O’ZBEKISTON RESPUBLIKASI OLIY O’RTA MAXSUS
TA’LIM VAZIRLIGI

ALIShER NAVOIY NOMIDAGI SAMARQAND DAVLAT
UNIVERSITETI

Mexanika-matematika fakulteti

140102- Informatika mutaxassisligi

Abbosov Umid

NOSTATSIONAR TABIATLI MA’LIMOTLARNI UZATISH SIFATINI OSHIRUVCHI ADAPTIV ALGORITMLARNI TADQIQ QILISH VA PROGRAMMAVIY VOSITALARINI ISHLAB CHIQISH

ИССЛЕДОВАНИЕ АДАПТИВНЫХ АЛГОРИТМОВ И РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНЫХ СРЕДСТВ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ НЕСТАЦИОНАРНОЙ ПРИРОДЫ

(Magistr akademik daraja olish uchun bajarilgan dissertatsiya ishi)

Himoyaga ruxsat etildi:

Fakultet dekani: **dos. H. Qurbonov**

Kafedra mudiri: **prof. I. I. Jumanov**

Ilmiy rahbar: **prof. I. I. Jumanov**

M.O’.

Samarqand-2009

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность проблемы. Применение любой АСУ в народном хозяйстве связано с появлением ошибок в передаваемой информации. Искажение информации вызывается ошибками человека-оператора, сбоями и отказами аппаратуры подготовки и передачи данных, помехи в каналах связи. Практика показывает, что в реальных условиях достоверность информации еще очень низка. Высокие требования, предъявляемые к достоверности информации, связаны с тем, что сравнительно редкие ошибки могут исказить весь план производства и содержание вводимой в ЭВМ информации.

Следовательно, весьма актуальной является проблема исследования и разработки методов повышения достоверности передаваемой информации, как важного фактора обеспечения надежного функционирования АСУ.

Проблема повышения достоверности информации относится к теории информации и кибернетики – в частности, используются методы теории связи, теории вероятностей и случайных процессов, математической статистики и т.д.

Значительной вклад в развитии теории информации и кибернетики внесли выдающиеся математики А.И.Колмогоров, Н.Винер, К.Шеннон, Л.Р.Добрушен, М.С.Пинскер и др. Достижения теории связи в значительной степени определяются трудами известных советских ученых, среди которых следует отметить В.А.Котельникова, А.А.Харкевича, В.И.Сифорова, В.С.Пугачева, В.С.Мельникова, Л.М.Финка, Б.Р.Левина и др.

Известны системные (организационные), кодовые, аппаратурные и программные методы повышения достоверности информации.

Системные методы контроля информации достоверности информации нашли свое отражение во многих работах. Среди них можно отметить работы Глушкова В.М. и других «Обработка информационных массивов в АСУ»

(Киев, «Наукова думка», 1970 г.), Дробышева Ю.П. «Оптимизация систем сбора и обработки данных» (докт. дисс., Новосибирск, 1970 г.), Мельникова Ю.Н. «Достоверность информационных процессов в сложных системах» (докт. дисс., М., 1970 г.), Ванагса Э.Я. «Стандартизация технологических процессов машинной обработки данных» (М. Статистика, 1974 г.), Твердохлеба Н.Г. «Организация машинной обработки экономической информации» (Киев, «Высшая школа», 1979 г.), Архипова Т.Т. «Некоторые вопросы эффективной организации и управления процессами обработки данных на ЭВМ» (канд. дисс., Киев, 1973 г.), Ершова С.Г. «исследование методов построения рациональных структур обработки информации» (канд. дисс., Харьков, 1973 г.), Зуева А.Ф, «Некоторые вопросы оценки эффективности режимов обработки информации на ЭВМ и вычислительных системах» (канд. дисс., М., 1969 г.) и ряд статей, посвященных исследованию, формализации и оптимизации некоторых вариантов технологии обработки данных.

В теории передачи информации сильно развиты методы контроля, использующие кодовые избыточности. Значительный вклад в теорию кодирования внесли выдающиеся зарубежные и советские математики: Боуз Р.С., Рой-Чоудхарпи, Хемминг Р.В., Питерсон У., Уэльдон Э., Котельников В.А., Харкевич А.А., ФинкР.М. и др. Среди многочисленных работ, посвященных этому направлению, следует отметить труды Питерсона У., Уэльдона Э. «Коды, исправляюшие ошибки» (М. «Мир», 1976 г.), Хемминга Р.В. «Коды с исправлением и обнаружением ошибок» (сб. статей под ред. Петровского А.М., ИИЛ, 1956 г.), Котельникова В.А. «Теория потенциальной помехоустойчивости» (М.-Л., ГЭИ, 1956 г.), Бородина Л.Ф. «Введение в теорию помехоустойчивого кодирования» (М., «Наука», 1956 г.), Котова П.А. «Повышение достоверности передачи цифровой информации» (М., «Связь», 1956 г.) и работы Самойленко С.И., Советова Б.Я., Шастовой Г.А., Федотова В.И., Тауглиха Г.Л., Валиева Т.А. и многих других.

Основные усилия по применению аппаратурной избыточности направлены на обеспечение надежности работы вычисленных систем. Можно отметить работы Чжена Г., Менинга Е., Метца Г. «Диагностика отказов цифровых вычислительных систем» (М., «Мир», 1972 г.), Селлерса Ф. «Методика обнаружения ошибок в работе ЭВМ» (М., «Мир», 1972 г.), Сидорова А.Н. «Методика контроля электронных цифровых машин» (М., «Сов. радио», 1966 г.). Но применение аппаратурных методов контроля с целью повышения достоверности информации связано со значительными временными и материальными затратами.

Следует отметить, что все указанные методы не охватывают большую часть ошибок, которые допускаются человеком – оператором при нанесении информации на машинные носители и при вводе их в память ЭВМ. Однако, практика показывает, что на долю человека-оператора как раз приходится примерно 85% ошибок из общего объема искажений.

Известные методы, основанные, главным образом, на применении кодовой избыточности сообщений, могут быть удачно дополнены программными методами контроля достоверности информации, использующими искусственную и статистическую (естественную) избыточность данных.

Актуальность этого направления исследований подтверждена в работе Куцына Б.С. «Вопросы обеспечения верности данных в АСУП» (канд. дисс., М., 1968), Дмитриева Н.И. «Исследование методов и схем организации контроля постоянной информации в АСУ» (канд. дисс., Ленинград, 1973 г.), Вагина Н.И. «Исследование достоверности и точности выходной информации в сложных системах» (канд. дисс., Владивосток, 1973 г.) Жуманова И.И. «Методы контроля информации в АСУ открытыми горными работами» (канд. дисс., Ташкент, 1974 г.), Горшкова Л.Ф. «Разработка методов повышения верности обмена цифровой информацией в автоматизированных системах управления» (канд. дисс., М., 1982 г.), Пополянского А.Н., «Разработка и исследование системы автоматизированного ведения информационной базы с управляемой избыточности для регулярных задач АСУП» (канд. дисс., Киев, 1981 г.), Коршиковой Л.А. «Разработка и исследование программных методов повышения достоверности передачи информации» (канд. дисс., Новосибирск, 1981 г.), Крамаренко В.В. «Методы повышения эффективности систем контроля достоверности данных в АСУ основе использования естественной информационной избыточности» (канд. дисс., Киев, 1981 г.) Брагина В.Н. «Исследование первичной информации и обеспечение ее достоверности в АСУ металлургическим производством» (канд. дисс., М., 1981 г.) и в ряде статей [].

Большинство программных методов контроля основаны на использовании вводимой избыточности данных, реализуются на ЭВМ и дают наилучший эффект при обнаружении ошибок человека-оператора. В настоящее время в практике АСУ применяются следующие методы:

- Счетный контроль с получением контрольных сумм. Сюда относятся методы посимвольного и поразрядного суммирования по модулю 9, цифровой-счетный контроль, метод контрольных чисел.
- Счетной контроль с получением контрольных итогов. К нему относятся методы: просчет, контроль по «Контрольным кодам».
- Методы сравнения различных источников данных или метод контроля шифров по справочнику.
- Балансовые методы контроля.
- Методы избыточных цифр. К этой группе относятся контроль «буквой», контроль по модулям I0 и II.

Однако, отмеченным программным методам повышения достоверности информации присущи недостатки, такие как:

- Пропускаются ошибки, обусловленные перестановкой чисел, которые зачастую допускаются операторы системы управления (для устранения подобного рода ошибок нужно вычислить не просто арифметическую сумму чисел или цифр по принципу отмеченного алгоритма, а сумму, преобразованную определенными способами);
- Контролируемые массивы данных вводятся в память ЭВМ многократно для сопоставления контрольных сумм, что приводит к значительным расходам полезного машинного времени;
- Требуется включение в состав системы управления специальных технических средств для вычисления контрольных сумм;
- При больших объемах информации для вычисления контрольных сумм привлекается значительное количество операторов, причем, работа их рутинная и утомительная.

В некоторых работах отмечается актуальность решения задач повышения достоверности информации за счет использования статистических свойств передаваемых данных. Но при этом неразработанность теории, методов и правил контроля информации в практике АСУ делает проблематичным их применение. Тем не менее доказано, что в АСУ передаются большие объема исходных данных, обладающие значительной естественной избыточностью, использование их статистических параметров – среднего значения, дисперсии, коэффициентов корреляции и функции распределения – как раз и создает благоприятные условия для обеспечения достоверности информации.

Следовательно, решение этой проблемы требует теоретического обоснования и проведения специальных исследований и разработок, а с точки зрения практики передачи информации необходимы устранение существующих недостаток в известных методах, обеспечение требуемой достоверности информации при незначительных временных и материальных затратах, реализация их в составе АСУ без привлечения дополнительной техники.

Основная цель разработки алгоритмических методов – сокращение расходов и времени на проектирование систем, максимальная типизация проектных решений, обеспечение функциональной и информационной совместимости РАСУ с низовыми подсистемами. Однако, в имеющихся проектных разработках первой и второй очереди РАСУ наблюдается пока недостаточность теоретических исследований и практических работ по созданию эффективных методов передачи, формирования и обработки информации, особенно для управленческих процессов, что также обосновывает актуальность проведения исследований по поставленной диссертационной теме.

Цель и задачи исследования – разработка методов, алгоритмов и программных средств повышения точности контроля информации на основе ее статистической избыточности, методов оптимизации и идентификации контроля и формирования информации нестационарных процессов и их практическая реализация.

Диссертационная работа в соответствии с поставленной целью посвящена решению следующих задач:

1. Обоснование актуальности решения проблемы повышения точности контроля информации на ЭВМ, проведение анализа состояния существующих работ.

2. Разработка пороговых и адаптивных алгоритмов контроля информации, описываемых закономерностями стационарного, кусочно-стационарного и нестационарного процессов.

3. Оптимизация параметров предложенных алгоритмов, теоретическое и экспериментальное доказательство области их эффективности и предельных возможностей.

4. Создание автоматизированного комплекса программ контроля, формирования и обработки информации и проверка его эффективности на основе контрольно-тестовых примеров.

