АКАДЕМИЯ НАУК КИРГИЗСКОЙ ССР
ОБЪЕДИНЕННЫЙ УЧЕНЫЙ СОВЕТ
ПО ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИМ И ТЕХНИЧЕСКИМ НАУКАМ

На правах рукописи

А. В. Медведев

НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ АДАПТАЦИИ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ

Диссертация написана на русском языке

(05.198 — автоматизация производственных процессов)

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Фрунзе 1972

А К А Д Е М И Я   Н А У К   К И Р Г И З С К О Й   С С Р

ОБЪЕДИНЕННЫЙ УЧЕНЫЙ СОВЕТ
ПО ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИМ И ТЕХНИЧЕСКИМ НАУКАМ

На правах рукописи

МЕДВЕДЕВ А.В.

НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ АДАПТАЦИИ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ

Диссертация написана на русском языке
(05.198 - автоматизация производственных процессов)

А в т о р е ф е р а т
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Фрунзе 1972

Создание автоматизированных систем управления, производственными процессами, принятия решений в условиях неопределенности стало одной из важнейших задач в деле повышения эффективности производства. Достаточно отметить, что по девятому пятилетнему плану развития народного хозяйства СССР должно быть введено в действие не менее 1600 автоматизированных систем управления производствами, отраслями и т.д. До недавнего времени автоматизация промышленных предприятий сводилась к реализации систем контроля и регулирования технологическими процессами и носила локальный характер. В связи с повышением требований к качеству выпускаемой продукции, к организации производственного процесса и развитием средств вычислительной техники стало возможным решать задачу управления промышленным предприятием в комплексе.

Современная автоматизированная система управления производством охватывает широкий круг задач, начиная от централизованного контроля (включая предварительную обработку текущей информации) и оптимизации технологических процессов до задач технико-экономического характера. Важным этапом при создании автоматизированной системы управления производством является разработка различного рода алгоритмов, которые служат для математического обеспечения универсальных вычислительных и управляющих машин, являющихся главным элементом АСУ.

Методы синтеза этих алгоритмов могут основываться на результатах последнего десятилетия, полученных в области оптимизации автоматических систем. Сюда в первую очередь следует отнести работы А.А.Фельдбаума, В.С.Пугачева, Я.З.Цыпкина и др. Применимость тех или иных методов к конкретным задачам практики определяется уровнем априорной информации, простотой реализации и т.д.

Реферируемая работа посвящена одному классу алгоритмов адаптации, которые могут быть использованы при разработке автоматизированных систем управления производственными процессами и состоит из введения, пяти глав и заключения.

Во введении рассмотрены постановки ряда задач, встречающихся при разработке автоматизированных систем управления, дан краткий обзор некоторых методов синтеза алгоритмов адаптации, отвечающих различным уровням априорной информации.

В первой главе излагается подход к исследованию асимптотических свойств непараметрических процедур (на примере оценки плотности вероятности), основанный на применении теории полумартингалов. Этот подход используется далее при изучении алгоритмов адаптации.

Пусть $X_i = X_i(x_1^i, \dots, x_k^i)$, $i = 1, \dots, n$ последовательность, состоящая из реализаций К-мерной случайной величины $X(x_1, \dots, x_k)$, характеризуемая плотностью вероятности $P(x)$, $x = (x_1, \dots x_k)$.

В качестве приближенной плотности вероятности рассмотрим непараметрическую оценку, впервые введенную Парзеном / I /.

$$P_n(x) = \frac{1}{nc^k(n)} \sum_{i=1}^{n} \Phi\left(\frac{x_1 - x_1^i}{c(n)}, \dots, \frac{x_k - x_k^i}{c(n)}\right), \qquad \text{(I)}$$

где $\Phi(x)$ – функция, удовлетворяющая условиям

$$\underset{x \in X}{0 \leq \Phi(x) < \infty}, \qquad (2)$$

$$\frac{1}{c^k(n)} \int_X \Phi(x) dx = 1,$$

$c(n) \to 0$ с ростом n, причем справедливо соотношение

$$\lim_{n \to \infty} nc^k(n) \to \infty. \qquad (3)$$

Меру уклонения непараметрической оценки плотности вероятности от истинной определим как и в / 2 / интегралом

$$\xi_n = \int_X (p(x) - p_n(x))^2 dx. \qquad (4)$$

Имеет место следующая

Теорема I.I. Пусть $x \in X$ и выполняются условия (2), (3), тогда случайная последовательность $\{\xi_n\}$ сходится с вероятностью единица к нулю с ростом n

Доказательству теоремы I предшествует

Лемма I. Случайный процесс $\{\xi_n\}$ в условиях теоремы I является нижним полумартингалом.

На основании теоремы о сходимости полумартингалов и стремлении случайной последовательности $\{\xi_n\}$ к нулю с ростом n следует теорема I.

Утверждение теоремы I справедливо при более слабых ограничениях, чем аналогичный результат работы / 2 /.

