

Math-Net.Ru

All Russian mathematical portal

V. M. Buldakov, G. M. Koshkin, On Recursive Estimates of
Probability Density and Regression Line,
Probl. Peredachi Inf., 1977, Volume 13, Issue 1, 58–66

<https://www.mathnet.ru/eng/ppi1067>

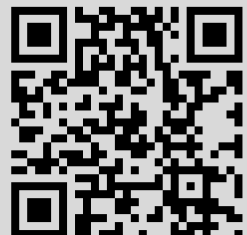
Use of the all-Russian mathematical portal Math-Net.Ru implies that you have read and
agreed to these terms of use

<https://www.mathnet.ru/eng/agreement>

Download details:

IP: 18.97.9.172

April 26, 2025, 08:30:54



УДК 621.391.1:519.25

О РЕКУРРЕНТНЫХ ОЦЕНКАХ ПЛОТНОСТИ ВЕРОЯТНОСТИ И ЛИНИИ РЕГРЕССИИ

В. М. Булдаков, Г. М. Кошкин

В статье построены рекуррентные оценки плотности вероятности и линии регрессии на основе непараметрических оценок плотности вероятности типа Розенблатта — Парзена [4, 5]; исследованы их асимптотические (при $n \rightarrow \infty$) свойства, в частности доказана асимптотическая нормальность этих оценок; приведены результаты статистического моделирования обычных и рекуррентных оценок линии регрессии.

1. В последние годы широкое распространение получили последовательные методы решения различных задач математической статистики [1-3], что в значительной степени связано с внедрением как в производство, так и в научные исследования цифровых вычислительных машин (ЦВМ). Последовательные процедуры обладают следующими преимуществами перед обычными: они, как правило, проще в реализации на ЦВМ, экономят машинную память, и, что весьма немаловажно, работу процедуры можно прервать в любой момент и при этом получить готовый результат. В данной работе построены рекуррентные оценки плотности вероятности парзеновского типа (см. [4-7]), а на их основе — оценки условной плотности вероятности и линии регрессии; рассмотрены вопросы оптимизации и асимптотического поведения этих оценок. Статистическое моделирование на ЦВМ позволило провести наглядное сравнение обычных и рекуррентных оценок линии регрессии.

2. Пусть $X_i = (x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_k^{(i)})$, $i=1, 2, \dots, n$ — выборка k -мерных независимых векторов, полученная из генеральной совокупности, характеризуемой непрерывной плотностью вероятности $f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$. В качестве непараметрической оценки многомерной плотности вероятности возьмем согласно [6, 7]

$$(1) \quad f_n(X) = \frac{1}{nh_n^k} \sum_{j=1}^n \prod_{l=1}^k K\left(\frac{x_l - x_l^{(j)}}{h}\right),$$

где ядро $K(u)$ удовлетворяет условиям:

$$(2) \quad \begin{aligned} &1) \quad 0 \leq K(u) < \infty, \\ &2) \quad K(u) = K(-u), \\ &3) \quad \int_{-\infty}^{\infty} K(u) du = 1, \\ &4) \quad \int_{-\infty}^{\infty} K^2(u) du = L < \infty, \end{aligned}$$

$$5) K(u_1) \leq K(u_2) \text{ для } |u_1| \leq |u_2|,$$

$$6) \int_{-\infty}^{\infty} u^2 K(u) du = 1;$$

а $\{h_n\}$ — последовательность положительных чисел, причем

$$(3) \quad nh_n^k \rightarrow \infty, \quad h_n \rightarrow 0 \text{ при } n \rightarrow \infty.$$

На основании оценки (1) определим ее рекуррентный аналог в точке $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ следующим образом:

$$(4) \quad f_{[n]}(X) = f_{[n-1]}(X) - \frac{1}{n} \left[f_{[n-1]}(X) - \frac{1}{h_{[n]}^k} \prod_{l=1}^k K \left(\frac{x_l - x_l^{(n)}}{h_{[n]}} \right) \right].$$

Отметим, что процедура (4) для $k=1$, по-видимому, впервые была предложена в работе [8].

Преобразуем выражение (4) к удобному для исследований виду: умножим обе части (4) на n , заменим n на j и просуммируем по j от 1 до n . Тогда

$$(5) \quad f_{[n]}(X) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{1}{h_{[j]}^k} \prod_{l=1}^k K \left(\frac{x_l - x_l^{(j)}}{h_{[j]}} \right),$$

и теперь, исходя из представления (5), будем исследовать свойства рекуррентной оценки (4).