Научная новизна. Исследованы свойства случайных процессов и условия эффективной организации и выбора адекватной моделей для контроля и формирования информации, описываемой свойствами стационарного, кусочно-стационарного и нестационарного процессов.

Разработаны принципы порогового контроля и контроля достоверности информации с предсказанием, в которых учитываются вероятность ошибок, статистические параметры передаваемых данных и динамика их изменения.

Разработаны методика нахождения оптимальных границ контроля информации, минимизирующая среднеквадратическую погрешность контроля данных, правила адаптивного контроля информации нестационарных процессов при изменении их средних значений, дисперсии, функции автокорреляции и изучены комбинированные их явления.

Разработаны методы оптимизации и смоделированы процессы контроля информации с предсказанием; на основе выбора адекватной трендовой модели; прогноза по критерию среднеквадратической погрешности; характеристикам приростов динамических рядов; по оптимальной предыстории и адаптивным моделям.

Практическая ценность. Получены формулы оценки среднеквадратической погрешности контроля информации непрерывной природы, доказана эффективность применения их в практике АСУ.

Исследованные статистические параметры передаваемых данных используются при разработке методов контроля информации, а также в оптимизации решения управленческих задач прогнозирования, планирования, анализа развития народного хозяйства. Априорные сведения о динамических свойствах исходных данных позволяют также проектировать и выбирать адаптивные способы их формирования.

Разработан автоматизированной комплекс программ контроля точности информации. Реализованные алгоритмы контроля дают возможность повышать точность информации для трех порядков путем устранения ошибок человека-оператора, в каналах связи и средствах обработки и преобразования данных. Они применяются во всех системах, где происходит обработка информации со статистической избыточностью.

Объектами исследования были выбраны технико-экономические показатели территориальных органов статистики и прогнозирования Самаркандской области.

Объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, 4 глав, заключения, списка использованной литературы и приложений. Работа изложена на 61 страницах основного текста, проиллюстрирована 13 рисунками и 5 таблицами. Использовано 38 источников литературы.

В диссертационной работе использованы научные статьи и результаты научных исследований, проведенных под научным руководством проф. И.И.Жуманова.

ГЛАВА 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И РАЗРАБОТКА ОСНОВНЫХ ПРИНЦИПОВ, ПРАВИЛ И АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ НЕПРЕРЫВНОЙ ПРИРОДЫ

§1.1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Цель настоящего исследования состояла в разработке алгоритмов контроля точности информации, основанных на использовании статистических характеристик исходных данных (законов распределения, корреляции); оптимизации параметров этих алгоритмов, сопоставительном анализе эффективности и определении целесообразных областей их применения, а также в экспериментальной проверке разработанных методов.

Критерием оценки эффективности алгоритмов контроля точности информации служит минимальная среднеквадратическая ошибка данных.

Пусть значения исходных данных – случайные величины $\alpha \in \Omega$ с функцией плотности распределения вероятностей $\omega(\alpha)$, заданной в области Ω, с дисперсией σ_n^2 и математическим ожиданием a_α.

При подготовке данных в период передачи, приёма и занесения в память ПЭВМ возможны ошибки типа трансформации $\alpha \to \beta$; Р общая вероятность ошибок вида $\alpha \to \beta(\beta \in \{\beta\})$, В - объем множества $\{\beta\}$ возможных значений символов β или ширина диапазона значений исходных данных. Нижний $a_\alpha - x$ и верхний $a_\alpha + y$ пороги разделяют множество $\{\beta\}$ на подмножество разрешенных значений $\{\beta_p\}$ $\quad (a_\alpha - x \le \beta \le a_\alpha + y) \qquad (1.1)$

и подмножество запрещенных значений

$$\{\beta_3\} \quad (\beta_{\min} \le \beta_3 < a_\alpha - x; \;\; a_\alpha + y < \beta_3 \le \beta_{\min} + B = \beta_{\max}) \qquad (1.2)$$

Погрешность контроля информации оценивается по минимальной среднеквадратической ошибке

$$\sigma_n^2 = \int_0^B \int_0^B (\alpha - \beta)^2 \omega(\alpha) P d_\alpha d_\beta$$

§1.2. ПОРОГОВЫЕ АЛГОРИТМЫ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ИНФОРМАЦИИ

Установим нижний $a_\alpha - x$ и верхний $a_\alpha + y$ пороги, которые разделяют множество $\{\beta\}$ на подмножество разрешенных $\{\beta_p\}$ (1.1) и подмножество запрещенных $\{\beta_3\}$ (1.2) значений.

Алгоритм А$_1$. По этому алгоритму, принимаемая информация α_i обрабатывается по правилу

$$\alpha_i = \begin{cases} \beta_i, & если \quad \beta_i \in \{\beta_p\} \qquad (1.3) \\ a_\alpha, & если \quad \beta_j \in \{\beta_3\} \qquad (1.4) \end{cases}$$

т.е. недостоверные значения α отождествляются со среднем значением передаваемой величины.

Данный алгоритм оставляют необнаруженными ошибок двух родов.

- первого рода, когда верные значения α попадают в подмножество запрещенных значений, т.е. когда выполняются условие (1.4) (ложная тревога);
- второго рода, когда ошибочных значения α попадают в подмножество разрешенных значений, т.е. когда выполняются условия (1.3).

Исходя из этого, средней квадрат ошибки этого алгоритма записывается в виде:

$$\sigma_n^2 = M\left[(\alpha-\beta)^2\right] = M_{\alpha\neq\beta;\beta\in\{\beta_p\}}\left[(\alpha-\beta)^2\right] + M_{\alpha\neq\beta;\beta\in\{\beta_3\};\ p<x}\left[(\alpha-a_\alpha)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha\neq\beta;\beta\in\{\beta_3\};\ \beta>y}\left[(\alpha-a_\alpha)^2\right]$$

После несложных преобразований, можно записать:

$$\sigma_n^2 = \frac{P}{B}\int_{\Omega} w(\alpha) d_\alpha \left[\int_0^x (\alpha - a_\alpha)^2\right] d\beta + \left[\int_x^y (\alpha - \beta)^2\right] d\beta +$$

$$+ \int_y^\beta (\alpha - a_\alpha)^2 d\beta + (1 - p)\left[\int_0^x (\alpha - a_\alpha)^2 w(\alpha) d\alpha + \int_y^\beta (\alpha - a_\alpha)^2 w(\alpha) d\alpha\right]$$

или

$$\sigma_n^2 = \frac{P}{B}\Big[x\sigma_\alpha^2 + (B - y)\sigma_\alpha^2 + \frac{1}{3}(y - x)\cdot$$

$$\cdot(3\sigma_\alpha^2 + 3a_\alpha^2 + x^2 + y^2 - 3a_\alpha x - 3a_\alpha y + yx)\Big] +$$

$$+ (1 - p)\left[\sigma_\alpha^2 - \int_x^y (\alpha - a_\alpha)^2 w(\alpha) d\alpha\right]$$

Приравняв к нулю частные производные по пределам порогов x и y, от средней квадратической ошибки получаем следующие уравнения оптимальных порогов для данного алгоритма.

$$\begin{cases} x^2 - a_\alpha x = 0 \\ y^2 - y(a_\alpha + \beta) + a_\alpha \beta = 0 \end{cases} \qquad (1.5)$$

Из этих уравнений находятся значения порогов алгоритма. Экспериментальное значение средней квадратической ошибки при нормального закона распределений вероятностей т.е. при

$$w(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(\alpha - a_\alpha)^2 / 2\sigma^2}$$

имеет вид $\sigma_n^2 = P\left(\sigma_\alpha^2 + \frac{a_\alpha^3}{3B}\right) + \frac{1}{2}(1 - p)\sigma_\alpha^2 = P\left[\frac{1}{2}\sigma_\alpha^2 (1 - \frac{1}{p} + \frac{a_\alpha^3}{3B}\right]$

<u>Алгоритм А$_2$</u>. По этому алгоритму, полученная информация α_i обрабатывается по правилу

$$\alpha_i = \begin{cases} \beta_i, & \text{если} \quad \beta_i \in \{\beta_p\} \\ x, & \text{если} \quad \beta_{\min} \le \beta_i < x \\ y, & \text{если} \quad \beta_{\max} \ge \beta > y \end{cases}$$

т.е. ошибочных информации отождествляются соответственно с нижним или верхним границам.

Средней квадрат погрешности алгоритма оценивается формулой, которая дани в соответствии о правилам контроля

$$\sigma_n^2 = M\left[(\alpha-\beta)^2\right] = M_{\alpha\neq\beta;\beta\in\{\beta_p\}}\left[(\alpha-\beta)^2\right] + M_{\alpha\neq\beta;\beta\in\{\beta_3\}}\left[(\alpha-x)^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha\neq\beta;\beta\in\{\beta_3\}}\left[(\alpha-y)^2\right] + M_{\alpha=\beta;\beta\in\{\beta_3\};\,\beta<x}\left[(\alpha-x)^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha=\beta;\beta\in\{\beta_3\};\,\beta>y}\left[(\alpha-y)^2\right]$$

теперь эту формулу запишем в явном виде:

$$\sigma_n^2 = \frac{P}{B}\int_{\Omega} w(\alpha)\,d\alpha\left[\int_0^x (\alpha-x)^2 d\beta + \int_x^y (\alpha-\beta)^2 d\beta + \int_y^\beta (\alpha-y)^2 d\beta\right] +$$

$$+ (1-p)\left[\int_0^x (\alpha-x)^2 w(\alpha)\,d\alpha + \int_y^\beta (\alpha-y)^2 w(\alpha)\,d\alpha\right]$$

Приравняв к нулю частным производные по пределам порогов x и y , от средней квадратической ошибки получим уравнение оптимальных порогов в виде (1.5).

Из этих уравнений находятся значения порогов алгоритма. Экстремальное значение среднеквадратической ошибки при нормального законы рас предельный вероятностей и при следующих значений порогов x и y равно:

1. $x = a_\alpha;\quad y = a_\alpha;\quad \boldsymbol{\sigma}_n^2 = \boldsymbol{\sigma}_\alpha^2;$

2. $x = 0;\quad y = 0;\quad \boldsymbol{\sigma}_n^2 = P(\boldsymbol{\sigma}_\alpha^2 + a_\alpha^2 + -Ba_\alpha + \frac{1}{3}B^2);$

3. $x = 0;\quad y = a_\alpha;\quad \boldsymbol{\sigma}_n^2 = P\left(\frac{1}{2}\boldsymbol{\sigma}_\alpha^2(1-\frac{1}{P}) + \frac{a_\alpha^3}{3B}\right);$

4. $x = a_\alpha;\quad y = B;\quad \boldsymbol{\sigma}_n^2 = P\left(\frac{1}{2}\boldsymbol{\sigma}_\alpha^2(1-\frac{1}{P}) + a_\alpha^2 + Ba_\alpha + \frac{1}{3}B^2 - \frac{a_\alpha^3}{3B}\right);$

§1.3 АЛГОРИТМЫ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ИНФОРМАЦИИ ПО ПРИРАЩЕНИЯМ (АЛГОРИТМЫ $Б_1$,$Б_2$)

Запишем общее правило контроля точности данных по приращениям.