В качестве меры уклонения $p_n(x)$ от $p(x)$ может быть взят интеграл

$$\zeta_n = \int_X |p(x) - p_n(x)| \varphi(x)\,dx, \qquad (5)$$

где $\varphi(x)$ – некоторая положительная интегрируемая функция, введенная для взвешивания уклонений.

В работе исследуется случайный процесс (5).

Оптимизация непараметрических оценок плотности распределения, в частности коэффициента $c(n)$, связана с вычислением производных истинной плотности вероятности, которые представляют и самостоятельный интерес.

В связи с этим рассматриваются непараметрические оценки смешанных производных плотности вероятности, m -го порядка, доказываются теоремы сходимости случайных последовательностей, аналогичных (4), (5), к нулю с ростом n.

Исследуются также некоторые вопросы оптимизации непараметрических оценок плотности вероятности для случая, когда компоненты вектора $X(X_1, \ldots, X_k)$ статистически связаны.

Вторая глава посвящена разработке и исследованию алгоритмов распознавания образов, которые могут быть полезными при принятии решений в условиях неопределенности в различных производственных ситуациях. Общая идеология синтеза алгоритмов заключается в замене в оптимальных решающих правилах вероятностных характеристик их непараметрическими оценками. Анализ непараметрических алгоритмов обучения машин рас-

познаванию образов показал, что они являются асимптотически оптимальными в бэйесовом смысле.

Пусть ситуация Z, зависящая от некоторых признаков $U(U_1, \ldots, U_k)$, где K – размерность вектора U, появляется случайно и каждая из возникающих ситуаций принадлежит к одному из двух неизвестных заранее классов Z_m, $m = 1,2$. Задача распознавания или классификации состоит в наилучшем, в смысле выбранного критерия оптимальности, разбиении пространства признаков $U(U_1, \ldots, U_k)$ на области U_m, $m = 1,2$, соответствующие классам Z_m, $m = 1,2$.

Взяв в качестве критерия оптимальности функцию риска и минимизируя ее, получим оптимальное бейесово решающее правило

$$\begin{aligned} Z \in Z_1, &\quad \text{если } f(u) \le 0 \\ Z \in Z_2, &\quad \text{если } f(u) > 0, \end{aligned} \qquad (6)$$

а $f(u)$ разделяющая поверхность, определяемая выражением

$$f(u) = (W_{11} - W_{12}) P_1 p_1(u) - (W_{22} - W_{21}) P_1 p_1(u), \qquad (7)$$

где $W_{ij},\ i,j = 1,2$ – элементы платежной матрицы,
$P_i,\ i = 1,2$ – вероятность классов,
$P_i(u),\ i = 1,2$ – условная плотность вероятности классов.

Подставляя в (7) оценки вероятностных характеристик классов, получим

$$f_n(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{y(z_i)}{\delta(z_i)}\, \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{\delta(\tau_i)}, \ldots, \frac{u_k - u_k^i}{\delta(\tau_i)}\right), \qquad (8)$$

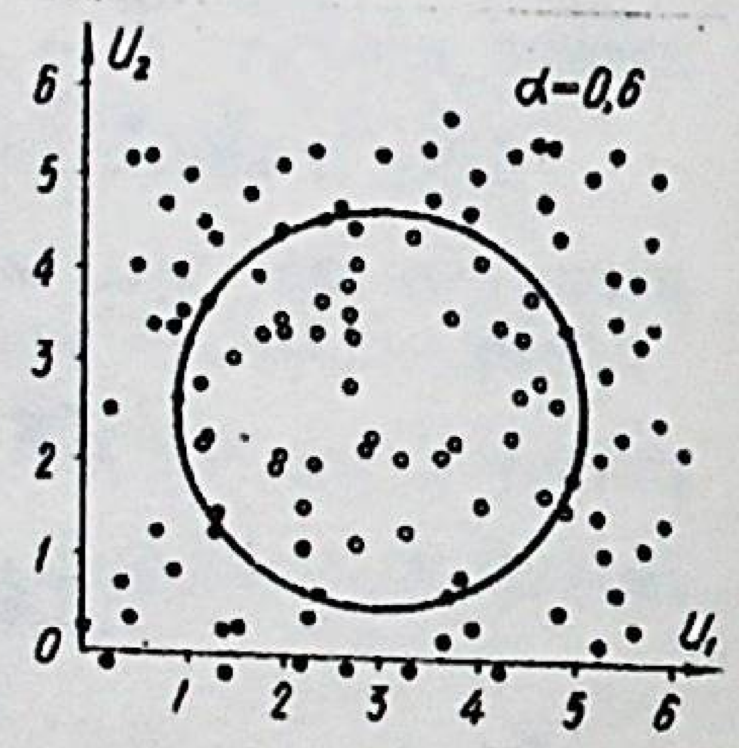
где

$$\nu(Z_i)=\begin{cases}(W_{11}-W_{12}), & \text{если } Z_i\in Z_1\\ -(W_{22}-W_{21}), & \text{если } Z_i\in Z_2,\end{cases}\qquad(9)$$

$$\delta(Z_i)=\begin{cases}C(\ell), & \text{если } Z_i\in Z_1\\ C(n-\ell), & \text{если } Z_i\in Z_2\end{cases}\qquad(10)$$

Решающее правило при этом сохраняет вид (6).

