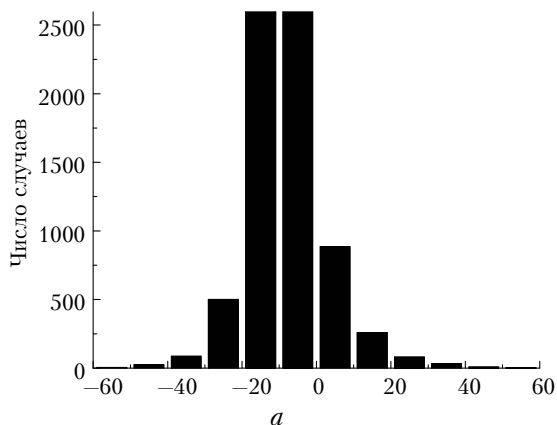


Рис. 3. Функция распределения ошибки прогноза среднего (а) и среднеквадратического (б) отклонения среднесуточной концентрации приземного озона

Следовательно, можно сделать вывод, что введение дополнительных регрессоров позволяет заметно улучшить прогноз ПКО.

Нейросетевой подход

В настоящее время широкое распространение получили методы прогноза с применением аппарата нейронных сетей. Описание таких моделей можно найти в [9, 12, 13, 15, 24, 25].

Мы использовали многослойный персептрон с тремя скрытыми слоями и гиперболическим тангенсом в качестве функции активации. В первом слое содержалось 5 нейронов, во втором и третьем — 5 и 3 соответственно. На выходе сети был один нейрон с линейной функцией активации. Данная структура сети была выбрана в ходе численных экспериментов как оптимальная по числу нейронов, слоев и величине ошибки прогнозирования.

Обучение сети проходило с применением метода обратного распространения ошибки по алгоритму Levenberg–Marquardt, примером его использования служит работа [25]. Вся выборка из 7305 значений делилась случайным образом на три подгруппы в следующих пропорциях: 70% обучающая, 15% тестовая и 15% контрольная.

Кроме того, для прогноза среднего и среднеквадратического отклонения приземной концентра-

ции озона использовались две отдельные сети. В качестве предикторов — те же, что и для прогноза по методу множественной линейной регрессии. Полученные в ходе исследования статистические характеристики приведены в табл. 8.

Таблица 8

Параметры многослойного персептрона			
Величина	Коэффициент корреляции	R^2	СКО, $\text{мкг}/\text{м}^3$
Среднесуточное значение	0,84	0,70	10,5
Среднесуточное СКО	0,70	0,49	5,3

Анализ табл. 8 показывает, что нейронная сеть способна описать 70% дисперсии среднего и 49% дисперсии среднеквадратического отклонения среднесуточной приземной концентрации озона. Среднеквадратическая ошибка прогноза среднего значения составила $10,5 \text{ мкг}/\text{м}^3$, что на 25% ниже, чем при прогнозе методом множественной регрессии. Улучшение в прогнозе среднеквадратического отклонения выявлено не было.

Сопоставление данных прогноза и данных измерений показано на рис. 4.