Алгоритм $Б_1$. По алгоритму исходные данные обрабатываются по правилу

$$\alpha_i = \begin{cases} \beta_i, & \text{если} \quad \Delta\beta_i \in \{\Delta\beta_p\} \\ a_{\alpha_i}, & \text{если} \quad \Delta\beta_i \in \{\Delta\beta_3\} \end{cases}$$

итак, принятая информация α_i считается принятым правильно, если случайные отклонение $\Delta\beta_i$ принадлежит к области разрешенных значений, т.е.

$$\{\Delta\beta_p\} \qquad (\Delta x \le \Delta\beta \le \Delta y)\ ;$$

ошибочным если $\Delta\beta_i$ принадлежит к области запрещенных значений, т.е.

$$\{\Delta\beta_3\} \qquad (\Delta\beta_{\max} < \Delta\beta \le \Delta x; \qquad \Delta y < \Delta\beta \le \Delta\beta_{\max})$$

Здесь: $\{\Delta\beta_i\}$-разность между значениями α_i и α_{i-1}, т.е.

$$\{\Delta\beta_i\} = \alpha_i - \alpha_{i-1}$$

Минимальная погрешность контроля данных по алгоритму оценивается формулой

$$\sigma_n^2 = M\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] = M_{\alpha_i \ne \beta_i;\Delta\beta_i \in \{\Delta\beta_p^*\}}\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha_i = \beta_i;\Delta\beta \in \{\Delta\beta_3\}}\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha_i \ne \beta_i;\Delta\beta \in \{\Delta\beta_3\}}\left[(\alpha_i - \beta)^2\right]$$

или

$$\sigma_n^2 = \frac{P}{2}\int_{\Omega} w(\Delta\alpha)d(\Delta\alpha)\left[\int_{-B+\Delta\alpha}^{-\Delta x+\Delta\alpha}\Delta\alpha^2 d(\Delta_n) + \int_{\Delta\alpha+\Delta x}^{\Delta\alpha+\Delta y}\Delta\alpha_n^2 d(\Delta\beta) + \int_{\Delta\alpha+\Delta y}^{B+\Delta\alpha}\Delta\alpha^2 d(\Delta_n)\right] +$$

$$+ (1-p)\left[\sigma_{\Delta\alpha}^2 - \int_{-\Delta x}^{\Delta y}\Delta\alpha^2 w(\Delta\alpha)d(\Delta\alpha)\right]$$

или после несложных преобразований получим:

$$\sigma_n^2 = \frac{P}{B}\int_{\Omega} w(\Delta\alpha)d(\Delta\alpha)\cdot\left[\Delta\alpha^2(B-\Delta x) + \frac{1}{3}(\Delta x+\Delta y)\cdot\right.$$

$$\left.\cdot(3\Delta\alpha^2 + 3\Delta\alpha\Delta x - 3\Delta\alpha\Delta y + \Delta x^2 + \Delta y^2 - \Delta y\Delta x) + (B-\Delta y)\Delta\alpha^2\right] +$$

$$\cdot(1-p)\left[\sigma_{\Delta\alpha}^2 - \int_{-\Delta x}^{\Delta y}\Delta\alpha^2 w(\Delta\alpha)d(\Delta\alpha)\right]$$

Алгоритм Б2. По этому алгоритму принимаемся информация α_i обрабатывается по правилу:

$$\alpha_i = \begin{cases} \beta_i, & \text{если} \quad \Delta\beta_i \in \{\beta_p\} \\ \beta_{i-1} + \Delta \text{x}, & \text{если} \quad \beta_{\min} \le \beta_i < x \\ \beta_{i-1} + \Delta y, & \text{если} \quad \Delta \text{y} < \Delta\beta_{\text{i}} \le \Delta\beta_{\min} \end{cases}$$

Минимальная погрешность контроля точности данных по этому алгоритму оценивается формулой:

$$\sigma_n^2 = M\left[(\alpha-\beta)^2\right] = M_{\alpha_i=\beta_i;\Delta\beta\in\{\Delta\beta_p\}}\left[(\alpha_i-\beta_i)^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha_i\ne\beta_i;\Delta\beta_i\in\{\Delta\beta_3\};\Delta\beta_i<\Delta x}\left[(\alpha_i - a_{\alpha_i})^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha_i\ne\beta_i;\Delta\beta\in\{\Delta\beta_3\}\Delta\beta>\Delta y}\left[(\alpha_i - a_{\alpha_i})^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha_i=\beta_i;\Delta\beta_i\in\{\Delta\beta_3\};\Delta\beta<\Delta x}\left[(\alpha_i - a_{\alpha_i})^2\right] +$$

$$+ M_{\alpha_i=\beta_i;\Delta\beta_i\in\{\Delta\beta_3\};\Delta\beta>\Delta y}\left[(\alpha_i - a_{\alpha_i})^2\right];$$

§1.4. АЛГОРИТМЫ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ИНФОРМАЦИИ С ПРЕДСКАЗАНИЕМ

Применяются следующие алгоритмы:

B_1 – со ступенчатой экстраполяцией данных;

B_2 – со статической экстраполяцией данных, по двум предыдущим точкам.

Запишем общее правило контроля точности данных с помощью предсказываемых алгоритмов.

Алгоритм B_1. По этому алгоритму принимаемая информация α, обрабатывается по правилу

$$\alpha_i = \begin{cases} \beta_i, & \text{если} \quad \Delta\beta_i^* \in \{\Delta\beta_p^*\} \\ a_{\beta_i}, & \text{если} \quad \Delta\beta_i \in \{\Delta\beta_3^*\} \end{cases}$$

Итак, принимаемая информация α_i, считается принятым правильно, если случайное отклонение $\Delta\beta_i^*$ принадлежит к области разрешенных значений

$$\{\Delta\beta_p^*\} \quad (\Delta x^* \le \Delta\beta^* \le \Delta y^*)\ ;$$

ошибочным если $\Delta\beta_i^*$ принадлежит к области запрещенных значений, т.е.

$$\{\Delta\beta_3^*\} \quad (\Delta\beta_{\max}^* < \Delta\beta^* < \Delta x^*; \quad \Delta y^* < \Delta\beta^* < \Delta\beta_{\max}^*\ )$$

Здесь: $\Delta\beta_i^*$-разность между значениями α_i т.е.

$$\Delta\beta_i^* = \beta_i - \beta_i^*$$

β_i^*- предсказанное значение Δx^* и Δy^* - соответственно оптимальные границы контроля.

Ошибочная информация сглаживается путем отождествления о предсказанным значениям исходного процесса.

Минимальная погрешность контроля данных по алгоритму оценивается формулой

$$\sigma_n^2 = M\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] = M_{\alpha_i = \beta_i; \Delta\beta_i \in \{\Delta\beta_p^*\}}\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha_i = \beta_i; \Delta\beta \in \{\Delta\beta_3\}}\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha_i \neq \beta_i; \Delta\beta \in \{\Delta\beta_3\}}\left[(\alpha_i - \beta)^2\right]$$

Дальнейшие решения задачи снижения погрешности контроля информации производится аналогично задаче снижения погрешности информации по приращениям. Аналогично будут и результаты этой задачи. Разных заключается в значениях погрешности экстраполяции.

<u>Алгоритм В$_2$</u>. По этому алгоритму принимаемая информация α_i, обрабатывается по правилу

$$\alpha_i = \begin{cases} \beta_i, & \text{если} \quad \Delta\beta_i^* \in \left\{\beta_p^*\right\} \\ \beta_{i-1} + \Delta x^*, & \text{если} \quad \beta_{\min}^* < \Delta\beta_i^* < \Delta x^* \\ \beta_{i-1} + \Delta y^*, & \text{если} \quad \Delta y^* < \Delta\beta_i^* < \Delta\beta_{\max}^* \end{cases}$$

Минимальная погрешность контроля точности данных по этому алгоритму оценивается формулой:

$$\sigma_n^2 = M\left[(\alpha - \beta)^2\right] = M_{\alpha_i = \beta_i; \Delta\beta_i^* \in \{\Delta\beta_p^*\}}\left[(\alpha_i - \beta_i)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha_i \neq \beta_i; \Delta\beta_i^* \in \{\Delta\beta_3^*\};\ \Delta\beta_i^* < \Delta x^*}\left[\left(\alpha_i - a_{\alpha_i}\right)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha_i \neq \beta_i; \Delta\beta^* \in \{\Delta\beta_3^*\};\ \Delta\beta_i^* > \Delta y^*}\left[\left(\alpha_i - a_{\alpha_i}\right)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha_i = \beta_i; \Delta\beta_i^* \in \{\Delta\beta_3^*\};\ \Delta\beta^* < \Delta x^*}\left[\left(\alpha_i - a_{\alpha_i}\right)^2\right] +$$
$$+ M_{\alpha_i = \beta_i; \Delta\beta_i^* \in \{\Delta\beta_3^*\};\ \Delta\beta^* > \Delta y^*}\left[\left(\alpha_i - a_{\alpha_i}\right)^2\right]$$

Дальнейшие решения задачи снижения погрешности контроля информации производится аналогично задаче снижения погрешности информации по приращениям. Аналогично будут и результаты этой задачи. Разных заключается в значениях погрешности экстраполяции.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА ПРАВИЛ, ПРИНЦИПОВ И АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ

§2.1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В системах управления наряду с данными, описываемыми процессами кусочно-стационарного характера, передается также информация с нестационарными параметрами. Ее статистические характеристики меняются с течениями времени, что создает неопределенность при анализе состояний контролируемого нестационарного процесса. В связи с этим, область применения ранее разработанных АКТИ ограничена, и возникает необходимость разработки АКТИ с переменными параметрами исходных данных.

Информацию можно классифицировать по следующим условиям изменения:

- Среднего значения;
- Дисперсии;
- Автокорреляционной функции;
- Среднего значения и дисперсии;
- Среднего значения и автокорреляционной функции;
- Дисперсии и автокорреляционной функции;
- Среднего значения, дисперсии и автокорреляционной функции.

Правомерно считать, что в траектории процесса скачкообразные изменения отсутствуют. В связи с этим, значения данных в моментах времени t_{i-1} и t_i незначительно отличаются от их значений, измеренных в моментах времени t_{i+1} и t_{i+2}.

Исходя из этого, можно приблизительно оценить неизвестные значения статических характеристик исходных данных в будущем на основе их значений в предыдущие моменты времени.

