

на химкомбинате. Опытные данные свидетельствуют, что дозы коагулянта хлорида железа (III), необходимые для снижения цветности исходной воды до 18-20 град., могут быть снижены в среднем на 45-50% при обработке воды активированным раствором АК. Так, если доза коагулянта при обычном коагулировании составляла 90 мг/дм³, то при обработке воды активированным раствором АК – 55-60 мг/дм³, цветность осветленной воды при обычном коагулировании была равна 19-21 град., а при использовании активированного раствора АК – 15-20 град.

Таким образом, магнитно-электрическая активация раствора сульфата железа (II) при коагулировании с известкованием интенсифицирует процесс укрупнения взвесей, образующихся в процессе известкования, повышает весовую концентрацию контактно-шламовой среды осветлителя, благодаря чему создаются условия для улучшения качества умягченной воды. Опытно-промышленные испытания магнитно-электрической активации раствора хлорида железа (II) показали возможность снижения доз коагулянта при очистке технической воды до 30-35%, а при использовании активированного раствора кремнекислоты (АК) – до 45-50% без ухудшения качества осветления воды.

1.Шкроб М.С., Прохоров Ф.Г. Водоподготовка и водный режим паротрубных электростанций. – М.-Л.: Госэнергоиздат, 1961.

2.Гурвич С.М., Кострикин Ю.М. Оператор водоподготовки. – М.: Энергоиздат, 1981.

3.Душкин С.С. Интенсификация процессов очистки воды магнитно-электрической активацией раствора коагулянта // Изв. вузов. Строительство и архитектура. – 1985. – №6. – С.102-107.

4.Душкин С.С., Беляев В.И. Интенсификация процессов водоподготовительных установок промпредприятий // Изв. вузов. Энергетика. – 1980. – №8. – С.105-109.

Получено 08.07.2003

УДК 628.94008.6 : 518.9

В.А.БАРАННИК, канд. физ.-матем. наук

Харьковская государственная академия городского хозяйства

О.А.ПРОСКУРНИН

УкрНИИЭП, г.Харьков

АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ОЦЕНКИ ПАРАМЕТРОВ РЕГРЕССИОННОЙ ЗАВИСИМОСТИ ХАРАКТЕРИСТИК ПРИРОДНОГО ОБЪЕКТА, РАССЧИТАННОЙ МЕТОДОМ МОНТЕ-КАРЛО

Рассматривается эффективность оценки параметров регрессионной зависимости характеристик природного объекта, рассчитанной методом Монте-Карло. Приводится

пример расчета регрессионной зависимости общей минерализации от расхода воды в р.Сев.Донец.

Актуальность применения методов статистической обработки данных в прикладных экологических задачах (прогнозирование состояния природного объекта, обеспечения экологического мониторинга и др.) вызвана значительной сложностью природного объекта как системы, что делает невозможным (либо неоправданно трудоемким) процесс строгого математического моделирования. В [1] описывается непараметрический (независимый от вида распределения случайных величин) способ решения задачи регрессии путем применения метода статистических испытаний (метода Монте-Карло). Суть его заключается в следующем: по данным выборочных наблюдений $\{x_i, y_i\}$, $i=1 \div N$ искомая функция $f(x)$, являющаяся оценкой истинной функции регрессии $y^*(x)$, представляется как элемент евклидова функционального пространства Φ с заданным скалярным произведением элементов (f_1, f_2) и ортогональным базисом $\{\Theta_k\}$:

$$f(x) = \sum_{k=0}^M \gamma_k \Theta_k$$

где γ_k – коэффициенты разложения, рассматриваемые в данной задаче как неизвестные параметры регрессии; M – порядок искомой функции, определяемый вместе с γ_k .

Каждый параметр регрессии γ_k , исходя из ортогональности базиса, равен

$$\gamma_k = \frac{(y, \Theta_k)}{\|\Theta_k\|^2}$$

и может оцениваться как интегральный показатель по выборке $\{(y_i, \Theta_k)\}$ методом Монте-Карло с последующей проверкой нулевой гипотезы [1].

Множество статистически значимых параметров γ_k определяет, во-первых, саму оценочную функцию $f(x)$, во-вторых, границы доверительной полосы $f(x) \pm 2\sigma_f$.

Как вариант может применяться механизм последовательного исключения слагаемых [1], когда из ряда наблюдений $\{y_i\}$ перед очередной оценкой вычитаются величины $\sum \gamma_j \Theta_j$, соответствующие ранее оцененным слагаемым регрессионной зависимости.