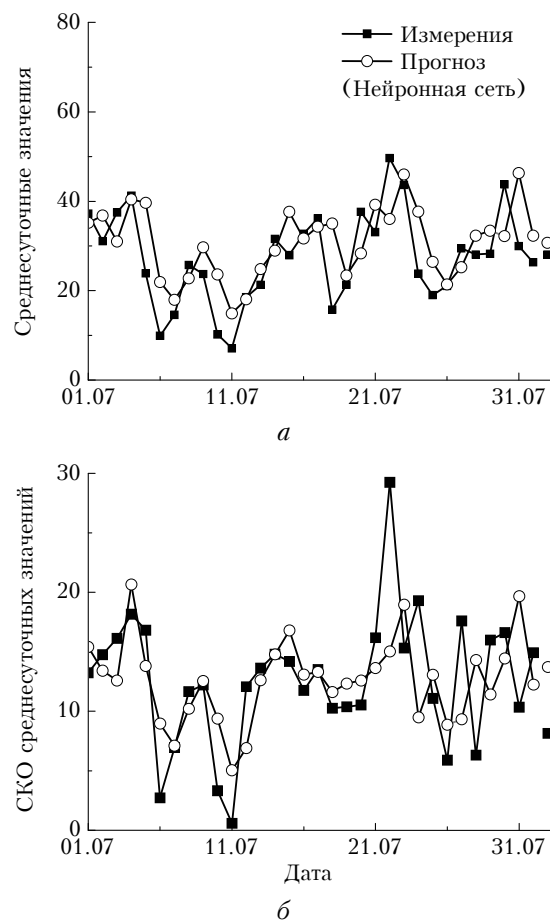


Рис. 4. Прогноз и данные измерений среднесуточных значений (а) и СКО (б) приземной концентрации озона (2006 г.)

Видно, что модельные значения среднесуточного значения не так сильно завышены, как у прогноза, сделанного по методу множественной регрессии (см. рис. 2).

По аналогии с анализом ошибок, проведенным для метода множественной регрессии, рассмотрим функции распределения абсолютных ошибок прогноза среднего и среднеквадратического отклонения (рис. 5).

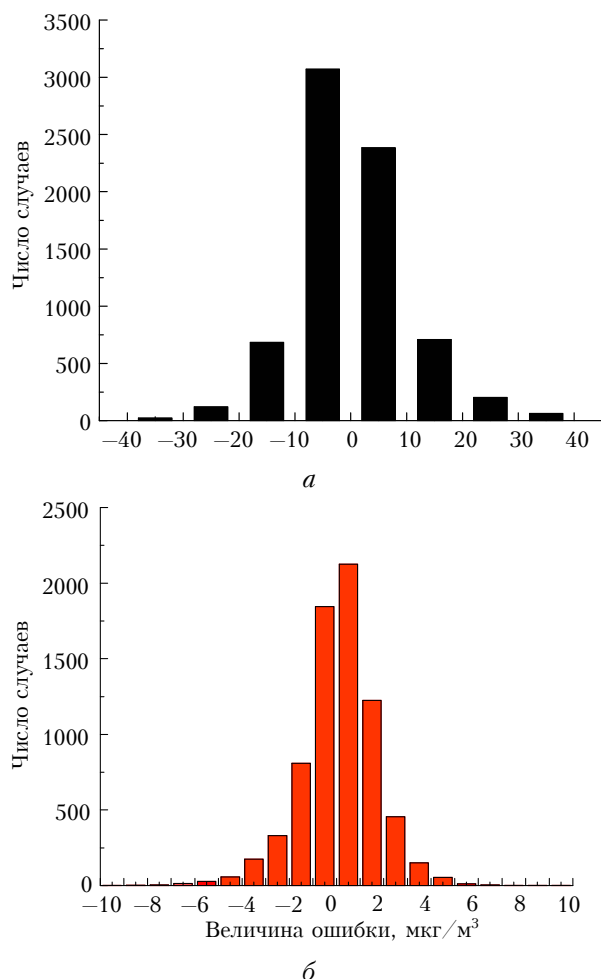


Рис. 5. Гистограмма распределения ошибки среднесуточного значения (*a*) и среднеквадратического отклонения (*б*) среднесуточной приземной концентрации озона

Из рис. 5, *a* видно, что функция распределения ошибки прогноза среднесуточного значения ПКО подчиняется нормальному закону распределения. Если сравнивать с результатами множественной регрессии, то видно, что средняя величина ошибки располагается в интервале от -10 до 0 $\text{мкг}/\text{м}^3$ против -20 до 0 $\text{мкг}/\text{м}^3$ для множественной регрессии. Для среднеквадратического значения функция распределения ошибки показывает уменьшение дисперсии и сдвиг среднего значения в диапазон от -1 до 1 $\text{мкг}/\text{м}^3$.

Интересно оценить величину среднеквадратической ошибки прогноза среднесуточного значения с целью ответа на вопрос: превышает ли ошибка

прогноза величину инструментальной погрешности прибора? На рис. 6 представлена гистограмма распределения среднеквадратической ошибки прогноза среднесуточного значения ПКО и абсолютной инструментальной ошибки прибора измерений.