В качестве оценки статистических характеристик исходных данных в момент времени t_i предлагается использовать следующие параметры:

$$a_\alpha(t_{i+1}) \approx a_\alpha(t_i) \pm \Delta a_\alpha(t_i);$$
$$\sigma_\alpha^2(t_{i+1}) \approx \sigma_\alpha(t_{i+1}) \pm \Delta\sigma_\alpha^2(t_i);$$
$$R(t_{i+1}) \approx R(t_i) \pm \Delta R(t_i),$$

где $\Delta a_\alpha(t_i)$; $\Delta\sigma_\alpha^2(t_i)$; $\Delta R(t_i)$ - соответственно, абсолютные разности средних значений, дисперсий и автокорреляционных функций в моменты времени t_i и t_{i-1} . В этих абсолютных разностях

$$\Delta a_\alpha(t_i) = \left|a_\alpha(t_i) - a_\alpha(t_{i-1})\right|;$$
$$\Delta\sigma_\alpha^2(t_i) = \left|\sigma_\alpha^2(t_i) - \sigma_\alpha^2(t_{i-1})\right|;$$
$$\Delta R(t_i) = \left|R(t_i) - R(t_{i-1}).\right|$$

слагаемые берутся со знаком плюс, если значения статистических характеристик растут, со знаком минус, если их значения убывают с течением времени. Статистические характеристики процесса используются при разработке следующих адаптивных АКТИ:

1. Адаптирующиеся пороговые алгоритмы:

- с переменными уровнями расположения границ контроля – H_1;
- с переменной шириной границ контроля – H_2 ;
- с переменными уровнями расположения и шириной границ контроля – H_3 ;

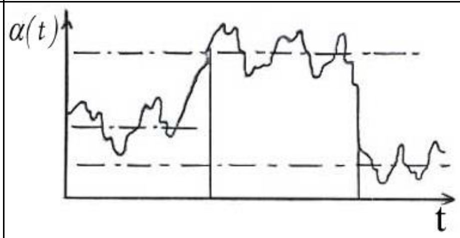
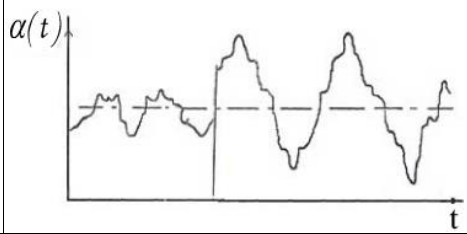
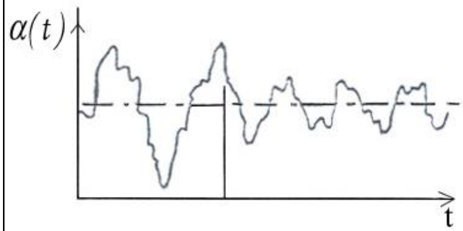
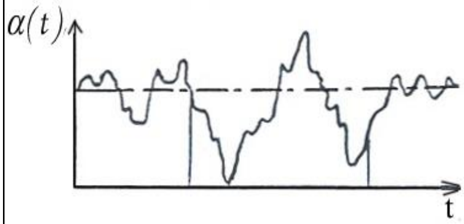
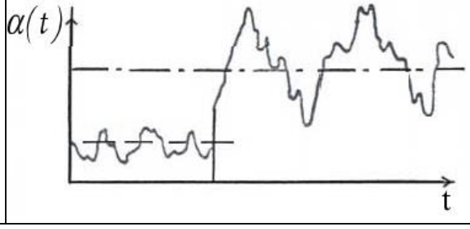
2. Адаптирующиеся предсказывающие алгоритмы:

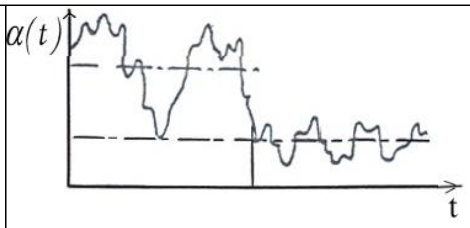
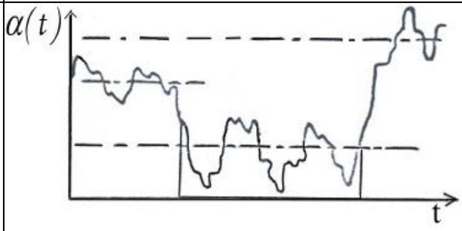
- с переменными средними значениями - $C_1\{C_1^{(1)}, C_1^{(2)}\}$;
- с переменными дисперсиями - $C_2\{C_2^{(1)}, C_2^{(2)}\}$;
- с переменными средними значениями и дисперсиями - $C_3\{C_3^{(1)}, C_3^{(2)}\}$;
- с переменными автокорреляционными функциями – C_4;
- с переменными средними значениями и автокорреляционными функциями – C_5;
- с переменными дисперсиями и автокорреляционными функциями – C_6;

- с переменными средними значениями, дисперсиями и автокорреляционными функциями – C_7.

В табл. 2.1. представлены рассматриваемые виды информации, условия изменения ее статистических характеристик и графические иллюстрации процесса, соответствующие этим условиям, а также обозначения разработанных АКТИ

Таблица 2.1

№№ п/п	Характер изменения динамики кусочно-стационарного процесса		Условия изменения статистических параметров	Графическая иллюстрация процесса	Алгоритм
1	переменно среднее значение		$a_{\alpha}(\tau_i) = \text{var}$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) = const$		C_1
2	$a_{\alpha}(\tau_i) = const$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) = \text{var}$	а) возрастающий	$a_{\alpha}(\tau_i) = a_{\alpha}(\tau_{i+1})$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) < \sigma_{\alpha}(\tau_{i+1})$		$C_2^{(1)}$
		б) убывающий	$a_{\alpha}(\tau_i) = a_{\alpha}(\tau_{i+1})$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) > \sigma_{\alpha}(\tau_{i+1})$		$C_2^{(2)}$
	$a_{\alpha}(\tau_i) = \text{var}$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) = \text{var}$	в) комбинированный	$a_{\alpha}(\tau_i) = a_{\alpha}(\tau_{i+1})$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) < \sigma_{\alpha}(\tau_{i+1})$ $\sigma_{\alpha}(\tau_i) > \sigma_{\alpha}(\tau_{i+1})$		$C_2^{(3)}$
3		а) возрастающий	$a_{\alpha}(\tau_i) > a_{\alpha}(\tau_{i+1})$; $\sigma_{\alpha}(\tau_i) > \sigma_{\alpha}(\tau_{i+1})$		$C_3^{(1)}$

	$a_\alpha(\tau_i) = const$; $\sigma_\alpha(\tau_i) = \mathrm{var}$	б) убывающий	$a_\alpha(\tau_i) < a_\alpha(\tau_{i+1})$; $\sigma_\alpha(\tau_i) < \sigma_\alpha(\tau_{i+1})$		$C_3^{(2)}$
	$a_\alpha(\tau_i) = \mathrm{var}$; $\sigma_\alpha(\tau_i) = \mathrm{var}$	в) комбинированный	$a_\alpha(\tau_i) > a_\alpha(\tau_{i+1})$; $a_\alpha(\tau_i) < a_\alpha(\tau_{i+1})$; $\sigma_\alpha(\tau_i) > \sigma_\alpha(\tau_{i+1})$ $\sigma_\alpha(\tau_i) < \sigma_\alpha(\tau_{i+1})$		$C_3^{(3)}$

§2.2. АДАПТИВНЫЕ ПРЕДСКАЗЫВАЮЩИЕ АКТИ

При разработке предсказывающих АКТИ нестационарного процесса использовались функции статистической экстраполяции. Основными параметрами этой функции являются среднее значение, дисперсия и автокорреляционная функция.

Исследование проведено для статистической экстраполяции по одной (алгоритмы $C_1^{(1)}, C_2^{(1)}, C_3^{(1)}, C_4^{(1)}, C_5^{(1)}, C_6^{(1)}, C_7^{(1)}$) и двум (алгоритмы $C_1^{(2)}, C_2^{(2)}, C_3^{(2)}, C_4^{(2)}$) предыдущим точкам [18, 22, 24].

Задача повышения достоверности информации с предсказанием в этих случаях решается путем настраивания предсказывающих функций на состояние контролируемого процесса.

Адаптируемыми параметрами являются:

в алгоритме $C_1\{C_1^{(1)}, C_2^{(2)}\}$ - среднее значение;

в алгоритме $C_2\{C_1^{(2)}, C_2^{(2)}\}$ - дисперсия;

в алгоритме $C_3\{C_3^{(1)}, C_3^{(2)}\}$ - среднее значение и дисперсия;

в алгоритме C_4 – автокорреляционная функция;

в алгоритме C_5 – среднее значение и автокорреляционная функция;

в алгоритме C_6 – дисперсия и автокорреляционная функция;

в алгоритме C_7 – среднее значение, дисперсия и автокорреляционная функция.

Предположим, что известны статистические характеристики информации в момент времени t_N . Тогда для предсказания значения СВ β на последующие моменты времени t_{N+1}, t_{N+2},… функции статистической экстраполяции настраивают свои параметры на состояние исходного процесса.

В каждый момент предсказания вместо неизвестных будущих значений статистических характеристик информации берется ее оценка, и значение СВ β предсказывается на основе этих оценок.

Адаптация предсказывающих функций к состоянию процесса в момент t_K, $k = N+1, N+2,\ldots$ приведена в табл. 2.2, где в формуле предсказывающих функций разность статистических характеристик $\Delta a_{\alpha}(t_K)$; $\Delta\sigma^2_{\alpha}(t_K)$; $B(t_K)$ берется со знаком плюс, если значение статистических характеристик возрастает и берется со знаком минус, если они убывают.

Экстраполирующие функции настраиваются по соответствующим правилам (1-7) из табл. 2.2.).

Предсказываются значение СВ β_{N+1} в момент t_{N+1}, и контроль достоверности информации производится с помощью установленных границ контроля согласно методике решения задач главы 1, где СВ β_{N+1} считается

принятой верно, если $\Delta\beta_{N+1} \in \{\Delta\beta^*_p\}$;

ошибочно, если $\Delta\beta_{N+1} \in \{\Delta\beta^*_з\}$; (2.1.)

Если СВ β_{N+1} принята верно, то, используя ее значение, рассчитаются значения статистических характеристик в момент t_{N+1} т.е.