Ниже приводятся понятия, которые понадобятся в дальнейшем.

О п р е д е л е н и е 1. Будем говорить, что некоторая ограниченная непрерывная функция $p(X)$ удовлетворяет условию R [9], если для любого вектора $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$

$$(6) \quad p(X + \alpha) = p(X) + \sum_{i=1}^k \alpha_i \frac{\partial p(X)}{\partial x_i} + \frac{1}{2} \left[\sum_{i,m=1}^k \alpha_i \alpha_m \frac{\partial^2 p(X)}{\partial x_i \partial x_m} \right] + \\ + q(X, \alpha) \left[\sum_{i=1}^k \alpha_i^2 \right]^{1+a/2},$$

где $(X + \alpha) = (x_1 + \alpha_1, x_2 + \alpha_2, \dots, x_k + \alpha_k)$; $\frac{\partial p(X)}{\partial x_i}$, $\frac{\partial^2 p(X)}{\partial x_i \partial x_m}$, $q(\cdot)$ — ограниченные функции, $0 < a < 1$.

О п р е д е л е н и е 2. Интегральным среднеквадратическим отклонением (и.с.к.о.) оценки плотности $f_n(X)$ от ее истинного значения назовем функционал вида

$$u^2(f_n) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{M} [f_n(X) - f(X)]^2 dx_1 dx_2 \dots dx_k.$$

О п р е д е л е н и е 3. Под асимптотической относительной эффективностью (а.о.э.) рекуррентной оценки (4) по отношению к оценке (1) будем понимать предел отношения их и.с.к.о., когда объем выборки неограниченно увеличивается, т. е.

$$(7) \quad e(f_{[n]}, f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{u^2(f_{[n]})}{u^2(f_n)}.$$

Теорема 1. Пусть $K(u)$ удовлетворяет условиям (2); $h_{[n]} = An^{-\alpha}$, $0 < k\alpha < 1$, A — некоторая положительная константа*; истинная плотность вероятности $f(X)$ удовлетворяет условию R. Тогда при $n \rightarrow \infty$

1) среднеквадратическое отклонение

$$\begin{aligned} \mathbf{M}[f_{[n]}(X) - f(X)]^2 &\sim \\ &\sim \frac{f(X)L^k}{(1+k\alpha)nh_{[n]}^k} + \frac{h_{[n]}^4}{4(1-2\alpha)^2} \left[\sum_{i=1}^k \frac{\partial^2 f(X)}{\partial x_i^2} \right]^2; \end{aligned}$$

2) $[Df_{[n]}(X)]^{-1/2}[f_{[n]}(X) - \mathbf{M}f_{[n]}(X)]$ распределено асимптотически нормально с нулевым средним и единичной дисперсией.

Доказательство. Из условий (2) и (6) следует, что смещение

$$(8) \quad \mathbf{M}[f_{[n]}(X) - f(X)] = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n h_{[j]}^2 \left[\sum_{i=1}^k \frac{\partial^2 f(X)}{\partial x_i^2} \right] + o\left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n h_{[j]}^2\right),$$

а дисперсия

$$(9) \quad Df_{[n]}(X) = \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \frac{1}{h_{[j]}^k} f(X)L^k + o\left(\frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \frac{1}{h_{[j]}^k}\right).$$

Теперь, учитывая (см. [11], стр. 15), что

$$\sum_{j=1}^n j^p = \frac{(n+1)^{p+1}}{p+1} + o(n^{p+1}), \quad p > -1,$$

и $h_{[j]} = Aj^{-\alpha}$ согласно условию теоремы, получаем, что в выражении (8)

$$(10) \quad \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n h_{[j]}^2 = \frac{h_{[n]}^2}{1-2\alpha} + o(h_{[n]}^2),$$

а в выражении (9)

$$(11) \quad \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \frac{1}{h_{[j]}^k} = \frac{(1+k\alpha)^{-1}}{nh_{[n]}^k} + o\left(\frac{1}{nh_{[n]}^k}\right).$$

Так как среднеквадратическое отклонение

$$\mathbf{M}[f_{[n]}(X) - f(X)]^2 = Df_{[n]}(X) + [\mathbf{M}(f_{[n]}(X) - f(X))]^2,$$

то из соотношений (10) и (11) сразу вытекает справедливость первого утверждения теоремы.