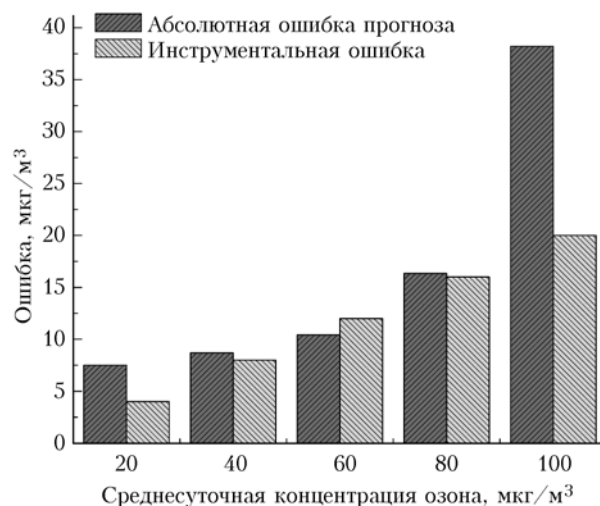


Рис. 6. Ошибка прогноза в зависимости от величины среднесуточной концентрации озона

Видно, что для диапазона концентраций от 0 – 80 $\text{мкг}/\text{м}^3$ ошибка прогноза и инструментальная погрешность измерений совпадают. Для диапазона более 80 $\text{мкг}/\text{м}^3$ ошибка прогноза резко увеличивается. Это происходит из-за того, что среднесуточные концентрации, превышающие 100 $\text{мкг}/\text{м}^3$, являются аномально высокими и модель воспроизводит их со значительным занижением. Отметим, что доля значений, превышающих порог 100 $\text{мкг}/\text{м}^3$, составляет менее 1% от общей длины ряда.

Проведем более детальное исследование ошибок прогнозирования. Для этого построим гистограммы (рис. 7) распределения среднесуточных значений концентрации приземного озона для центральных месяцев сезонов года, измеренных и полученных в результате моделирования.

Видно, что модель практически не прогнозирует малые (ниже 10 $\text{мкг}/\text{м}^3$) среднесуточные концентрации озона в зимний период. Модель дает завышенный прогноз, о чем свидетельствует увеличение числа случаев в соседнем интервале концентраций 10 – 20 $\text{мкг}/\text{м}^3$. Однако стоит отметить, что абсолютная приборная погрешность для интервала 0 – 10 $\text{мкг}/\text{м}^3$ составляет 8 $\text{мкг}/\text{м}^3$. Поэтому результат модели можно считать хорошо согласующимся с измеренными значениями.

Для апреля (рис. 7, *б*) модель недостаточно хорошо описывает концентрации ниже 20 $\text{мкг}/\text{м}^3$. Аналогичная ситуация сохраняется и для июля (рис. 7, *в*). В октябре также видно, что модель не воспроизводит низкие концентрации озона (рис. 7, *г*). Отсюда можно сделать общий вывод, что модель, основанная на многослойном перцептроне, недостаточно корректно воспроизводит среднесуточные концентрации приземного озона в интервале от 0 до 10 $\text{мкг}/\text{м}^3$.