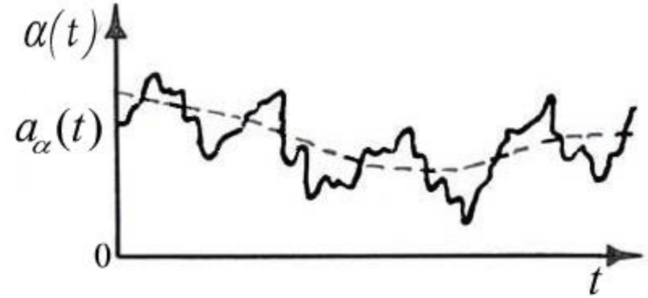
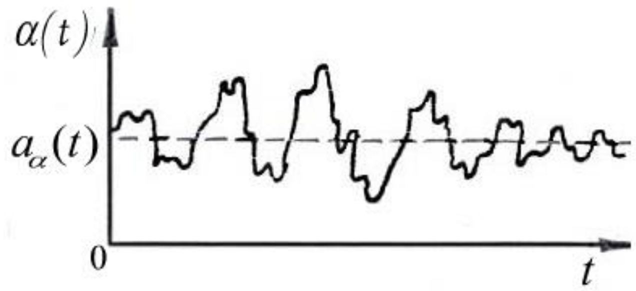
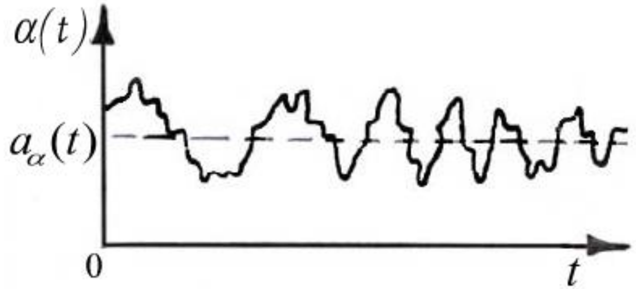
$$a_{\alpha}(t_{N+1});\ \sigma_{\alpha}(t_{N+1});\ B(t_{N+1}) .$$

В дальнейшем, используя эти значения по правилам, настраиваются экстраполируюшие функции и предсказываются значения СВ β_{N+2} в момент

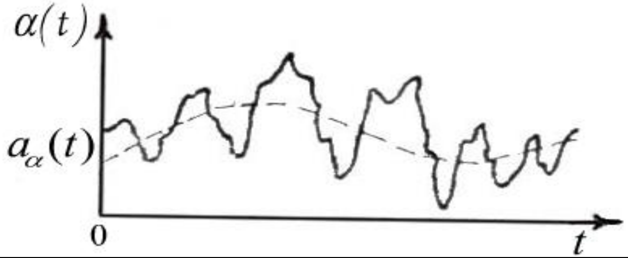
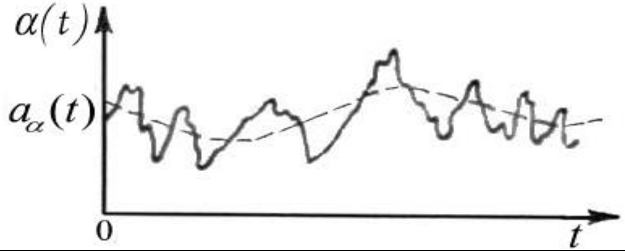
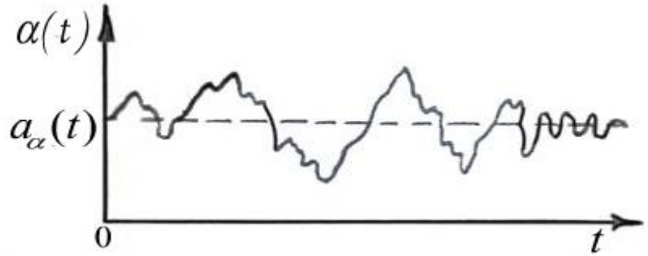
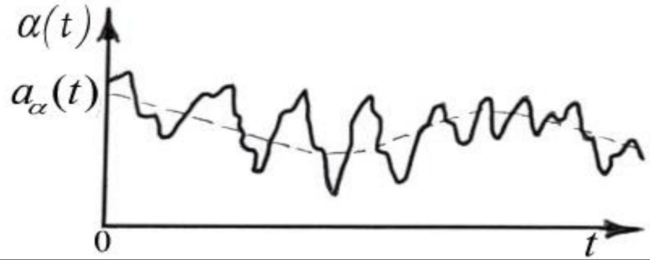
t_{N+2} . Следовательно, контроль достоверности СВ β_{N+2} тоже проводится по правилу (2.1) и т.д.

Получены значения погрешностей экстраполяции для экспоненциальной, колоколообразной и треугольной автокорреляции.

Таблица 2.2

№№ п/п	Характер изменения динамики нестационарного процесса	Условия изменения статистические параметров	Графическая иллюстрация динамики изменения статистических параметров	Обозначения вводимых алгоритмов
1	2	3	4	5
1	Меняется среднее значение	$a_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $\sigma_\alpha(t) = const$ $R(t) = const$		$C_1\{C_1^{(1)}, C_1^{(2)}\}$;
2	Меняется среднеквадратическое отклонение	$a_\alpha(t) = const$ $\sigma_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $R(t) = const$		$C_2\{C_2^{(1)}, C_2^{(2)}\}$;
3	Меняется автокорреляционная функция	$a_\alpha(t) = const$ $\sigma_\alpha(t) = const$ $R(t) = \mathrm{var}$		C_4

Продолжение таблицы 2.2

1	2	3	4	5
4	Меняются среднее значение и среднеквадратическое отклонение	$a_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $\sigma_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $R(t) = const$		$C_3\{C_3^{(1)}, C_3^{(2)}\}$;
5	Меняются среднее значение и автокорреляционная функция	$a_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $\sigma_\alpha(t) = const$ $R(t) = \mathrm{var}$		C_5
6	Меняются среднеквадратическое отклонение и автокорреляционная функция	$a_\alpha(t) = const$ $\sigma_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $R(t) = \mathrm{var}$		C_6
7	Меняются среднее значение, среднеквадратическое отклонение и автокорреляционная функция	$a_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $\sigma_\alpha(t) = \mathrm{var}$ $R(t) = \mathrm{var}$		C_7

§2.3. ЧАСТНЫЕ РЕШЕНИЯ И АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ

В качестве примера рассмотрим случай, когда распределение вероятностей исходных данных подчиняется нормальному закону с нестационарным средним значением $a_\alpha(t)$ и дисперсией $\sigma_\alpha^2(t)$.

В табл. 2.3 приведены оптимальные значения границ контроля информации в момент времени t_k для каждого алгоритма.

В табл. 2.4 приведены значения минимальной вероятности необнаруженных ошибок разработанных алгоритмов.

А на рис. 2.1 показан график зависимости функции среднеквадратической погрешности - $\sigma_н$ от относительного среднеквадратического отклонения процесса $\sigma_\alpha(t)/B(t)$, но для различных значений вероятности ошибки P.

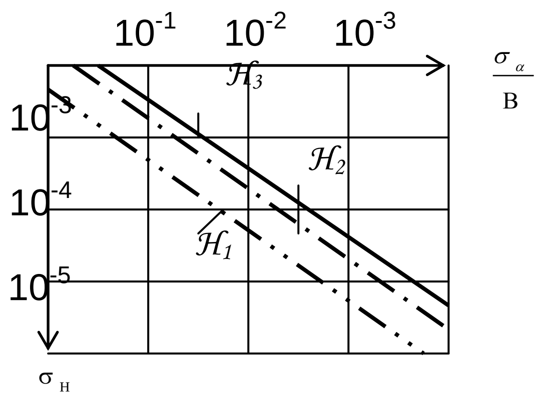


Рис. 2.1

Как видно из рисунков, с уменьшением значения вероятности ошибок P функция $\sigma_н$ монотонно убывает.

В условиях, близких к практическим, когда $P = 3{,}7 \cdot 10^{-3}$ и $\sigma_\alpha(t) = 0{,}1$, выигрыш в точности контроля информации достигает одного порядка.

Таблица 2.3

№№ п/п	Алгоритм	Оптимальные границы контроля
1	H_1	$\Gamma_{\text{В}}(t_k) = a_\alpha(t_{k-1}) + \Delta a_\alpha(t_{k-1}) + \sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}}$ $\Gamma_{\text{Н}}(t_k) = a_\alpha(t_{k-1}) + \Delta a_\alpha(t_{k-1}) - \sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}}$
2	H_2	$\Gamma_{\text{В}}(t_k) = a_\alpha(t_{k-1}) + \left[\sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + \Delta У_{k-1}\right]$ $\Gamma_{\text{Н}}(t_k) = a_\alpha(t_{k-1}) - \left[\sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + \Delta X_{k-1}\right]$
3	H_3	$\Gamma_{\text{В}}(t_k) = a_\alpha(t_{k-1}) + \Delta a_\alpha(t_{k-1}) + \left[\sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + \Delta У_{k-1}\right]$ $\Gamma_{\text{Н}}(t_k) = a_\alpha(t_{k-1}) + \Delta a_\alpha(t_{k-1}) - \left[\sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + \Delta X_{k-1}\right]$

Таблица 2.4.

№№ п/п	Алгоритм	Вероятности необнаруженных ошибок алгоритма
1	H_1	$\text{Р}_{\text{Н}} = \dfrac{2\text{Р}\sigma_\alpha(t_{k-1})}{\text{В}(t_{k-1})}\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + (1-\text{Р})\left[1 - 2\Phi_0\left(\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}}\right)\right]$
2	H_2	$\text{Р}_{\text{Н}} = \dfrac{2\text{Р}}{\text{В}(t_{k-1})}\left[\sigma_\alpha(t_{k-1})\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + \Delta У_{k-1} + \Delta X_{k-1}\right] +$
3	H_3	$+ (1-\text{Р})\left[1 - 2\Phi_0\left(\sqrt{2\ln\dfrac{\text{В}(t_{k-1})(1-\text{Р})}{\sigma_\alpha(t_{k-1})\text{Р}\sqrt{2\pi}}} + \Delta У_{k-1} + \Delta X_{k-1}\right)\right]$

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА ПРАВИЛ, ПРИНЦИПОВ И АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ИНФОРМАЦИИ ПО ОПТИМАЛЬНЫМ МЕТОДАМ ПРЕДСКАЗАНИЯ

§3.1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В предыдущих параграфах настоящей диссертации разработаны алгоритмы погрешности контроля информации на основе простых статистических моделей предсказания. Установлено, что применением предложенных принципов и правил АКТИ можно еще больше повысить качество контроля информации на основе оптимальных методов предсказания. Эти методы предсказания позволяют полнее учитывать нестационарность параметров случайных процессов, в результате чего, безусловно, повышается эффективность АКТИ. При этом следует отметить, что в известной литературе применение методов предсказания для контроля достоверности информации носит скорее постановочный характер, а решение проблемы не дается.

По результатам анализа характеристик случайных процессов и исследования эффективности существующих методов прогнозирования рекомендуется при разработке АКТИ в качестве базисных использовать методы прогнозирования на основе

- регрессионных моделей (алгоритм $Г_1$);
- оптимальной трендовой модели (алгоритм $Г_2$);
- статистического предсказания с оптимальной предысторией (алгоритм $Г_3$);
- адаптивной модели предсказания (алгоритм $Г_4$) и рядя Фурье (алгоритм $Г_5$).

§3.2. АКТИ ПО РЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ СЛУЧАЙНОГО ПРОЦЕССА

Алгоритм $Г_1$. Если исходные данные взаимозависимы, и каждая строка либо столбец документа относится к одной генеральной совокупности, то достоверность их значений можно проконтролировать на основе разработанных регрессионных моделей случайного процесса. Принцип контроля информации заключается в следующем.

Пусть задано многомерное состояние параметра системы, которое описывает строка матрицы, образованная измерениями в различные моменты наблюдения. Обозначим управляемый параметр системы через X, а статистически связанные с ним другие – 1, 2, … , n –ый параметры системы через α_1, α_2, … , α_n описывается набором своих значений, полученных при j=1, 2, … , m моментах измерения.