Выбирая коэффициенты стоимости $W_{ij}, i,j=1,2$ некоторым образом, можно получить решающие правила, отвечающие различным критериям оптимальности, например, критерию максимума апостериорной вероятности, критерию Неймана-Пирсона и др. Аналогичный алгоритм классификации, соответствующий правилу максимального правдоподобия был рассмотрен в /3/.



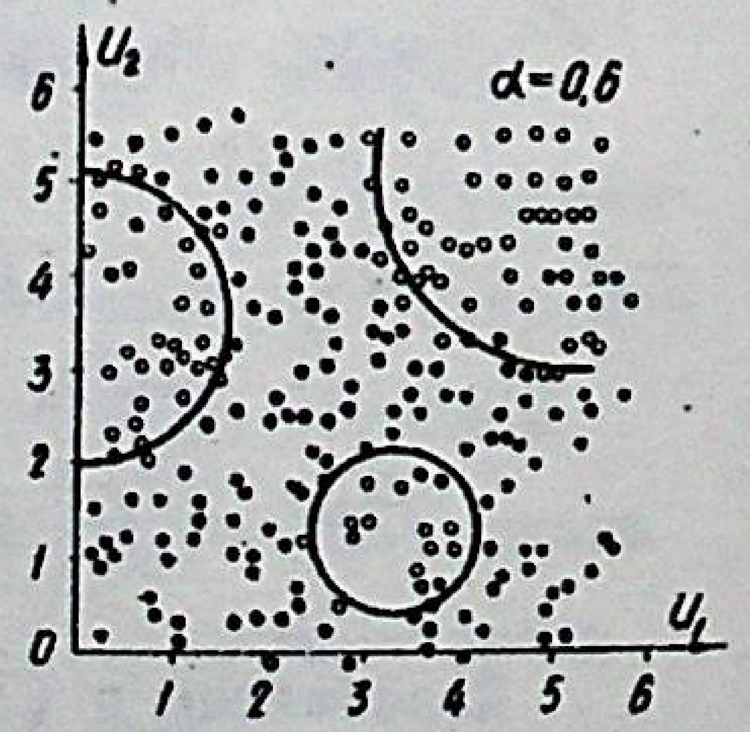


Рис.I, рис.2.

Непараметрические алгоритмы обучения машин опознаванию образов были исследованы методом статистического моделирования на ЦВМ. Рис.I иллюстрирует качество работы алгоритма, когда один из классов представлен замкнутой областью (разделяющая линия обведена сплошной чертой). Признаки U_1, U_2 и параметр Z, определяющий класс измерялись со случайными независимыми помехами,

равномерно распределенными в интервале $/-\alpha, \alpha/$. Обучение проводилось по I2I показам, экзамен – по другим I2I контрольным точкам. На рис.2 приведены результаты классификации, когда один из двух классов был представлен многосвязной областью (класс Z_1, находится внутри трех окружностей). Объем обучающейся выборки – 256, а экзаменующей – другие 256 точек.

Определим случайную последовательность ξ_n – меру уклонения бэйесовой разделяющей поверхности (7) от ее непараметрической оценки (8), (9), (I0), аналогично (4).

Имеет место следующая

Т е о р е м а 2.I. Пусть $U_i(U_1^i,\dots,U_k^i), i=1,\dots,n$ выборка из n независимых наблюдений вектора признаков $U(U_1,\dots,U_k)$ с указаниями учителя Z_i, $i=1,\dots,n$ о принадлежности ситуации Z_i к одному из двух классов, тогда, при выполнении соотношений (2), (3):

1. статистика (8) сходится в среднеквадратическом к бэйесовой разделяющей поверхности (7);
2. случайный процесс $\{\xi_n\}$ почти наверное стремится к нулю с ростом n

Рассмотрена также мера разности $f_n(U)$ и $f(U)$ в виде, аналогичном (5).

Доказательство теоремы 2 основано на теореме о сходимости полумартингалов.

В т р е т ь е й г л а в е рассматриваются непараметрические алгоритмы идентификации объектов без памяти с неизвестными, нелинейными характеристиками.

Пусть объект описывается однозначной функцией.

$$X_s = F(U_s), \tag{II}$$

где X - выход объекта, причем $X(X_1, \dots, X_K)$ - вектор размерности K, $U(U_1, \dots, U_\ell)$ - вектор входных переменных, S - дискретное время, F - неизвестное уравнение объекта.

Наиболее полной характеристикой зависимости выхода объекта X от входа U является условная плотность вероятности $p(X/U)$. Задачу идентификации стохастического объекта можно сформулировать как задачу восстановления условной плотности вероятности $p(X/U)$ по измерениям входа и выхода объекта.