Доказательство второго утверждения теоремы опускается: методикой п. 4 [7] нетрудно показать, что для суммы независимых неодинаково распределенных случайных величин, задаваемых в соответствии с (5), при $n \rightarrow \infty$ выполняется условие Ляпунова ([12], стр. 129), которое является достаточным для асимптотической нормальности оценки $f_{[n]}(X)$.

Один из результатов теоремы 1, заключающийся в том, что порядок и.с.к.о. оценок (1) и (4) одинаков, позволяет сформулировать такие следствия.

* Выбор $h_{[n]}$ обусловлен тем, что оптимальные h_n^0 для оценки (1) находятся в классе $An^{-\alpha}$ [6, 10].

Следствие 1. Оптимальные $h_{[n]}^0$, минимизирующие асимптотические и.с.к.о. рекуррентной оценки (4), выражаются через оптимальные h_n^0 для оценки (1), найденные в [6]

$$(12) \quad h_{[n]}^0 = \left[\frac{k+2}{2(k+4)} \right]^{1/(k+4)} h_n^0,$$

где

$$(13) \quad h_n^0 = \left[kL^k \left[n \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \left[\sum_{i=1}^k \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_i^2} \right]^2 dx_1 dx_2 \dots dx_k \right]^{-1} \right]^{1/(k+4)}.$$

Оптимальная форма ядра [6, 10]

$$(14) \quad K_0(u) = \begin{cases} \frac{3}{4\sqrt{5}} - \frac{3u^2}{20\sqrt{5}} & \text{при } |u| \leq \sqrt{5}, \\ 0 & \text{при } |u| > \sqrt{5}. \end{cases}$$

для оценок (1) и (4) совпадает.

Следствие 2. Для оптимальных $h_{[n]}^0$ и h_n^0 , которые определяются согласно (12) и (13), а.о.э. в смысле (7)

$$e(f_{[n]}, f) = 2^{-1/(k+4)} \left(\frac{k+4}{k+2} \right)^{2(k+2)/(k+4)} > 1.$$

Из таблицы, в которой приведены значения а.о.э. для некоторых значений k , видно, что рекуррентные оценки практически не проигрывают обычным в эффективности, поэтому в ряде случаев их использование может

k	1	2	3	4
$e(f_{[n]}, f)$	1,0620	1,0819	1,0881	1,0884

оказаться полезным. Например, при необходимости оценить плотность вероятности в конечном числе точек X_1, X_2, \dots, X_c , когда по каким-либо причинам для каждой точки $X_i, i=1, 2, \dots, c$ проще получить свою выборку, чем хранить выборку объема n в памяти ЦВМ (отметим, что иногда объем памяти ЦВМ оказывается недостаточным для хранения выборки такого объема), следует отдавать предпочтение рекуррентным оценкам.

3. При оценивании условных плотностей и линии регрессии ограничимся рассмотрением выборки из двумерного распределения ($k=2$) ввиду того, что все предположения и выводы для случая $k>2$ по существу не изменяются. Итак, пусть дана выборка независимых реализаций $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ двумерной случайной величины из генеральной совокупности с совместной плотностью $f(x, y)$, равномерно непрерывной в

(x, y) , и маргинальной плотностью $g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy$. Так как условная плотность вероятности $f(y|x) = f(x, y)/g(x)$, то в качестве приемлемой оценки $f(y|x)$ возьмем

$$(15) \quad f_{[n]}(y|x) = f_{[n]}(x, y)/g_{[n]}(x),$$

где $f_{[n]}(x, y)$ и $g_{[n]}(x)$ задаются рекуррентными соотношениями типа (4).

Назовем определенную вышеуказанным способом $f_{[n]}(y|x)$ рекуррентной оценкой условной плотности вероятности $f(y|x)$. Оценку (15) можно упростить. В самом деле, из выражения (5) следует, что справедливо представление

$$f_{[n]}(y|x) = C_{[n]}(x, y) / d_{[n]}(x),$$

где

$$C_{[n]}(x, y) = C_{[n-1]}(x, y) + \frac{1}{h_{[n]}^2} K\left(\frac{x-x_n}{h_{[n]}}\right) K\left(\frac{y-y_n}{h_{[n]}}\right),$$

$$d_{[n]}(x) = d_{[n-1]}(x) + \frac{1}{h_{[n]}} K\left(\frac{x-x_n}{h_{[n]}}\right).$$