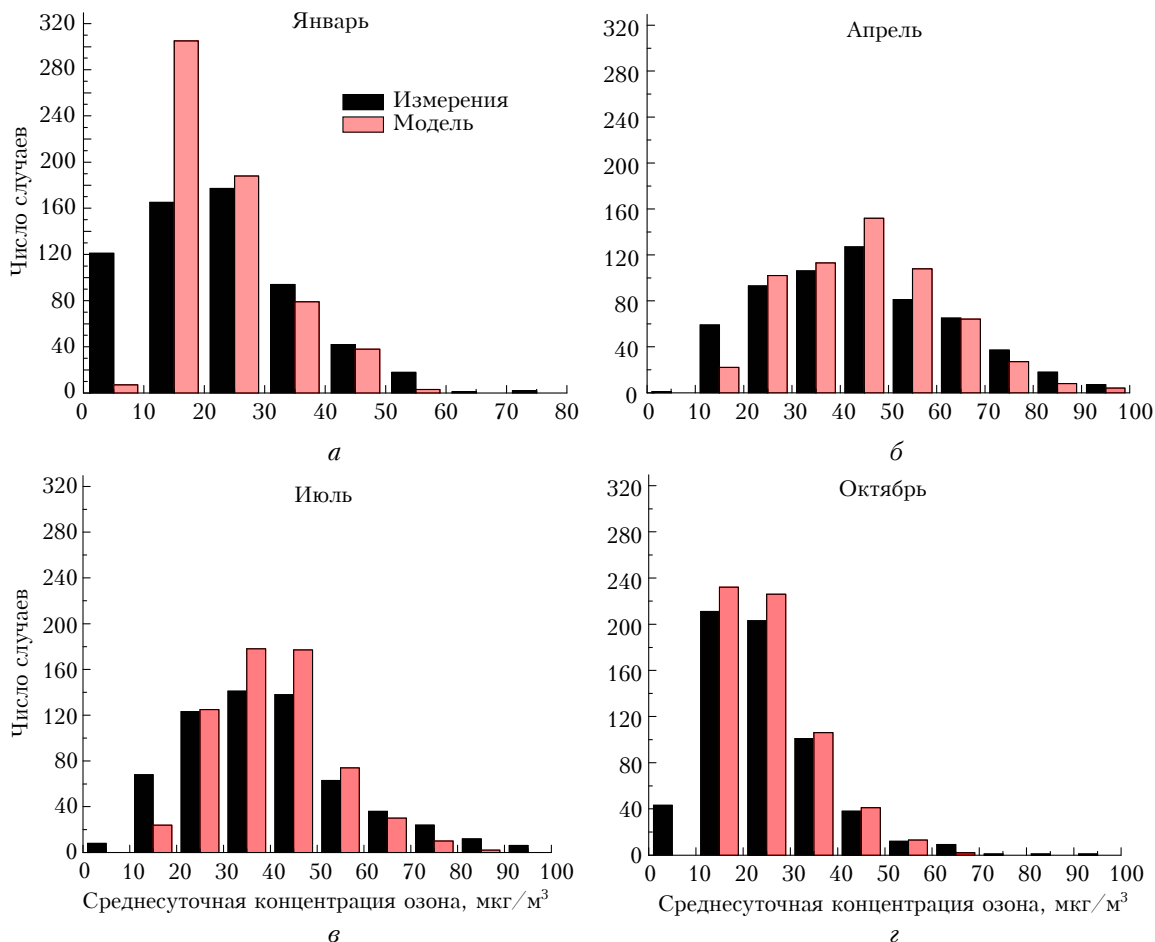


Рис. 7. Гистограммы распределения среднесуточной приземной концентрации озона для января (а), апреля (б), июля (в), октября (г)

Заключение

Сравнение результатов, полученных с помощью разработанной эмпирической модели прогноза среднего и среднеквадратического отклонения среднесуточной приземной концентрации озона на основе нейросетевого программирования, с результатами, полученными методом множественной и авторегрессии, показало, что из всех трех методов нейросетевой подход оказался наиболее удачным. Он позволяет описать до 70% общей дисперсии среднего значения и до 50% дисперсии среднеквадратического отклонения. При этом величина среднеквадратической ошибки прогноза не превышает инструментальной погрешности измерений.

Работа выполнена при поддержке программы Президиума РАН № 4, программы ОНЗ РАН № 5, междисциплинарных интеграционных проектов СО РАН № 35, 70 и 131, грантов РФФИ № 11-05-00470, 11-05-00516, 11-05-93116 и 11-05-93118, госконтрактов Минобрнауки № 14.515.11.0030 и 8325.