Непараметрический алгоритм восстановления $p(X/U)$ имеет вид

$$p_n(X/U) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \Phi\left(\frac{X_1 - X_1^i}{c(n)}, \dots, \frac{X_K - X_K^i}{c(n)}, \frac{U_1 - U_1^i}{c(n)}, \dots, \frac{U_\ell - U_\ell^i}{c(n)}\right)}{c^K(n) \sum_{i=1}^{n} \Phi\left(\frac{U_1 - U_1^i}{c(n)}, \dots, \frac{U_\ell - U_\ell^i}{c(n)}\right)}. \tag{I2}$$

Пусть уравнение объекта (II) восстанавливается с целью прогноза выхода объекта X_s при фиксированных входах U_s. Непараметрическая оценка ν -й компоненты выхода объекта, определяемого как условное математическое ожидание - $\hat{X}_s = M\{X_s/U_s\}$ имеет форму

$$\hat{X}_s^\nu = \frac{\sum_{i=1}^{s-1} X_i^\nu \Phi\left(\frac{U_1^s - U_1^i}{c(s-1)}, \dots, \frac{U_\ell^s - U_\ell^i}{c(s-1)}\right)}{\sum_{i=1}^{s-1} \Phi\left(\frac{U_1^s - U_1^i}{c(s-1)}, \dots, \frac{U_\ell^s - U_\ell^i}{c(s-1)}\right)}, \quad \nu = 1, \dots, K. \tag{I3}$$

Определяя случайными процессами $\{h_n'\}$ и $\{h_n''\}$ меры уклонения $p_n(X/U)$ от $p(X/U)$ и $\hat{X}_s$ от X_s соответственно, интегралами от квадратов разностей $(p(X/U) - p_n(X/U))$ и $(X_s - \hat{X}_s)$ устанавливаем следующие предложения:

Т е о р е м а 3.I. Пусть справедливы соотношения (2), (3) и кроме того $\lim_{n \to \infty} n c^{(K+\ell)}(n) \to \infty$ тогда:

I. Статистика (I2) сходится в среднеквадратическом к истинной условной плотности вероятности и является ее асимптотически-несмещенной оценкой;

2. Случайный процесс $\{h_n'\}$ сходится с вероятностью единица к нулю при $n \to \infty$.

Т е о р е м а 3 . 2 . Пусть выполняются условия (2), (3), тогда:

I. Статистика (I3) сходится в среднеквадратическом к истинной характеристике, определяемой как условное математическое ожидание, и является несмещенной оценкой при $n \to \infty$;

2. Для случайной последовательности $\{h_n''\}$ справедливо асимптотическое соотношение

$$P(\sup h_s'' < \varepsilon) = 1,$$

где $\varepsilon > 0$.

Доказательство теорем основано на том факте, что вероятностные процессы $\{h_n'\}$, $\{h_s''\}$ представляют собой нижние полумартингалы, убывающие до нуля с ростом n и теоремах о сходимости полумартингалов.

Рассматриваются также некоторые вопросы оптимизации непараметрических алгоритмов идентификации.

Четвертая глава посвящена синтезу и исследованию непараметрических алгоритмов управления нелинейными безынерционными объектами в условиях помех. Особенностью предлагаемого подхода является отсутствие этапа, связанного с параметризацией задачи. Это позволило осуществить процесс обучения машины управлению каким-либо объектом без памяти в условиях малой априорной информации.

Пусть характеристика нелинейного статического объекта описывается уравнением

$$x_s = F(u_s, \mu_s), \tag{I4}$$

где x – выход объекта, u – управляющее воздействие, μ контролируемое векторное возмущение, s – дискретное время, F – неизвестная однозначная функция своих аргументов, непрерывная в области $\Omega(u,\mu)$ изменения u и μ, причем обратная функция $F^{-1}(x,\mu) = u$ также однозначна. Введем временные векторы

$$\vec{u}_s(u_1, \ldots, u_s),\ \vec{x}_s(x_1, \ldots, x_s),\ \vec{\mu}_s(\mu_1, \ldots, \mu_s)$$

Определим управляющее воздействие на s-ом такте как условное математическое ожидание

$$u_s^* = M\{u_s / \vec{u}_{s-1}, \vec{x}_{s-1}, \vec{\mu}_s, x_s^*\}. \tag{I5}$$

Применение формулы Бэйеса к (I5) и замена плотностей вероятностей их непараметрическими оценками дает следующий алгоритм управления

$$\hat{u}_s^* = \frac{\sum\limits_{i=1}^{s-1} u_i \Phi\left(\frac{x_s^* - x_i}{c(s-1)}, \frac{\mu_s - \mu_i}{c(s-1)}\right)}{\sum\limits_{i=1}^{s-1} \Phi\left(\frac{x_s^* - x_i}{c(s-1)}, \frac{\mu_s - \mu_i}{c(s-1)}\right)}. \tag{I6}$$

Таким образом, если имеются измерения входа и выхода объекта, то формула (I6) дает правило формирования управляющего воздействия $\hat{u}_s^*$. В том случае, когда наблюдения соответствуют малой области характеристики объекта (I4) или отсутствуют, управляющее воздействие будем формировать по правилу