В [2,3] приведены модельные примеры решения регрессионной задачи методом Монте-Карло, а также выполнен сравнительный анализ результатов расчета методом Монте-Карло и методом наименьших квадратов (МНК) по разным критериям. В результате анализа установлено, что уменьшение объема выборки N и увеличение интенсивности шума $\{\varepsilon_i\}=\{y_i-y_i^*\}$ снижают преимущество МНК по сравнению с методом Монте-Карло. Однако в указанных работах отсутствует анализ эффективности оценки параметров регрессии [4], определяемой величиной математического ожидания квадрата ошибки $E_k=\langle(\gamma_k-\gamma_k^*)^2\rangle$, где γ_k^* – истинный k -й параметр регрессии.

Целью настоящей работы является анализ эффективности оценки параметров регрессионной зависимости, рассчитанной методом Монте-Карло и МНК.

Поскольку в реальной экологической задаче истинные параметры регрессии γ_k^* неизвестны, исследование эффективности оценки проводили на модельных функциях $y^*(x)=x^m$, $m=0\div 3$ при наложении шума интенсивности $\sigma_\varepsilon \in \{0,3;0,7\}$. Оценку параметров регрессии γ_k осуществляли для $k=0\div 3$ (3-й порядок выбран исходя из того, что в реальных экологических задачах с малым объемом выборки и значительным шумом получение статистически значимых слагаемых более высокого порядка маловероятно). В качестве генеральной совокупности независимых величин x (регрессоров) был выбран отрезок $[-1,1]$. Объем выборки принят $N \in \{7,15\}$.

В качестве базиса функционального пространства $\{\Theta_k\}$ при расчете методом Монте-Карло выбрана ортогональная система полиномов Чебышева 2-го рода $\{U_i\}$ [5]; при расчете МНК решение представлялось в форме разложения по ортонормированным полиномам $\{Q_i\}$ [6]. Поскольку истинные параметры регрессии γ_k^* зависят от базиса $\{\Theta_k\}$, результаты решения регрессионной задачи в проводимом эксперименте преобразовывались в степенной ряд

$$f(x) = \sum_{k=0}^3 \varphi_k x^k$$

и анализ эффективности оценки истинного параметра φ_k^* проводили по величине $E_k=\langle(\varphi_k-\varphi_k^*)^2\rangle$.

С целью перехода к новому базису при расчете методом Монте-Карло величина E_k была преобразована следующим образом (механизм преобразования опускается):

$$E_k = \sum_{i=0}^k t_{ki}^2 \langle \gamma_i^2 \rangle + 2 \sum_{i=0}^k \sum_{j=i+1}^k t_{ki} t_{kj} \langle \gamma_i \rangle \langle \gamma_j \rangle - 2 \cdot \varphi_k^2 \sum_{i=0}^k t_{ki} \langle \gamma_i \rangle + (\varphi_k^2)^2,$$

где t_{ki} – элементы матрицы перехода от базиса $\{U_i\}$ к разложению в степенной ряд. Математические ожидания $\langle \gamma_k \rangle$ и $\langle \gamma_k^2 \rangle$ при этом вычисляли по формулам [7]:

$$\langle \gamma_k \rangle = \frac{1}{N+1} \sum_{i=1}^{N+1} a_{i-1/2};$$

$$\langle \gamma_k^2 \rangle = \frac{1}{(N+1)(N+2)} \left(\left(\sum_{i=1}^{N+1} a_{i-1/2} \right)^2 + \sum_{i=1}^{N+1} a_{i-1/2}^2 \right),$$

где $a_{i-1/2} = (a_i + a_{i-1})/2$; $a_i = \{y_i, \Theta_k\}$.

При расчете МНК учитывали несмещенность оценки параметров регрессии [6], в силу чего величина E_k равна дисперсии оценки параметра φ_k , которая при переходе к новому базису преобразовывалась следующим образом:

$$E_k = D(\varphi_k) = \sum_{i=0}^k t_{ki}^2 D(\gamma_i).$$

Дисперсию $D(\gamma_k)$ при этом вычисляли по формуле [6]:

$$D\gamma_k = \left(\sum_{i=1}^N y_i^2 - \sum_{k=0}^M \gamma_k^2 \right) / (N - M - 1).$$

Поскольку величина E_k зависит также от конкретной выборки $\{x_i\}$, с целью снижения фактора случайности вывод об эффективности оценки делали по математическому ожиданию $\langle E_k(\{x_i\}) \rangle$, которое, в свою очередь, оценивали путем многократного генерирования выборки $\{x_i\}$ по закону равномерного распределения.

Результат эксперимента представлен в табл.1, 2 (выделены меньшие значения $\langle E_k \rangle$).