Теорема 2. Пусть ядро $K(u)$ удовлетворяет условиям (2); $h_{[n]} = An^{-\alpha}$, $0 < 2\alpha < 1$, $A > 0$; плотности вероятности $f(x, y)$ и $g(x)$ принадлежат классу R , причем $g(x) \neq 0$. Тогда при $n \rightarrow \infty$

1) среднеквадратическое отклонение $M[f_{[n]}(y|x) - f(y|x)]^2 \sim t_{[n]}(x, y) + [b_{[n]}(x, y)]^2$, где

$$(16) \quad t_{[n]}(x, y) = \frac{f(y|x)L^2}{(1+2\alpha)nh_{[n]}^2},$$

$$(17) \quad b_{[n]}(x, y) = \frac{h_{[n]}^2}{2(1-2\alpha)} \left\{ \frac{1}{g(x)} \left[\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \right] - \frac{f(x, y)}{g(x)^2} \frac{\partial^2 g(x)}{\partial x^2} \right\};$$

2) $[f_{[n]}(y|x) - Mf_{[n]}(y|x)]$ распределено асимптотически нормально с нулевым средним и дисперсией (16);

3) оптимальные $h_{[n]}^0$, минимизирующие асимптотическое и.с.к.о. рекуррентной оценки (15), имеют вид:

$$(18) \quad h_{[n]}^0 = \left[2L^2 \left[3n \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left[g(x)^{-1} \left(\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \right) - g(x)^{-2} f(x, y) \frac{\partial^2 g(x)}{\partial x^2} \right]^2 dx dy \right]^{-1} \right]^{1/6};$$

4) разность между $f_{[n]}(y|x)$ и $f(y|x)$ может быть сделана имеющей порядок $O(n^{-1/6})$ с вероятностью, сколь угодно близкой к единице, если положить $h_{[n]} = An^{-1/6}$, $A > 0$.

Доказательство. Первые утверждения теорем 1 и 2 доказываются одинаковой методикой, поэтому в данном случае доказательство не приводится. Из теоремы 1 работы [9] следует, что асимптотические распределения статистик $T_{[n]} = f_{[n]}(y|x) - Mf_{[n]}(y|x)$ и $T'_{[n]} = g(x)^{-1} [f_{[n]}(x, y) - Mf_{[n]}(x, y)]$ совпадают. Применение теоремы 1 данной работы к статистике $T'_{[n]}$ позволяет немедленно доказать второе утверждение теоремы. Оптимальные $h_{[n]}^0$, определяемые выражением (20), нетрудно получить методикой п. 2 [9]. Последнее утверждение теоремы очевидно.

Рассмотрим теперь оценивание линии регрессии $r(x)$. Так как

$$r(x) = \int_{-\infty}^{\infty} yf(y|x) dy = g(x)^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} yf(x, y) dy = \frac{a(x)}{g(x)},$$

то в качестве оценки $r(x)$ естественно взять

$$r_{[n]}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} y f_{[n]}(y|x) dy = \frac{a_{[n]}(x)}{g_{[n]}(x)},$$

где $a_{[n]}(x)$ и $g_{[n]}(x)$ задаются соотношениями типа (4). Если

$$(19) \quad f(x, y) \leq B(1+x^2+y^2)^{-1/2}, \quad B < \infty,$$

то линия регрессии будет определена и непрерывна [9]. Как и в случае оценивания условной плотности вероятности, возможен упрощенный вариант $r_{[n]}(x)$:

$$r_{[n]}(x) = s_{[n]}(x) / d_{[n]}(x),$$

где

$$s_{[n]}(x) = s_{[n-1]}(x) + h_{[n]}^{-1} y_n K(h_{[n]}^{-1}(x-x_n)),$$

$$d_{[n]}(x) = d_{[n-1]}(x) + h_{[n]}^{-1} K(h_{[n]}^{-1}(x-x_n)).$$

Ниже приводится лемма из [13], которая будет использована при доказательстве асимптотической нормальности оценки линии регрессии.