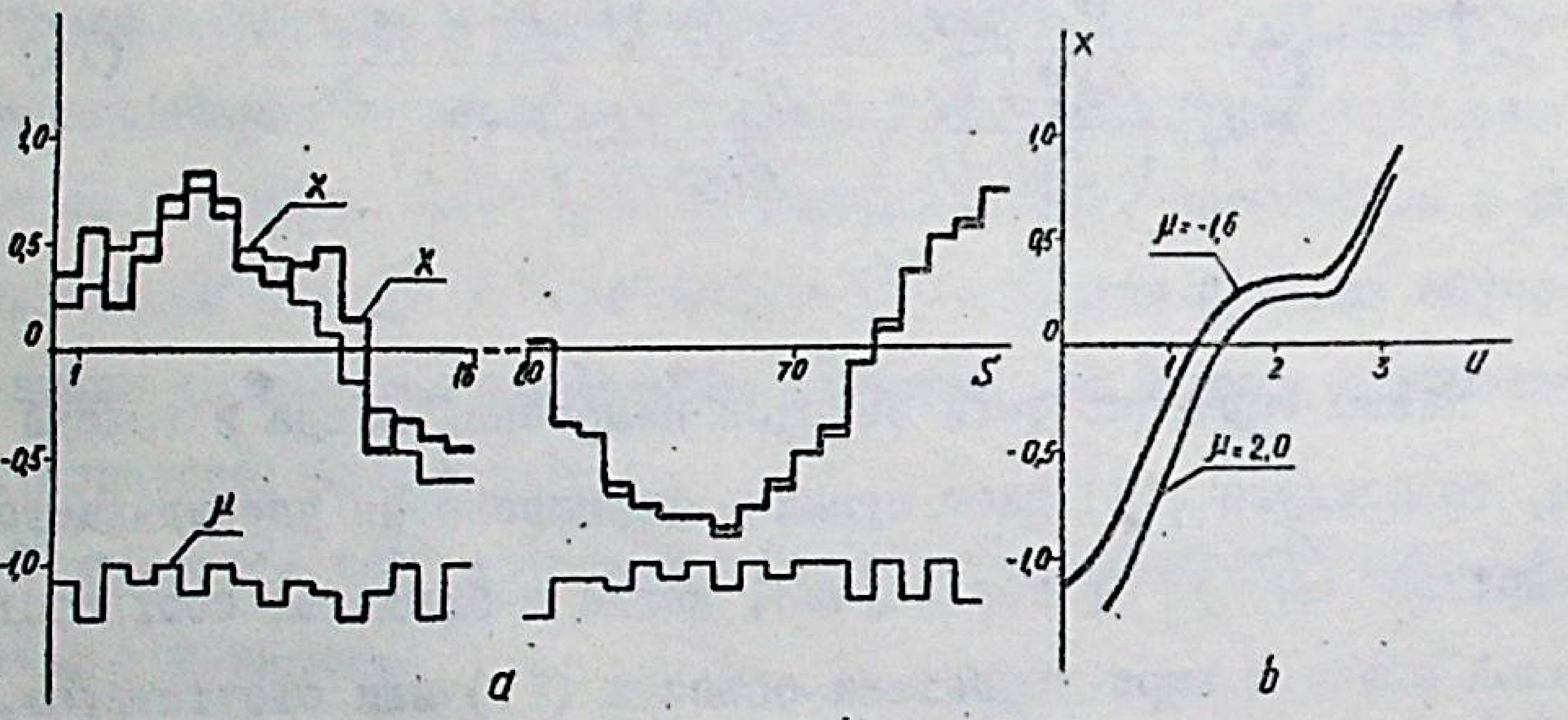
$$u_s = \hat{u}_s^* + \Delta u_s, \tag{I7}$$

где Δu_s – изучающая добавка, играющая роль пробных шагов. На начальном этапе управления, когда информация об объекте мала (процесс обучения) доля изучающей добавки Δu_s в управляющем воздействии u_s велика. Естественно Δu_s формировать как некоторую случайную функцию, зависящую от текущей ошибки $\varepsilon_s = x_{s-1}^* - x_{s-1}$ так, чтобы

$$M\{\Delta U_s\} \to 0, \quad M\{\Delta U_s^2\} \to 0$$

с ростом S.

Если контролируемое возмущение μ отсутствует, то из (I6) легко получается алгоритм управления одномерным объектом без памяти. Изложенный подход к синтезу алгоритмов управления объектами без памяти с неизвестной, нелинейной характеристикой обобщается на многомерный случай (m - входов , m - выходов).



Непараметрический алгоритм комбинированного управления (I6), (I7) был исследован методом статистического моделирования на ЦВМ. На выход объекта X и контролируемое возмущение μ накладывались независимые, равномерно распределенные в интервале /-0,I; 0,I/, случайные последовательности с нулевым средним. Рис.3а иллюстрирует работу алгоритма управления (I6), (I7). Характеристика объекта под действием возмущения μ дрейфует в пространстве между двумя кривыми, приведенными на рис. 3б.