Таким образом, взаимосвязь между показателями (параметрами) объекта управления X, $\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n$ можно выразить функцией X=f($\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n$), где X - обобщающий (результативный показатель);

$\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n$ - факторные показатели, от которых зависит X.

Устанавливается нижний X-x и верхний X+y пороги контроля информации, которые разделяют множество значений СВ α_1 на подмножество $\{\alpha_Р\}$ - разрешенных и $\{\alpha_З\}$ - запрещенных значений. Если принятое значение β СВ α

в t_{j+1} момент времени принадлежит подмножеству $\{\alpha_Р\}$, т.е. $\beta \in \{\alpha_Р\}$, то информация считается принятой правильно. Если принятое значение β СВ α в t_{j+1} момент времени принадлежит подмножеству $\{\alpha_З\}$, т.е. $\beta \in \{\alpha_З\}$, то информация считается принятой правильно.

Методика решения данной задачи аналогична решенной в пр.3-4. Разница заключается в методе исследования регрессионной модели и условной дисперсии исходного процесса. В данном случае условная дисперсия вычисляется численными методами согласно теории корреляционного и регрессионного анализа.

Когда связь между контролируемыми показателями стохастическая, то возникает задача определения формы их взаимосвязи. Решение этой задачи разделено на следующие этапы:

- составление набора моделей, описывающих изучаемые процессы с помощью уравнений;
- определение количественных характеристик моделей;
- выбор модели, наиболее близко отражающей существенные стороны и связи изучаемого процесса.

Чтобы точнее отобразить форму взаимосвязи показателей, уравнения регрессионных моделей должны быт построены на достаточно большом числе наблюдений. Также к факторам регрессионных моделей предъявляются следующие требования:

- в модель должны включаться факторы, логически связанные с результативным показателем и существенно влияющие на него;
- число факторов в уравнении модели должны быт небольшим и в несколько раз меньше числа наблюдений;
- факторы, связанные между собой функциональной связь, т.е. создающие мультиколлинеарность, должны отсутствовать;
- при увеличении числа наблюдений не должна использоваться повторяемость процесса во времени, так как это порождает дополнительную авторегрессию, значительно искажающую существующую связь между показателями;
- следует отдавать большее предпочтение натуральным единицам измерения, а не измерения с относительными величинами искажает имеющиеся связи и величину параметров уравнения модели.

Для описания исследуемого процесса были применены следующие линейные и нелинейные регрессионных модели:

1. $X = b_0 + b_1\alpha_1 + ... + b_n\alpha_n$;

2. $X = b_0 + b_1 \frac{1}{\alpha_1} + \ldots + b_n \frac{1}{\alpha_n}$;

3. $X = b_0 + b_1 \ln \alpha_1 + \ldots + b_n \ln \alpha_n$;

4. $X = b_0 + b_1 \alpha_1^{\frac{1}{2}} + \ldots + b_n \alpha_n^{\frac{1}{2}}$;

5. $X = \ell^{b_0 + b_1\alpha_1 + \ldots + b_n\alpha_n}$

6. $X = \dfrac{1}{b_0 + b_1\alpha_1 + \ldots + b_n\alpha_n}$.

Параметры заданных моделей определяются методами, разработанными для линейного вида. Для этого каждая модель приводится к виду

$$X(z) = b_0 + b_1 z_1 + \ldots + b_i z_i + \ldots + b_n z_n ,$$

где $z_i = z_i(\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n)$ - некоторые функции независимых переменных. И решается система нормальных уравнений

$$\begin{cases} nb_0 + b_1 \sum z_{1j} + b_2 \sum z_{2j} + \ldots + b_n \sum z_{nj} = \sum X_j(z); \\ b_0 \sum z_{1j} + b_1 \sum z_{1j}^2 + b_2 \sum z_{1j} z_{2j} + \ldots + b_n \sum z_{1j} z_{nj} = \sum z_{1j} X_j(z); \\ \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \\ b_0 \sum z_{nj} + b_1 \sum z_{1j} z_{nj} + b_2 \sum z_{2j} z_{nj} + \ldots + b_n \sum z_{nj}^2 = \sum z_{nj} X_j(z), \end{cases} \tag{3.1}$$

где z_{ij} - значение z_i за период j ;

$X_j(z)$ - значение $X(z)$ за период j .

Введем следующие обозначения:

M_x – матрица значений $X(z)$;

M_α - матрица значений переменных z_i ;

M_b - матрица параметров.

Запишем эти матрицы для m наблюдений:

$$M_x = \begin{bmatrix} X_1(z) \\ X_2(z) \\ . \ \ . \ \ . \\ X_m(z) \end{bmatrix}; \quad M_b = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ . \ \ . \ \ . \\ b_n \end{bmatrix}; \quad M_\alpha = \begin{bmatrix} 1 & z_{11} & z_{21} & \ldots & z_{n1} \\ 1 & z_{12} & z_{22} & \ldots & z_{n2} \\ . & . & . & . & . \\ 1 & z_{1m} & z_{2m} & \ldots & z_{nm} \end{bmatrix},$$

в матричной форме система нормальных уравнений (3.1) имеет вид $M_\alpha' \cdot M_\alpha \cdot M_b = M_\alpha' M_x$.

Вектор параметров M_b находится из выражения

$$M_b = (M'_\alpha M_\alpha)^{-1} M'_\alpha M_x . \qquad (3.2)$$

В задачах с несколькими переменными и большим числом данных результаты расчета могут оказаться неверными вследствие ошибок округления. Основными причинами ошибок являются резкое отличие чисел, включенных в вычисления, и небольшая размерность определителя матрицы $(M'_\alpha M_\alpha)$ по сравнению с числами, участвующими в расчете.

Улучшение расчетов производится центрированием и преобразованием матриц исходных данных:

$$M_x = \begin{bmatrix} X_1(z) - \overline{X(z)} \\ X_2(z) - \overline{X(z)} \\ \cdot \;\; \cdot \;\; \cdot \;\; \cdot \;\; \cdot \\ X_j(z) - \overline{X(z)} \\ \cdot \;\; \cdot \;\; \cdot \;\; \cdot \;\; \cdot \\ X_m(z) - \overline{X(z)} \end{bmatrix}; \qquad M_\alpha = \begin{bmatrix} z_{11} - \overline{z_1} & z_{21} - \overline{z_2} & \dots & z_{n1} - \overline{z_n} \\ z_{12} - \overline{z_1} & z_{22} - \overline{z_2} & \dots & z_{n2} - \overline{z_n} \\ \cdot \;\; \cdot & \cdot \;\; \cdot & \cdot \;\; \cdot & \cdot \;\; \cdot \\ z_{1i} - \overline{z_1} & z_{2i} - \overline{z_2} & \dots & z_{ni} - \overline{z_n} \\ \cdot \;\; \cdot & \cdot \;\; \cdot & \cdot \;\; \cdot & \cdot \;\; \cdot \\ z_{1m} - \overline{z_1} & z_{2m} - \overline{z_2} & \dots & z_{nm} - \overline{z_n} \end{bmatrix},$$

где $\overline{X(z)} = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} X_j(z)$; $\overline{z_j} = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} z_{ij}$, $i = \overline{1, n}$.

Параметр b_0 , котором исключается при центрировании, находится из соотношения $b_0 = \overline{X(z)} - b_1 \overline{z_1} - \dots - b_n \overline{z_n}$.

Проблема многофакторного регрессионного анализа случайных процессов является сложной и еще слабо разработанной. В настоящее время нет единого мнения, каким методом пользоваться при выборе формы взаимосвязи.

На практике функция взаимосвязи показателей выбирается перебором различных функций, в качестве критерия принимается наибольшее значение коэффициента множественной корреляции, адекватность модели оценивается с помощью F – критерия Фишера [3,6,7,19].

Коэффициент множественной корреляции R характеризует взаимосвязь X с параметрами α_1, α_2,…, α_n и вычисляется следующим образом

$$R=\left[1-\frac{\sum_{j=1}^{m}\left(x_j-x_j^p\right)^2}{\sum_{j=1}^{m}\left(x_j-\overline{x}\right)^2}\right]^{\frac{1}{2}}$$, где $\overline{x}=\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}x_j$, а x_j^p – расчетное X.

Для проверки адекватности выбираемой модели были использованы данные мебельной фабрики. Расчеты проведены по выбору моделей для валовой продукции X с факторными показателями – среднегодовая стоимость основных производственных фондов - α_1; полная себестоимость товарной продукции - α_2, численность промышленно-производственного персонала - α_3 и для производительности труда X с факторными показателями – общая сумма материальных затрат-α_1, расход электроэнергии за год - α_2, фонд заработной платы с выплатами из ФМП - α_3.

Исходные и расчетные значения X для двух показателей получены по шести моделям. Значения коэффициент множественной корреляции R, очень близкие к единице, свидетельствуют о том, что приведенные модели достаточно хорошо описывают математически взаимосвязь между результативным и факторными показателями.

Расхождение между значениями X исходного ряда и расчетными значениями оценивалось по F - критерия Фишера. При 5% уровне значимости F=3,07, т.е. значение дисперсионного отношения для всех моделей не достигает 5% уровне значимости и разницу значений между исходными и расчетными значениями X можно считать несущественной. Это утверждение доказано также графиками зависимости производительности труда от влияющих на нее параметров.

Таким образом, границы контроля достоверности информации устанавливаются относительно любой из исследованных моделей регрессии.

Разработанные модели регрессии реализованы на ЭВМ. В состав комплекса программ включены алгоритмы выбора наилучшей модели регрессии по критерию множественной корреляции, вычисления условного среднеквадратического отклонения и алгоритм контроля информации.

§3.3. АКТИ НА ОСНОВЕ ОПТИМАЛЬНОЙ ТРЕНДОВОЙ МОДЕЛИ СЛУЧАЙНОГО ПРОЦЕССА.

Настоящий параграф работы посвящен разработке алгоритмов контроля точности информации по трендовым моделям случайного процесса.

Алгоритм $Г_2$. Постановка задачи данного метода контроля информации будет аналогичной задачам контроля информации по регрессионным моделям. Разница заключается в том, что в данном случае разработаны оптимальное трендовые модели и они исследованы для одномерного состояния случайного процесса путем учета имеющихся автокорреляционных связей между временными последовательностями.

Установлено, что выравнивание ряда с помощью тех или иных функций в большинстве случаев оказывается средством описания эмпирических данных, характеризующих развитие во времени исследуемого явления. Это средство при соблюдении ряда условий можно применить для прогнозирования и контроля информации.

Процесс выравнивания состоит из двух основных этапов:

- выбора типа кривой, форма который соответствует характеру изменения динамического ряда.;
- определения численных значений (оценивания).

Найденная функция позволяет получить теоретические значения уровней динамического ряда. Эта же функция с некоторой корректировкой или без нее применяется и для экстраполяции.

Для выравнивания динамических рядов наиболее часто применяются такие относительно простые функции, как многочлены (полиномы), различного рода экспоненты и логические кривые.