Лемма. Пусть (P_n, Q_n) , $n=1, 2, \dots$ и (P, Q) — двумерные случайные величины. Если

1) (P_n, Q_n) сходится по распределению к (P, Q) , когда $n \rightarrow \infty$;

2) d_n , $n=1, 2, \dots$ есть последовательность ненулевых констант, таких, что $\lim_{n \rightarrow \infty} d_n = 0$;

3) $H(z, u)$ есть функция вещественных переменных (z, u) , которая имеет полный дифференциал в $(0, 0)$ с

$$H_1 = \left. \frac{\partial H(z, u)}{\partial z} \right|_{(0,0)}, \quad H_2 = \left. \frac{\partial H(z, u)}{\partial u} \right|_{(0,0)}$$

причем H_1 и H_2 не равны нулю одновременно, то при $n \rightarrow \infty$ случайная величина $W_n = d_n^{-1} [H(d_n, P_n, d_n Q_n) - H(0, 0)]$ сходится по распределению к $H_1 P + H_2 Q$.

Далее, если (P, Q) распределена по нормальному закону со средним $(0, 0)$ и невырожденной ковариационной матрицей $\begin{vmatrix} A_1 B_1 \\ B_1 C_1 \end{vmatrix}$, то W_n имеет

предельное нормальное распределение со средним 0 и дисперсией $H_1^2 A_1 + 2H_1 H_2 B_1 + H_2^2 C_1$.

Теорема 3. Пусть ядро $K(u)$ удовлетворяет условиям (2); для

$f(x, y)$ имеет место ограничение (19); $\int_{-\infty}^{\infty} y^2 f(x, y) dy < \infty$; $a(x)$ и $g(x)$ удовлетворяют условию R, причем $g(x) \neq 0$; $h_{[n]} = A n^{-\alpha}$, $0 < \alpha < 1$. Тогда при

$n \rightarrow \infty$

1) $[r_{[n]}(x) - r(x)]$ распределено асимптотически нормально с нулевым средним и дисперсией

$$\frac{(1+\alpha)^{-1} L}{n h_{[n]} g(x)} \left[\int_{-\infty}^{\infty} y^2 f(y|x) dy - r(x)^2 \right];$$

2) разность между $r_{[n]}(x)$ и $r(x)$ может быть сделана имеющей порядок $O(n^{-2/5})$ с вероятностью, сколь угодно близкой к единице, если положить $h_{[n]} = An^{-1/5}$, $A > 0$.

Доказательство. В соответствии с леммой обозначим

$$P_n = \sqrt{nh_{[n]}} \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{1}{h_{[j]}} y_j K \left(\frac{x-x_j}{h_{[j]}} \right) - a(x) \right],$$

$$Q_n = \sqrt{nh_{[n]}} \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{1}{h_{[j]}} K \left(\frac{x-x_j}{h_{[j]}} \right) - g(x) \right],$$

$$d_n = \frac{1}{\sqrt{nh_{[n]}}}, \quad H(z, u) = \frac{z + a(x)}{u + g(x)}.$$

Применяя те же приемы, что и при выводе дисперсии рекуррентной оценки плотности вероятности в теореме 1, получим, что при $n \rightarrow \infty$ ковариационная матрица случайной величины (P_n, Q_n) стремится к невырожденной ковариационной матрице

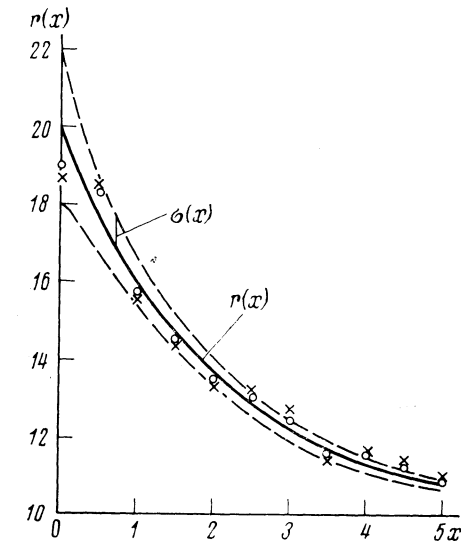


Рис. 1

Рис. 1. \times — значения рекуррентной оценки, \bullet — значения некуррентной оценки

Рис. 2. Зависимость ошибки $M(n)$ от объема выборки n в случае оценивания линии регрессии экспоненциального типа с помощью рекуррентной (1) и некуррентной (2) оценок