Пусть объект описывается экстремальной характеристикой, причем экстремум дрейфует под действием контролируемого возмущения μ . Алгоритм комбинированного управления (I6), (I7) оказывается применимым и в этом случае, с той только разницей, что X_s^* нужно выбирать, из условий

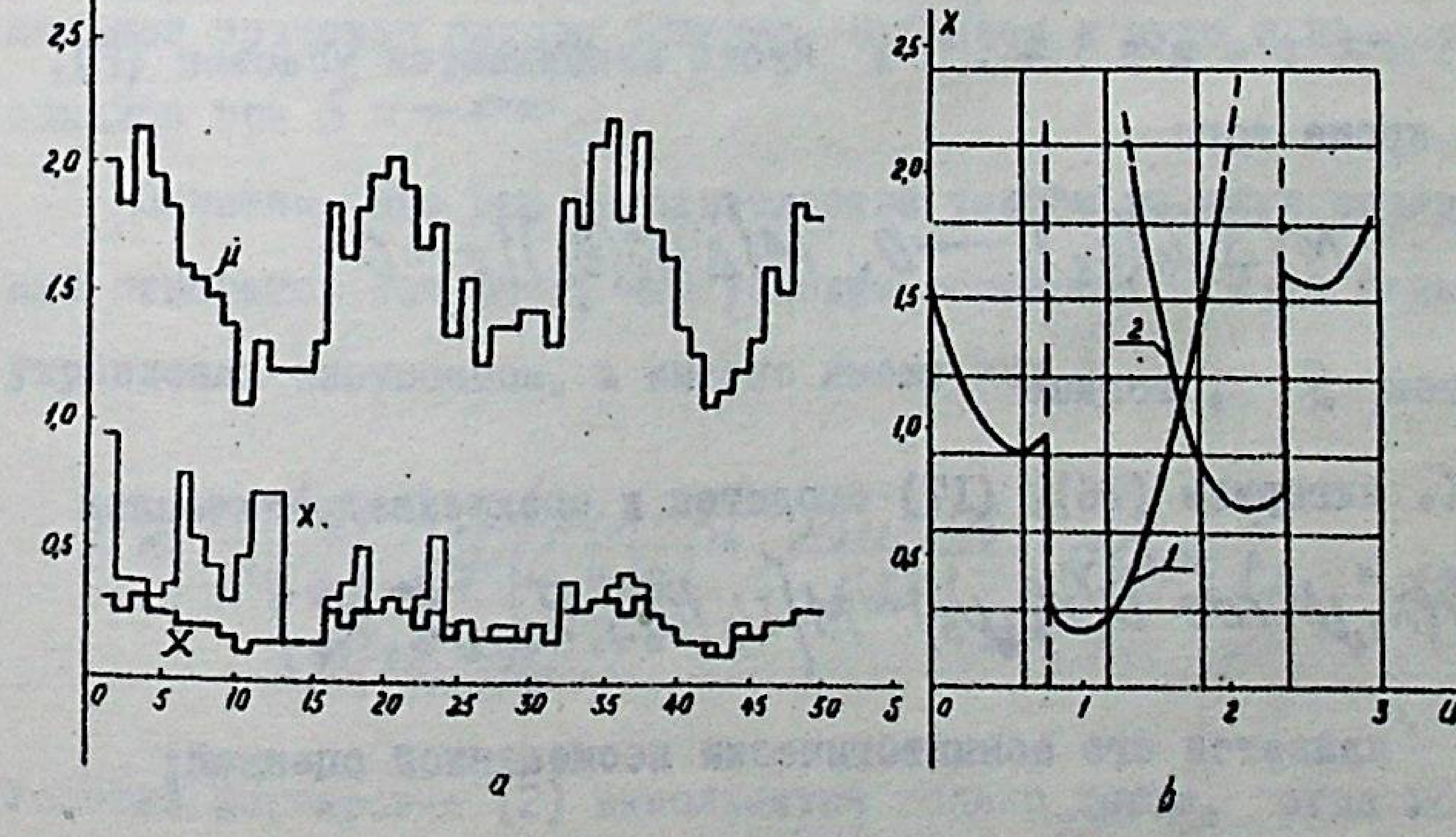
$$X_s^* < \min_i X_i, \quad i=1,\dots, s-1, \tag{I8}$$

если имеет место экстремум-минимум и

$$X_s^* > \max_i X_i, \quad i=1,\dots, s-1,$$

если имеет место экстремум-максимум.

Процесс поиска экстремума с обучением по алгоритму (I6), (I7), (I8) показан на рис.4а. Характеристика объекта (ее средняя часть) дрейфует под действием контролируемого возмущения



Два крайних положения характеристики приведены на рис.4б. Несмотря на наличие нескольких экстремумов, помех при измерении X и μ алгоритм обеспечивает поиск глобального экстремума и слежение за ним. Буквой X на рис.4а отмечен график изменения во времени величины глобального экстремума, X - текущее значение выхода объекта.