Проблема выбора формы кривой - одна из основных проблем, с который сталкиваются при выравнивании ряда динамики. Решение этой проблемы во многом определяет результаты экстраполяции тренда.

Для решение задачи контроля достоверности информации предложены два метода выбора формы оптимальной кривой.

Выбор оптимального тренда производится по критерию минимального среднеквадратического отклонения среди четырнадцати аналитических функций.

Исходный временной сглаживается по этим функциям, т.е. рассчитываются для данного временного ряда параметры каждой функции и соответствующее ей среднеквадратическое отклонение. Затем из среднеквадратических отклонений выбирается минимальное, которые и определяет оптимальную функцию – тренд. Метод расчета параметров основан на методе наименьших квадратов.

И рассчитываются следующие значения:

$$d_1 = \sum_{t=1}^{N} t; \quad d_2 = \sum_{t=1}^{N} t^2; \quad d_3 = \sum_{t=1}^{N} t^3; \quad d_4 = \sum_{t=1}^{N} t_4; \quad d_5 = \sum_{t=1}^{N} \frac{1}{t}; \quad d_6 = \sum_{t=1}^{N} x_t;$$

$$d_7 = \sum_{t=1}^{N} x_t \cdot t; \quad d_8 = \sum_{t=1}^{N} \frac{1}{x_t}; \quad d_9 = \sum_{t=1}^{N} \frac{t}{x_t}; \quad d_{10} = \sum_{t=1}^{N} (\lg t)^2 \lg x_t; \quad d_{11} = \sum_{t=1}^{N} \lg x_t$$

$$d_{12} = \sum_{t=1}^{N} \lg t \lg x_t; \quad d_{13} = \sum_{t=1}^{N} (\lg t)^4; \quad d_{14} = \sum_{t=1}^{N} (\lg t)^3; \quad d_{15} = \sum_{t=1}^{N} (\lg t)^2;$$

$$d_{16} = \sum_{t=1}^{N} \lg t; \quad d_{17} = \sum_{t=1}^{N} t \lg x_t; \quad d_{18} = \sum_{t=1}^{N} t^2 \lg x_t; \quad d_{19} = \sum_{t=1}^{N} t \cdot \ln x_t;$$

$$d_{20} = \sum_{t=1}^{N} \ln x_t; \quad d_{21} = \sum_{t=1}^{N} t \cdot \lg t; \quad d_{22} = \sum_{t=1}^{N} t^2 \cdot x_t;$$

Далее вычисляются параметры для различных функциональных зависимостей для $t = \overline{1, N}$.

Функция 1. $x_t = a_0 + a_1 t$;

$$a_0 = \frac{DT_2(d_6, d_1, d_7, d_2)}{DT_2(N, d_1, d_1, d_2)}; \quad a_1 = \frac{DT_2(N, d_6, d_1, d_7)}{DT_2(N, d_1, d_1, d_2)}$$

Функция 2. $x_t = a_0 + a_1 t + a_2 t^2$

$$a_0 = \frac{DT_3(d_6, d_1, d_2, d_7, d_2, d_3, d_{22}, d_3, d_4)}{DT_3(N, d_1, d_2, d_1, d_2, d_3, d_2, d_3, d_4)}; \qquad a_1 = \frac{DT_3(N, d_6, d_2, d_1, d_7, d_3, d_2, d_{22}, d_3, d_4)}{DT_3(N, d_1, d_2, d_1, d_2, d_3, d_2, d_3, d_4)};$$

$$a_2 = \frac{DT_3(N, d_1, d_6, d_1, d_2, d_7, d_2, d_3, d_{22})}{DT_3(N, d_1, d_2, d_1, d_2, d_3, d_2, d_3, d_4)};$$

Функция 3. $x_t = a_0 a_1^t$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_{20}, d_1, d_{19}, d_2)}{DT_2(T, d_1, d_1, d_2)}; \qquad a_1 = \frac{DT_2(N, d_{20}, d_1, d_{19})}{DT_2(T, d_1, d_1, d_2)}$$

Функция 4. $x_t = a_0 e^t$

$$a_0 = e^{(d_{20} - d_1)/N}.$$

Функция 5. $x_t = a_0 e^{a_1 t}$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_{20}, d_1, d_{19}, d_2)}{DT_2(T, d_1, d_1, d_2)}; \qquad a_1 = \frac{DT_2(N, d_{20}, d_1, d_{19})}{DT_2(N, d_1, d_1, d_2)}$$

Функция 6. $x_t = a_0 + a_1 \lg t$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_6, d_{16}, d_7, d_{21})}{DT_2(T, d_{16}, d_1, d_{21})}; \qquad a_1 = \frac{DT_2(N, d_6, d_1, d_7)}{DT_2(N, d_{16}, d_1, d_{21})}$$

Функция 7. $x_t = 10^{a_0 + a_1 t}$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_{11}, d_1, d_{17}, d_2)}{DT_2(T, d_1, d_1, d_2)}; \qquad a_1 = \frac{DT_2(N, d_{11}, d_1, d_{17})}{DT_2(N, d_1, d_1, d_2)}$$

Функция 8. $x_t = 10^{a_0 + a_1 \lg t}$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_{11}, d_{16}, d_{17}, d_{21})}{DT_2(T, d_{16}, d_1, d_{21})}; \qquad a_1 = \frac{DT_2(N, d_{11}, d_1, d_{17})}{DT_2(N, d_{16}, d_1, d_{21})}$$

Функция 9. $x_t = 10^{a_0 + a_1 t + a_2 t^2}$

$$a_0 = \frac{DT_3(d_{11}, d_1, d_2, d_{17}, d_2, d_3, d_{18}, d_3, d_4)}{DT_3(N, d_1, d_2, d_1, d_2, d_3, d_2, d_3, d_4)}; \qquad a_1 = \frac{DT_3(N, d_{11}, d_2, d_1, d_{17}, d_3, d_2, d_{18}, d_3, d_4)}{DT_3(N, d_1, d_2, d_1, d_2, d_3, d_2, d_3, d_4)};$$

$$a_2 = \frac{DT_3(N, d_1, d_{11}, d_1, d_2, d_{17}, d_2, d_3, d_{18})}{DT_3(N, d_1, d_2, d_1, d_2, d_3, d_2, d_3, d_4)};$$

Функция 10. $x_t = 10^{a_0 + a_1 \lg t + a_2 (\lg t)^2}$

$$a_0 = \frac{DT_3(d_{11}, d_{16}, d_{15}, d_{12}, d_{15}, d_{14}, d_{10}, d_{14}, d_{13})}{DT_3(N, d_{16}, d_{15}, d_{16}, d_{15}, d_{14}, d_{15}, d_{14}, d_{13})}; \qquad a_1 = \frac{DT_3(N, d_{11}, d_{15}, d_{16}, d_{12}, d_{14}, d_{15}, d_{10}, d_{13})}{DT_3(N, d_{16}, d_{15}, d_{16}, d_{15}, d_{14}, d_{15}, d_{14}, d_{13})};$$

$$a_2 = \frac{DT_3(N, d_{16}, d_{11}, d_{16}, d_{15}, d_{12}, d_{15}, d_{14}, d_{10})}{DT_3(N, d_{16}, d_{15}, d_{16}, d_{15}, d_{14}, d_{15}, d_{14}, d_{13})};$$

Функция 11. $x_t = 1/(a_0 + a_1 t)$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_2, d_1, d_9, d_2)}{DT_2(T, d_1, d_1, d_2)}; \quad a_1 = \frac{DT_2(N, d_8, d_1, d_9)}{DT_2(T, d_1, d_1, d_2)}$$

Функция 12. $x_t = t/(a_0 + a_1 t)$

$$a_0 = \frac{DT_2(N, d_8, d_1, d_9)}{DT_2(N, d_5, d_1, N)}; \quad a_1 = \frac{DT_2(d_8, d_5, d_9, N)}{DT_2(N, d_5, d_1, N)}$$

Функция 13. $x_t = a_0 + a_1/t$

$$a_0 = \frac{DT_2(d_6, d_5, d_7, N)}{DT_2(N, d_5, d_1, N)}; \quad a_1 = \frac{DT_2(N, d_6, d_1, d_7)}{DT_2(N, d_5, d_1, N)}$$

Функция 14. $x_t = a_0 + a_1/t + a_2 t$

$$a_0 = \frac{DT_3(d_6, d_5, d_1, d_7, N, d_2, d_{22}, d_1, d_3)}{DT_3(N, d_5, d_1, d_1, N, d_2, d_2, d_1, d_3)}; \quad a_1 = \frac{DT_3(N, d_6, d_1, d_1, d_7, d_2, d_2, d_{22}, d_3)}{DT_3(N, d_5, d_1, d_1, N, d_2, d_2, d_1, d_3)};$$

$$a_2 = \frac{DT_3(N, d_5, d_6, d_1, N, d_7, d_1, d_1, d_{22})}{DT_3(N, d_5, d_1, d_1, N, d_2, d_2, d_1, d_3)};$$

DT_2 и DT_3 рассчитываются по формулам:

$$DT_2(z_1, z_2, z_3, z_4) = \begin{vmatrix} z_1 & z_2 \\ z_3 & z_4 \end{vmatrix};$$

$$DT_3(z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6, z_7, z_8, z_9) = \begin{vmatrix} z_1 & z_2 & z_3 \\ z_4 & z_5 & z_6 \\ z_7 & z_8 & z_9 \end{vmatrix}.$$

Затем вычисляются среднеквадратические отклонения рассматриваемых временных рядов от расчетных значений по формуле:

$$S = \sqrt{\sum_{t=1}^{N} \left(x_t - x_{kt}\right)^2 / \left(N - 1\right)},$$

где $k = 1{,}14$ (номер функции).

Из множества $s_{\text{к}}$ выбирается минимальное значение.

Метод характеристик приростов основывается на сравнении характеристик изменения приростов исследуемого динамического ряда с соответствующими характеристиками кривых роста. Этот метод в большинстве случаев является практически приемлемым.

Для выравнивания выбирается та кривая, закон изменения прироста которой наиболее близок к закономерности изменения фактических данных. Поскольку основным при исследовании динамики ряда является изменение приростов различных показателей, полученную на их основе модель можно считать адекватной.

Процедура выбора формы кривой включает предварительную статистическую обработку ряда и сам выбор формы.

Предварительная обработка состоит из трех этапов:

- сглаживание ряда по скользящей средней,
- определение средних приростов,
- определение ряда производных характеристик прироста.

Сглаживание ряда скользящей средней дает возможность наметить тенденцию изменения ряда – тренд. Получив «черновой тренд», можно легко определить средние прироста $\overline{u_t}$. Для каждой формы кривой существует определенное преобразование средних приростов-характеристик приростов. Если какая-либо из найденных по наблюдениям характеристик показывает близкое к линейному развитие во времени, то последнее слежит симптомом того, что тенденция развития может быть описана с помощью соответствующей кривой.