Как видно из таблиц, сравнение результатов расчета по эффективности также подтверждает преимущество метода Монте-Карло при малом объеме выборки наблюдений и значительном шуме.

Ниже приведен пример расчета регрессионной зависимости общей минерализации (y) от расхода воды (x) в р.Сев.Донец по замерам в районе г.Змиева за 1984-1986 гг. (табл.3) [8].

Таблица 1 – Математическое ожидание квадрата ошибки оценки параметров регрессии при объеме выборки наблюдений $N=7$

Интенсивность шума σ_ε	Порядок модельной функции m	Порядок параметра регрессии k	$\langle E_k \rangle$		Интенсивность шума σ_ε	Порядок модельной функции m	Порядок параметра регрессии k	$\langle E_k \rangle$	
			метод Монте-Карло	МНК				метод Монте-Карло	МНК
0,3	0	0	0,039	0,201	0,7	0	0	0,105	0,451
0,3	0	1	0,874	2,815	0,7	0	1	1,176	6,989
0,3	0	2	2,684	44,89	0,7	0	2	4,048	49,84
0,3	0	3	12,17	79,81	0,7	0	3	18,72	72,23
0,3	1	0	0,064	0,067	0,7	1	0	0,155	0,605
0,3	1	1	0,160	0,962	0,7	1	1	0,388	4,355
0,3	1	2	1,209	6,119	0,7	1	2	2,562	30,42
0,3	1	3	5,398	8,522	0,7	1	3	9,550	44,63
0,3	2	0	0,097	0,319	0,7	2	0	0,181	0,728
0,3	2	1	0,207	8,065	0,7	2	1	0,533	19,44
0,3	2	2	0,728	31,20	0,7	2	2	1,677	137,3
0,3	2	3	3,616	21,63	0,7	2	3	7,887	120,5
0,3	3	0	0,029	0,112	0,7	3	0	0,131	0,773
0,3	3	1	0,409	0,760	0,7	3	1	0,571	7,786
0,3	3	2	0,725	2,253	0,7	3	2	1,474	42,35
0,3	3	3	3,253	5,818	0,7	3	3	7,067	64,49

Таблица 2 – Математическое ожидание квадрата ошибки оценки параметров регрессии при объеме выборки наблюдений $N=15$

Интенсивность шума σ_ε	Порядок модельной функции m	Порядок параметра регрессии k	$\langle E_k \rangle$		Интенсивность шума σ_ε	Порядок модельной функции m	Порядок параметра регрессии k	$\langle E_k \rangle$	
			метод Монте-Карло	МНК				метод Монте-Карло	МНК
0,3	0	0	0,020	0,019	0,7	0	0	0,060	0,096
0,3	0	1	0,425	0,163	0,7	0	1	0,572	0,821
0,3	0	2	1,596	0,168	0,7	0	2	2,412	1,124
0,3	0	3	5,548	0,538	0,7	0	3	7,827	3,182
0,3	1	0	0,030	0,018	0,7	1	0	0,086	0,095
0,3	1	1	0,079	0,166	0,7	1	1	0,271	0,866
0,3	1	2	0,700	0,224	0,7	1	2	1,317	1,225
0,3	1	3	2,631	0,706	0,7	1	3	5,783	3,663
0,3	2	0	0,078	0,018	0,7	2	0	0,141	0,103
0,3	2	1	0,120	0,149	0,7	2	1	0,325	0,940
0,3	2	2	0,349	0,263	0,7	2	2	1,015	1,177
0,3	2	3	2,008	0,658	0,7	2	3	4,406	3,807
0,3	3	0	0,016	0,017	0,7	3	0	0,067	0,101
0,3	3	1	0,348	0,154	0,7	3	1	0,494	0,855
0,3	3	2	0,499	0,147	0,7	3	2	0,994	1,050
0,3	3	3	1,543	0,540	0,7	3	3	4,250	3,257

Таблица 3 – Данные о расходе воды и общей минерализации в р. Сев.Донец (район г.Змиева)

Дата замера	Расход воды, м ³ /с	Общая минерализация, мг/дм ³
09.05.84	29,8	587
19.07.84	26,4	609
18.08.84	28,3	616
30.09.84	30,1	592
31.10.84	29,2	640
10.06.85	32,5	577
06.07.85	33,6	506
08.10.85	30,5	642
11.04.86	74,6	504

На рис.1, 2 представлены результаты расчета (сплошная линия – функция $f(x)$, пунктирная – границы доверительной полосы $f(x) \pm 2\sigma_f$).