Распространяя изложенную выше идеологию на случай K - мерного векторного управляющего воздействия, получим алгоритм поиска экстремума функции многих переменных, в виде

$$U_s^j = \frac{\sum\limits_{i=1}^{s-1} U_i^j \,\Phi\left(\frac{X_s^* - X_i}{c(s-1)}\right)}{\sum\limits_{i=1}^{s-1} \Phi\left(\frac{X_s^* - X_i}{c(s-1)}\right)} + \Delta U_s^j, \; j=1,\dots,K. \qquad (19)$$

Для рассмотренных выше непараметрических алгоритмов управления объектами без памяти имеют место следующие предложения:

Т е о р е м а 4.1. Пусть выполняются условия (2), (3) и кроме того

$$M\{\Delta U_s(\varepsilon_s)\} \to 0, \quad M\{\Delta U_s^2(\varepsilon_s)\} \to 0$$

с ростом S, тогда:

1. алгоритм (16), (17) сходится в среднеквадратическом

$U(X_s^*,\mu)$, где $U(X_s^*,\mu_s) = M\{U_s / \overline{U_{s-1}}, \overline{X_{s-1}}, \overline{\mu_s}, X_s^*\}$

является его асимптотически несмещенной оценкой;

2. случайная последовательность $\{\xi_s\}$ определяемая выражением

$$\xi_s = \int\limits_{\Omega(X_s^*,\mu_s)} [U(X_s^*,\mu_s) - U_s]^2 \,\Psi(X_s^*,\mu_s)\, d\Omega,$$

где $\Psi(X_s^*,\mu_s)$ - функция, введенная для взвешивания уклонений, стремится почти наверное к нулю с ростом S.

Т е о р е м а 4.2. Пусть справедливы условия теоремы 4.1, тогда алгоритм экстремального управления (16), (17), (18) обеспечивает:

1. сходимость U_s в среднеквадратическом к $U(X_э,\mu_s)$ и является его асимптотически-несмещенной оценкой;
2. случайный процесс $\{\xi_s\}$ равный

$$\xi_s = \int\limits_{\Omega(X_э,\mu_s)} [U(X_э,\mu_s) - U_s]^2 \,\Psi(X_э,\mu_s)\, d\Omega,$$

где $\Psi(X_э,\mu_s)$ имеет смысл, что и выше, а $X_э$ - экстремальное значение выхода объекта, сходится к нулю с вероятностью единица при $S \to \infty$.

Отметим, что при доказательстве теорем наложил определенный отпечаток тот факт, что условие нормировки (2) в задачах управления нарушается, а именно имеет вид

$$0 \le \frac{1}{c^2(s)} \int\limits_{\Omega(X_{s+1}^*,\mu_{s+1})} \Phi\left(\frac{X_{s+1} - X_i}{c(s)}, \frac{\mu_{s+1} - \mu_i}{c(s)}\right) d\Omega \le 1. \qquad (20)$$

Условие нормировки (2) выполняется только тогда, когда восполнен недостаток исходной информации о характере объекта.

В задаче управления экстремальным объектом неравенство (20) изменяется следующим образом

$$0 \le \frac{1}{C^2(S)} \int\limits_{\Omega(X^*_{S+1},\mu_{S+1})} \Phi\left(\frac{X^*_{S+1}-X_i}{C(S)}, \frac{\mu_{S+1}-\mu_i}{C(S)}\right) d\Omega \le \frac{1}{2}.$$

Доказательство теорем основано на том, что случайные процессы $\{\xi\}$, $\{\xi_s\}$ мажорируются, убывающими до нуля с ростом S нижними полумартингалами. И далее используются теоремы о сходимости полумартингалов.

Пятая глава посвящена применению изложенной выше теории к практической задаче: ускоренному прогнозу марки цемента по косвенным показателям активности цемента на Кантском цементно-шиферном комбинате (КЦШК). Автоматизированная система прогноза марки цемента является одной из подсистем автоматизированной системы управления процессами производства цемента.

На цементных заводах имеет место ситуация, когда партии цемента должна быть присвоена марка в течение одного-трех дней без права ее перемаркировки. В основу подразделения цемента на марки положен предел прочности при сжатии цементных образцов в возрасте 28 суток после затворения в стандартных условиях.

В настоящее время классификация цемента происходит на основании имеющихся на заводе косвенных показателей активности цемента (химический состав клинкера, количество и вид добавок, тонкость помола цемента, удельная поверхность цемента, растекаемость конуса, сроки схватывания, минералогический состав

клинкера и др.) и опыта технолога, принимающего решение о марке отгружаемой партии.

Непараметрический алгоритм распознавания образов (8), (9), (I0) был испытан в производственных условиях на КЦШК, на экспериментальном материале, полученном в мае-сентябре I97I г. в лаборатории комбината. Число неправильных "ответов" машины при различных вариациях обучающих и экзаменующих выборок, а также различной размерности вектора признаков не превышало I0%, что более чем в 2,5 раза меньше ошибок классификации марки цемента на КЦШК за то же время, принятым на заводе методом.