1. Белан Б.Д. Озон в тропосфере. Томск: Изд-во ИОА СО РАН, 2010. 488 с.
2. Звягинцев А.М. Влияние озона на здоровье населения (обзор литературы по теме) // Труды Третьего международного совещания-семинара. М.: ГМЦ, 2013. URL: <http://cao-rhms.ru/oom/meeting.html>

3. Тарасова О.А. Наблюдения приземного озона в программе глобальной службы атмосферы // Труды Третьего международного совещания-семинара. М.: ГМЦ, 2013. URL: <http://cao-rhms.ru/oom/meeting.html>
4. Коновалов И.Б., Бикмани М., Кузнецова И.Н., Глазкова А.А., Васильева А.В., Заринов Р.Б. Оценка влияния природных пожаров на загрязнение воздуха в регионе Московского мегаполиса на основе комбинированного использования химическо-транспортной модели и данных измерений // Изв. РАН. Физ. атмосф. и океана. 2011. Т. 47, № 4. С. 496–507.
5. Kononov I.V., Beekmann M., Kuznetsova I.N., Zvyagintsev A.M., Yurova A. Atmospheric impacts of the 2010 Russian wildfires: integrating modelling and measurements of an extreme air pollution episode in the Moscow region // Atmos. Chem. Phys. 2011. V. 11, N 19. P. 10031–10056.
6. Шальгина И.Ю., Кузнецова И.Н., Нахаев М.И., Глазкова А.А., Захарова П.В., Звягинцев А.М. Характеристики и методы прогноза приземного озона в Московском регионе // Труды Третьего международного совещания-семинара. М.: ГМЦ, 2013. URL: <http://cao-rhms.ru/oom/meeting.html>
7. Звягинцев А.М., Беликов И.Б., Еланский Н.Ф., Какаджанова Г., Кузнецова И.Н., Тарасова О.А., Шальгина И.Ю. Статистическое моделирование максимальных суточных концентраций приземного озона // Оптика атмосф. и океана. 2010. Т. 23, № 2. С. 127–135.
8. Арефьев В.Н., Кашин Ф.В., Милехин Л.И., Милехин В.Л., Терёб Н.В., Упэнек Л.Б. Концентрация при-