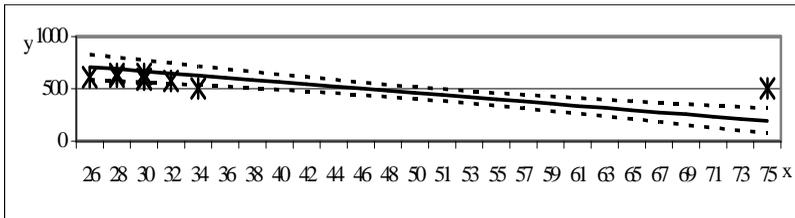


Рис.1 – Расчет методом Монте-Карло регрессионной зависимости общей минерализации от расхода воды в р.Сев.Донец

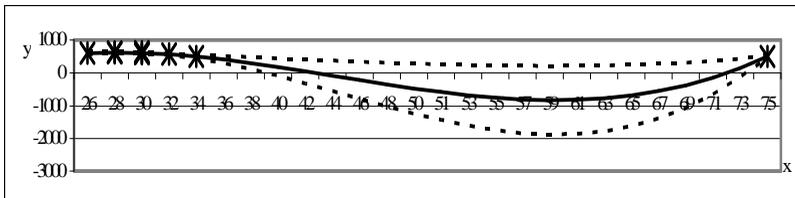


Рис.2 – Расчет МНК регрессионной зависимости общей минерализации от расхода воды в р.Сев.Донец

Как видно из рисунков, расчет методом Монте-Карло обеспечивает приемлемый результат для прогнозирования величины общей минерализации воды р.Сев.Донец по величине ее расхода. При этом МНК дал заведомо неправдоподобный результат.

Таким образом, при малом объеме выборки наблюдений и значительном шуме метод Монте-Карло обеспечивает более эффективную оценку параметров регрессионной зависимости по сравнению с оценкой, рассчитанной методом наименьших квадратов. В силу этого дан-

ный метод рекомендуется при решении прикладных экологических задач, в частности при прогнозировании характеристик природных объектов в рамках экологического мониторинга.

1. Баранник В.А., Проскурнин О.А. Применение метода статистических испытаний в регрессионном анализе данных экологических исследований // Экологическая, техногенная безопасность и социальный прогресс: Вестник ХИСП. Вып.1. – Харьков, 2001. – С.9-21.

2. Проскурнин О.А. Численный подход к оценке качества решения регрессионной задачи при различных базисах функционального пространства. // Экологическая, техногенная безопасность и социальный прогресс: Вестник ХИСП. Вып.1(2). – Харьков, 2002. – С.70-78.

3. Проскурнин О.А. Сравнение результатов решения регрессионной задачи методом Монте-Карло при различных базисах функционального пространства // Коммунальное хозяйство городов: Науч.-техн.сб. Вып.45. – К.: «Техніка, 2002. – С.194-198.

4. Смирнов Н.В. Краткий курс математической статистики для технических приложений. – М.: Физматгиз, 1959. – 436 с.

5. Янке Е., Эмде Ф., Леш Ф. Специальные функции. – М.: Наука, 1977. – 342 с.

6. Худсон Д. Статистика для физиков. – М.: Мир, 1970. – 152 с.

7. Баранник В.А. Непараметрический метод оценки точности и достоверности определения интегральных показателей по данным выборочных наблюдений // Проблемы охраны окружающей природной среды и техногенной безопасности: Сб.научн.тр. – Харьков: УкрНИИЭП, 2000. – С.129-136.

8. Государственный водный кадастр. Ежегодные данные о качестве поверхностных вод суши. Бассейн Северского Донца, реки Крыма и Приазовья. – К.,1984-1986.

Получено 24.07.2003

УДК 697.38

А.А.ОЛЕКСЮК, канд. техн. наук, Н.Ф.РАДЬКО, канд. экон. наук
Донбасская государственная академия строительства и архитектуры, г.Макеевка

ЭНЕРГОСБЕРЕЖЕНИЕ В СИСТЕМАХ ТЕПЛОСНАБЖЕНИЯ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ОТОПИТЕЛЬНЫХ ЭЛЕКТРОКАЛОРИФЕРОВ

Приведена методика исследований сложного лучистого теплообмена между высокотемпературными электронагревателями, окружающими их экранами и корпусом отопительного электрокалорифера.

Анализ существующих переносных электронагревателей показывает, что основным их недостатком является большой расход электроэнергии при высоких затратах тепловой энергии и низкой сменной производительности. Кроме того, нагреватели, выполненные из керамических стержней с натянутой нихромовой проволокой, часто выходят из строя, поэтому они не нашли широкого применения в практике строительного производства [1, 2]. В связи с этим необходима разработка более совершенных конструкций электрокалориферов, отвечающих высоким требованиям экономических показателей по тепло-