На КЦШК алгоритм классификации реализуется на управляющей вычислительной машине /УВМ/ типа "УМ-I". Срок окупаемости автоматизированной подсистемы прогноза марки цемента с УВМ по справке завода составляет полтора года.

В реферируемой работе рассматриваются способы реализации алгоритма прогноза марки цемента для случая, когда УВМ на заводе отсутствует.

Успешным оказалось так же применение непараметрических алгоритмов обучения машин распознавания образов к задаче дифференциальной диагностики злокачественных опухолей по данным радиоизотопных исследований. Число правильных "ответов" машины "обученной" по 60 показам (30 нормальных, 30 - патологических случаев) на экзаменующей выборке объемом 3I2 точек составило 95%.

Основные результаты настоящей работы состоят в следующем:

I. Изучены некоторые асимптотические свойства непараметрических оценок многомерной плотности вероятности и ее производных. Метод исследования основан на теории полумартингалов.

2. Изложен единообразный подход к синтезу алгоритмов адаптации, основанный на непараметрических оценках плотности распределения. В рамках этого подхода рассмотрены задачи:

   а) обучение машин распознаванию образов;

   б) идентификация нелинейных многомерных статических объектов с неизвестными характеристиками;

   в) управление объектами без памяти;

   г) обучение управлению экстремальными объектами.

3. Доказаны теоремы сходимости предложенных непараметрических алгоритмов адаптации.

4. Непараметрические алгоритмы управления обобщены на многомерный случай.

5. Статистическое моделирование на ЦВМ непараметрических алгоритмов распознавания образов и управления нелинейными статическими объектами с неизвестными характеристиками показало их хорошую работоспособность.

6. Алгоритмы классификации были применены к задаче прогноза марки готовой продукции. Автоматизированная подсистема прогноза марки цемента успешно прошла испытания в производственных условиях.

7. Привлечение непараметрических алгоритмов распознаваний образов к задаче дифференциальной диагностики злокачественных опухолей подтвердило их эффективность и возможность автоматизации процесса постановки диагноза по данным радиоизотопных исследований.

Основные результаты диссертации опубликованы в / 4-9 /.

Отдельные результаты диссертационной работы вошли в доклады, представленные на:

I. УI научно-технической конференции Института автоматики АН Киргизской ССР (Фрунзе, 1971);

2. Научной конференции по математическому и техническому обеспечению биологического эксперимента (Фрунзе, 1971);

3. 5 Всесоюзном совещании по проблемам управления (Москва, 1971);

4. 5 Мировом конгрессе ИФАК (Париж, 1972);

ЛИТЕРАТУРА

I. Parsen E. - On estimation of a probability density function and mode. Annads mathematical statistics, Vol. 33, 3, 1962.

2. Надарая Э.А. - О квадратической оценке статистического приближения плотности распределения. Сб. Некоторые вопросы теории вероятностей и математической статистики, "Мецниереба", Тбилиси, 1966.

3. Wolverton C.T., Waqner T.J. - Ontimum Estimation of a Gaussian Siqnals in Classification. IEEE Trans. Jnformation Theory, vol. JT-15, N 2, 1969.

4. Живоглядов В.П., Медведев А.В. - Непараметрические алгоритмы идентификации, распознавания образов, дуального управления. Сб.Исследование и оптимизация стохастических распределенных систем, "Илим", Фрунзе, 1971.

5. Медведев А.В. – К непараметрической оценке многомерной плотности вероятности. Сб. Исследование и оптимизация стохастических распределенных систем, "Илим", Фрунзе, I97I.

6. Живоглядов В.П., Медведев А.В., Миркин Б.М. – Об алгоритмах адаптации для АСУ ТП с цифровыми управляющими машинами. Тезисы докладов на 5 Всесоюзном совещании по проблемам управления, "Наука", М., I97I.

7. Живоглядов В.П., Медведев А.В. – Непараметрические алгоритмы управления и принятия решений в условиях неопределенности. Сб. Автоматизированные системы управления производством, "Илим", Фрунзе, I972.

8. Zhivogladov V.P., Medvedev A.V., Mirkin B.M. – On Adaptation Algorithms for Computer Control Systems. Proceedings of the 5^{th} World Congress of IFAC.

9. Живоглядов В.П., Медведев А.В. – О применении теории обучения машин к некоторым задачам диагностики. Сборник научных трудов, т.78, КиргизИНТИ, Фрунзе, I97I.

ПОДПИСАНО В ПЕЧАТЬ 12 IX 1972 Г. ФОРМАТ БУМАГИ
60×90$^1/_{16}$. ОБЪЕМ 1,5 П. Л.

Д — 00495 Заказ 2103 Тираж 200

Г. ФРУНЗЕ, ТИП. АН КИРГИЗСКОЙ ССР,
УЛ. ПУШКИНА, 144