- земного озона в Обнинске в 2004–2010 гг. // Изв. РАН. Физ. атмосфер. и океана. 2013. Т. 49, № 1. С. 74–84.
9. Yu Feng, Wenfang Zhang, Dezhi Sun, Liqiu Zhang. Ozone concentration forecast method based on genetic algorithm optimized back propagation neural networks and support vector machine data classification // Atmos. Environ. 2011. V. 45, N 11. P. 1979–1985. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2011.01.022.
 10. Zhang Y., Bocquet M., Mallet V., Segneur C., Baklanov A. Real-time air quality forecasting, part I; History, techniques, and current status // Atmos. Environ. 2012. V. 60. P. 632–655.
 11. Cobourn W.G. Accuracy and reliability of an automated air quality forecast system for ozone in seven Kentucky metropolitan areas // Atmos. Environ. 2007. V. 41, N 28. P. 5863–5875.
 12. Sousa S.I.V., Martins F.G., Alvim-Ferraz M.C.M., Pereira M.C. Multiple linear regression and artificial neural networks based on principal components to predict ozone concentrations // Environ. Modelling & Software. 2007. V. 22, N 1. P. 97–103. DOI: 10.1016/j.envsoft.2005.12.002.
 13. Chattopadhyay G., Chattopadhyay S. Autoregressive forecast of monthly total ozone concentration: A neuro-computing approach // Comput. & Geosci. 2009. V. 35, iss. 9. P. 1925–1932.
 14. Yeganeh B., Shafire Pour Motlagh M., Rashidi Y., Kamalan H. Prediction of CO concentrations on a hybrid Partial Least Square and Support Vector Machine model // Atmos. Environ. 2012. V. 55, N 1. P. 357–365. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2012.02.092.
 15. Fikret Inal Artificial Neural Network Prediction of Tropospheric Ozone Concentrations in Istanbul, Turkey // CLEAN – Soil, Air, Water. 2010. V. 38, iss. 10. P. 897–908. DOI: 10.1002/clen.201000138.
 16. Nastos P.T., Moustiris K.P., Larissi I.K., Paliatsos A.G. Rain intensity forecast using Artificial Neural Networks in Athens, Greece // Atmos. Res. 2013. V. 119. P. 153–160. DOI: 10.1016/j.atmosres.2011.07.020.
 17. Shad R., Mesgari M.S., Abcar A., Shad A. Predicting air pollution using fuzzy generic linear membership kriging in GIS // Comput. Environ. Urban. 2009. V. 33, N 6. P. 472–481.
 18. Аршинов М.Ю., Белан Б.Д., Давыдов Д.К., Ковалевский В.К., Плотников А.П., Покровский Е.В., Скляднева Т.К., Толмачев Г.Н. Автоматический пост для контроля качества воздуха // Метеорол. и гидрол. 1999. № 3. С. 110–118.
 19. Антохин П.Н., Аршинов М.Ю., Белан Б.Д., Белан С.Б., Давыдов Д.К., Козлов А.В., Краснов О.А., Пестунов Д.А., Праслова О.В., Фофонов А.В., Иноге Г., Machida T., Максютов Ш., Shimojima K., Sutoh H. Применение самолета Ан-2 для исследования состава воздуха в пограничном слое атмосферы // Оптика атмосфер. и океана. 2012. Т. 25, № 8. С. 714–720.
 20. Антохин П.Н., Аршинов М.Ю., Белан Б.Д., Скляднева Т.К., Толмачев Г.Н. Прогноз изменения концентрации озона и аэрозоля на основании предсказанного в 24-м цикле уровня солнечной активности // Оптика атмосфер. и океана. 2012. Т. 25, № 9. С. 778–783.
 21. Антохин П.Н., Белан Б.Д. Регулирование динамики тропосферного озона через стратосферу // Оптика атмосфер. и океана. 2012. Т. 25, № 10. С. 890–895.
 22. Антохин П.Н., Аршинова В.Г., Аршинов М.Ю., Белан Б.Д., Белан С.Б., Давыдов Д.К., Козлов А.В., Краснов О.А., Праслова О.В., Рассказчикова Т.М., Савкин Д.Е., Толмачев Г.Н., Фофонов А.В. Суточная динамика вертикального распределения озона в пограничном слое атмосферы в районе Томска // Оптика атмосфер. и океана. 2013. Т. 26, № 8. С. 665–672.
 23. Аршинов М.Ю., Белан Б.Д., Давыдов Д.К., Савкин Д.Е., Скляднева Т.К., Толмачев Г.Н., Фофонов А.В. Результаты многолетнего мониторинга озона в районе города Томска // Труды Второго международного совещания-семинара. М.: ИОФ РАН, 2013. С. 38–49.
 24. Salazar-Ruiz E., Ordieres J.B., Vergara E.P., Capuz-Rizo S.F. Development and comparative analysis of tropospheric ozone prediction models using linear and artificial intelligence-based models in Mexicali, Baja California (Mexico) and Calexico, California (US) // Environ. Modelling & Software archive. 2008. V. 23, iss. 8. P. 1056–1069. DOI: 10.1016/j.envsoft.2007.11.009.
 25. Zounemat-Kermani M. Hourly predictive Levenberg-Marquardt ANN and multi linear regression models for predicting of dew point temperature // Meteorol. and Atmos. Phys. 2012. V. 117, iss. 3–4. P. 181–192. DOI: 10.1007/s00703-012-0192-x.

P.N. Antokhin, B.D. Belan, D.E. Savkin, G.N. Tolmachev. The comparison of different methods of statistical prediction of diurnal dynamics in the ground ozone concentration.

On the basis of long series of observations obtained at TOR-station at the Tomsk Akademgorodok, an empirical model for prediction of average daily ozone concentrations is developed based on a multilayer neural network. A comparison with models based on multiple linear regression and autoregression was conducted. The method of neural network approach turned out to be the most successful among all others. It gives a possibility to describe 70% of the total variance and the average value of 50% of the variance of the standard deviation. In this case, the value of the mean square prediction error does not exceed the instrumental error of measurements.