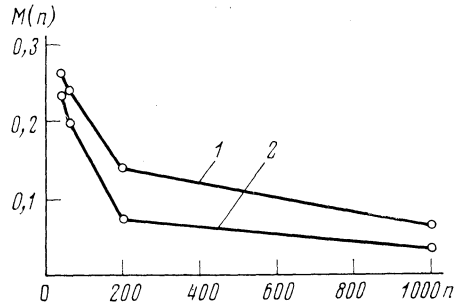


Рис. 2

ционная матрица случайной величины (P_n, Q_n) стремится к невырожденной ковариационной матрице

$$(20) \quad \frac{L}{1+\alpha} \left\| \begin{array}{cc} \int_{-\infty}^{\infty} y^2 f(x, y) dy & a(x) \\ a(x) & g(x) \end{array} \right\|.$$

Далее, использование методики п. 4 [7] и соотношений (10) и (14) позволяет показать, что для двумерной случайной величины (P_n, Q_n) при $n \rightarrow \infty$ выполняется условие Ляпунова. Таким образом, из многомерной центральной предельной теоремы ([14], стр. 269) следует, что (P_n, Q_n) сходится по распределению к случайной величине (P, Q) , которая распределена нормально со средним $(0, 0)$ и невырожденной ковариационной матрицей (20). Итак, согласно лемме имеем

$$H_1 = 1/g(x), \quad H_2 = -r(x)/g(x), \quad H(0, 0) = r(x),$$

$$W_n = \sqrt{nh_{[n]}} [\hat{r}_{[n]}(x) - r(x)], \quad A_1 = \frac{L}{1+\alpha} \int_{-\infty}^{\infty} y^2 f(x, y) dy,$$

$$B_1 = L(1+\alpha)^{-1} a(x), \quad C_1 = L(1+\alpha)^{-1} g(x),$$

и, следовательно, $\sqrt{nh_{[n]}} [\hat{r}_{[n]}(x) - r(x)]$ распределено асимптотически нормально с нулевым средним и дисперсией

$$\frac{L}{(1+\alpha)g(x)} \left[\int_{-\infty}^{\infty} y^2 f(y|x) dy - r(x)^2 \right],$$

что и требовалось доказать.

Громоздкие выражения для оптимальных $h_{[n]}^0$ и смещения оценки $r_{[n]}(x)$ не выписываются, так как они не имеют принципиальных расхождений с выражениями (18) и (17).

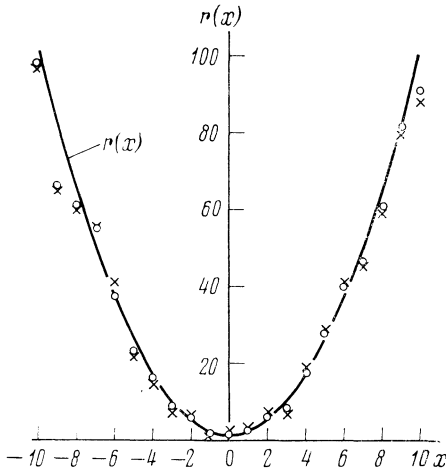


Рис. 3

Рис. 3. \times — значения рекуррентной оценки, \bullet — значения перекуррентной оценки

Рис. 4. Зависимость ошибки $M(n)$ от объема выборки в случае оценивания линии регрессии параболического типа рекуррентной (1) и перекуррентной (2) оценками

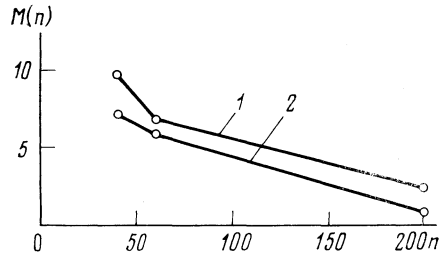


Рис. 4

Следует отметить, что результаты п.п. 2 и 3 можно обобщить для выборки из стационарного процесса со слабой зависимостью [15]. Некоторые результаты и принципы такого обобщения приводятся в [16-18, 10].

4. Методика проведения статистического эксперимента при моделировании оценок линии регрессии в основном совпадает с [19]. С помощью ЦВМ была получена совокупность независимых наблюдений $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ с плотностью вероятности $f(x, y) = f(y|x)g(x)$, где x — независимая, а y — зависимая переменная, ошибка измерения которой подчинена нормальному закону с дисперсией

$$(21) \quad \sigma^2(x) = [1 + \exp(-0,5x)]^2.$$

В качестве моделей линии регрессии были выбраны

$$(22) \quad r_1(x) = 10 + 10 \exp(-0,5x),$$

$$(23) \quad r_2(x) = 1 + x^2.$$

Реализации x_1, x_2, \dots, x_n независимой переменной получили из равномерного распределения на интервале $[z_1, z_2]$, т. е. $g(x) = (z_2 - z_1)^{-1}$, а y_1, y_2, \dots

..., y_n при условии, что $X=x$ получили из нормального распределения

$$f(y|x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(x)} \exp\left(-\frac{(y-r_i(x))^2}{2\sigma^2}\right),$$

где $r_i(x)$, $i=1, 2$ задаются соотношениями (22) и (23), а $\sigma^2(x)$ — (21). Для модели (22) взяли оптимальную форму ядра (14), $[z_1, z_2]=[0, 5]$, а для (23) было выбрано

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right), [z_1, z_2]=[-10, 10].$$

В обоих случаях положили $h_{[n]}=h_n=n^{-1/5}$, $n=40, 60, 200, 1000$. За меру близости оценки к истинной кривой регрессии приняли

$$M(n) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (r_{[n]}(x_i) - r(x_i))^2.$$

На рис. 1 представлены вычисленные в точках $x_i=l \cdot 0,5$, $l=0, 1, \dots, 10$ значения рекуррентной и нереккуррентной оценок линии регрессии ($n=40$), задаваемой экспоненциальной формулой (22), а на рис. 2 для этого случая показана зависимость меры близости $M(n)$ от объема выборки n . На рис. 3 и 4 аналогичные результаты представлены для линии регрессии, задаваемой параболой (23).

ЛИТЕРАТУРА

1. Невельсон М. Б., Хасьминский Р. З. Стохастическая аппроксимация и рекуррентное оценивание. М., «Наука», 1972.
2. Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М., «Наука», 1968.
3. Ваган М. Стохастическая аппроксимация. М., «Мир», 1972.
4. Parzen E. On Estimation of a Probability Density and Mode. Ann. Math. Statist., 1965, 33, 3, 1065–1076.
5. Rosenblatt M. Remarks on Some Nonparametric Estimates of a Density Function. Ann. Math. Statist., 1956, 27, 3, 832–835.
6. Епанечников В. А. Непараметрическая оценка многомерной плотности вероятности. Теор. вероятн. и ее примен., 1969, 14, 1, 156–162.
7. Murthy V. K. Nonparametric Estimation of Multivariate Densities with Applications. Multivariate Analysis, I. New York — London, Academic Press, 1966, 43–56.
8. Wolverton C. T., Wagner T. J. Asymptotically Optimal Discriminant Functions for Pattern Classification. IEEE Trans. Inform. Theory, 1969, 15, 2, 258–266.
9. Rosenblatt M. Conditional probability density and regression estimators. Multivariate Analysis, II. New York — London, Academic Press, 1969, 25–31.
10. Зияева З. Т. О задаче оптимизации в оценке плотности вероятности. Изв. АН УзССР, 1973, 1, 30–35.
11. Градштейн И. С. и Рыжик И. М. Таблицы интегралов, сумм, рядов и произведений. М., «Наука», 1971.
12. Петров В. В. Суммы независимых случайных величин. М., «Наука», 1972.
13. Hoeffding W., Robbins H. The Central Limit Theorem for Dependent Random Variables. Duke Math. J., 1948, 15, 2, 773–780.
14. Уилкс С. Математическая статистика. М., «Наука», 1967.
15. Ибрагимов И. А., Линник Ю. В. Независимые и стационарно связанные величины. М., «Наука», 1965.
16. Булдаков В. М., Кошкин Г. М. Рекуррентное оценивание условной плотности вероятности и линии регрессии по зависимой выборке. Материалы V научн. конф. по математике и механике, I. Томск, 1975, 89–90.
17. Кошкин Г. М., Симахин В. А., Тарасенко Ф. П. Об одной оценке условной функции распределения и регрессии. Материалы IV научн. конф. по математике и механике, I. Томск, 1974, 135–136.
18. Rosenblatt M. Density estimates and Markov sequences. Nonparametric techniques in statistical inference. Cambridge, Univer. Press, 1970, 199–210.
19. Апрашьева Н. Н., Конаков В. Д. Использование непараметрических оценок в регрессионном анализе. Заводск. лаб., 1973, 39, 5, 566–569.

Поступила в редакцию
20 февраля 1975 г.