В качестве таких характеристик приростов приняты:

$$\overline{u};\ \overline{u}_t^{\,2};\ \frac{\overline{u}_t}{\overline{x}_t};\ \lg \overline{u}_t;\ \lg \frac{\overline{u}_t}{\overline{x}_t};\ \frac{\overline{u}_t}{\overline{x}_t^{\,2}};\ \lg \frac{\overline{u}_t}{\overline{x}_t^{\,2}};\ \lg \frac{\overline{x}_{t-1}}{\overline{x}_t}.$$

Получен перечень наиболее употребительных при анализе динамических рядов видов кривых, и указываются соответствующие симптомы, по которым модно определить, какой вид кривых подходит для выравнивания.

Первый этап этого метода – сглаживание ряда методом скользящей средней:

$$\bar{x}_1 = \frac{1}{5}(3x_1 + 2x_2 + x_3 - x_5);$$

$$\bar{x}_2 = \frac{1}{10}(4x_1 + 3x_2 + 2x_3 + x_4);$$

$$. \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad .$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{5}(x_{i-2} + x_{i-1} + x_i + x_{i+1} + x_{i+2}), \quad i = 3 \div N - 2;$$

$$. \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad . \quad .$$

$$\bar{x}_{N-1} = \frac{1}{10}(x_{N-3} + 2x_{N-2} + 3x_{N-1} + 4x_N);$$

$$\bar{x}_N = \frac{1}{5}(-x_{N-4} + x_{N-2} + 2x_{N-1} + 3x_N).$$

Второй этап – вычисление средних приростов I-го порядка:

$$\bar{u}_1 = \bar{x}_1 + \bar{x}_2;$$

$$\bar{u}_i = \frac{1}{2}(-\bar{x}_i + \bar{x}_{i+1}), \quad i = 2 \div N - 1$$

и 2-го порядка:

$$\Delta\bar{u}_i = \bar{u}_i - \bar{u}_{i-1}, \quad i = 2 \div N - 1.$$

Третий этап = расчет, основанный на средних приростах:

$$u_{1,i} = \bar{u}_i;$$

$$u_{2,i} = \bar{u}_i / \bar{x}_i;$$

$$u_{4,i} = \lg \bar{u}_i;$$

$$u_{5,i} = \lg(\bar{u}_i / \bar{x}_i);$$

$$u_{6,i} = \lg(\bar{u}_i / \bar{x}_i^2);$$

$$u_{7,i} = \lg(\bar{x}_{i-1} / \bar{x}_i);$$

$$u_{8,i} = \bar{u}_i / \bar{x}_i^2,$$

где $i = 1 \div N - 1;$

$$u_{3,i} = \Delta\bar{u}_i, \; i = 1 \div N - 2.$$

Четвертый этап. Для каждого показателя характеристики строится прямая линия $x = a_0 + a_1 u_j$, где $j = \overline{1,8}$ (параметры a_0 и a_1 вычисляется при помощи метода наименьших квадратов), и вычисляется сумма квадратов отклонений фактических значений показателя от расчетных значений.

Пятый этап. Нахождение номера оптимальной функции сглаживаний. Из рассчитанных в предыдущем этапе сумм квадратов отклонений находится минимальное значение.

По минимальному среднеквадратическому отклонению найденная функция и будет оптимальной функцией предсказания.

Разработана методика расчета коэффициентов найденной оптимальной функции [1,9,10,13].

Разработаны комплексы программ для выбора адекватной модели предсказания, и в качестве примера произведен прогноз пяти технико-экономических показателей по данным хлопкоочиститительной промышленности Самаркандской области.

Установлено, что динамические процессы выравниваются наилучшим образом методом выбора модели по характеристикам приростов и параболическому методу экспоненциального сглаживания, что доказывает целесообразность применения разработанных методов и АКТИ при контроле информации.

§3.4. АКТИ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКОГО ПРЕДСКАЗАНИЯ С ОПТИМАЛЬНОЙ ПРЕДЫСТОРИЕЙ СЛУЧАЙНОГО ПРОЦЕССА

В предыдущих параграфах разработаны и исследованы АКДИ стационарного и настационарного процессов, построенные на основе статистических методов предсказания. Получены аналитические выражения погрешностей экстраполяции для различных автокорреляционных функций. При предысториях процесса n>5 доказано, что получение оценок погрешностей связано с образованием громких аналитических выкладок.

Однако, для удовлетворения ряда случаев в практике требуется нахождение оптимальной предыстории предсказуемого случайного процесса при расширенных наблюдениях.

Алгоритм Γ_3 . Цель решения задачи, в отличие от предыдущих, заключается в разработке предсказания о минимальной среднеквадратической погрешностью при расширенной предыстории контролируемых величин, и построении на основе оптимальной предыстории АКДИ.

Реализованный статистически предсказывающий алгоритм с самообучением апробирован при обработке цифровой информации о качестве руды (здесь под качеством руды понимается случайная величина, которая меняет свое значение только в практически допустимых пределах). Для организации работы алгоритма установлены априорные сведения о характере распределения случайного процесса.

Представлены эмпирические и теоретические распределения содержания металла в руде для одного основного технологического параметра. Исследования показали, что случайная величина подчиняется нормальному закону распределения, расхождение между эмпирическими и теоретическими распределениями незначительно. В основу достаточности наблюдения положена методика, изложения в [19,23]. При значении параметров $P = 0{,}95$, $t = 1{,}65$, $\Delta\alpha = 0{,}05$, $\sigma_{max} = 0{,}5$ выбранное количество наблюдений, равное N-400 скважинам, вполне достаточно.

Самообучение коэффициентов влияния ведется непрерывно. Создана локальная выборка, обучающая последовательность из 66 наблюдений. Алгоритм предназначается для определения будущих значений СВ α на основе статистической обработке накопленной информации о предыдущих значениях α.

В качестве критерия предсказания принимается минимум среднеквадратической ошибки предсказания, усредненной по всему множеству реализуемых значений. Оператор предсказания запишем в виде

$$0[f(\alpha)] = \sum_{i=1}^{N} r_i f_{\alpha_i} = f^*(\alpha + \Delta\alpha),$$

где f_{α_i} - значение контролируемой величины α_i в статистической последовательности;

$f^*(\alpha + \Delta\alpha)$ - предсказанное значение α_{i+1}.

Задача заключается в отыскании таких коэффициентов, при которых

$$\sigma_o^2 = M\left[f(\alpha + \Delta\alpha) - f^*(\alpha + \Delta\alpha)\right]^2 \to \min .$$

Коэффициенты r_i, при которых это условие выполняется, считаются оптимальными, при этом последовательность $f_{\alpha_1}, f_{\alpha_2}, \ldots$ длиной n называется предысторией.

Проведены расчеты по расширенному оператору предсказания для предысторий n=1,2,3,4,5,6,7 при линейной и нелинейной формах связи. Среднеквадратическая ошибка предсказания вычисляется по формуле

$$\sigma_o = \left[\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{N} (\alpha_{i+1} - a_{i+1}^*)\right]^{1/2}.$$

Установлено, что количество известных значений предысторий, участвующих в предсказании, существенно влияет на качество прогноза. С увеличением предыстории n>2 ошибка предсказания убывает, а дальнейшее увеличение предыстории n>5 ведет к возрастанию среднеквадратической ошибки (рис. 3.1).

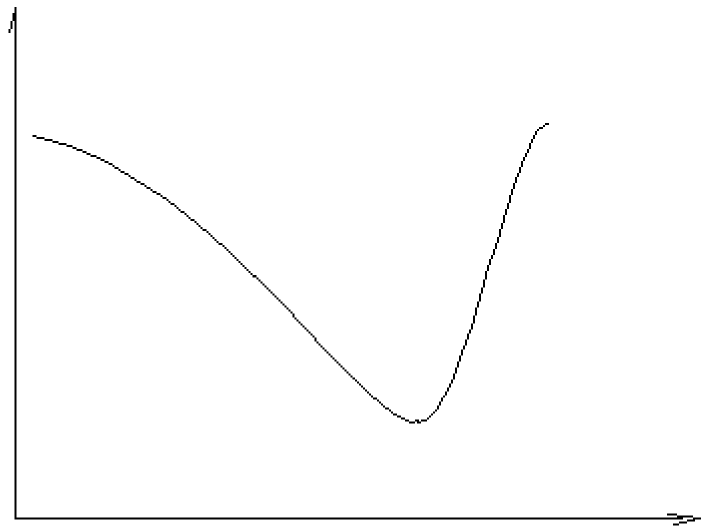


Рис. 3.1.

Значение n, при котором ошибка прогноза минимальна, будет оптимальной длиной предыстории.

Установлено, что нелинейная модель алгоритма предсказания дает меньшую погрешность, чем линейная. Оптимальной длиной является предыстория, равная пяти.

Уравнение для нелинейной модели запишется так

$$\hat{X} = 0{,}64 + 0{,}24x_1 - 0{,}25x_2 + 0{,}36x_3 - 0{,}44x_4 - 0{,}49x_5 - 0{,}22x_1^2 - 0{,}46x_2^2 - 0{,}47x_3^2 -$$
$$- 0{,}57x_4^2 + 0{,}85x_5^2 + 0{,}11x_1x_2 - 0{,}52x_1x_3 - 0{,}64x_1x_4 - 0{,}12x_1x_5 \quad .$$

Построены графики сравнения действительных а и предсказанных δ величин. Предсказанные по уравнению значения хорошо соответствуют истинным значениям. При этом, минимальная среднеквадратическая ошибка σ_o равна 0,1

Доказана эффективность применения статистически предсказывающих алгоритмов с оптимальной предысторией для контроля исходных данных.

§3.5. АКТИ НА ОСНОВЕ АДАПТИВНОЙ МОДЕЛИ ПРЕДСКАЗАНИЯ РЯДА ФУРЬЕ

Доказано, что случайные процессы с сильно меняющимися статистическими параметрами целесообразно контролировать алгоритмами, построенными на основе адаптивной модели экспоненциального сглаживания и ряда Фурье. Этими алгоритмами значительно уменьшаются погрешности предсказания и сокращаются вычислительные операции, осуществляемые при контроле информации. Теперь, сохраняя общность постановки и методики решения задач контроля информации с предсказанием, опишем модели и разработанные алгоритмы предсказания.

Адаптивный метод экспоненциального сглаживания (алгоритм Γ_4).

Формулу экспоненциального сглаживания первого порядка запишем следующим образом [12].

$$S^{(1)}(t_0) = \alpha x_t + (1-\alpha)S^{(1)}(t_0 - 1),$$

где α - постоянный параметр сглаживания.

Применяя операцию сглаживания повторно к уже оглаженным значениям функции x_t получим функции сглаживания второго, третьего и других n порядков.

$$S^{(2)}(t_0) = \alpha S^{(1)}(t_0) + (1-\alpha)S^{(2)}(t_0 - 1);$$
$$S^{(3)}(t_0) = \alpha S^{(2)}(t_0) + (1-\alpha)S^{(3)}(t_0 - 1);$$
$$\cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \cdot$$
$$S^{(n)}(t_0) = \alpha S^{(n-1)}(t_0) + (1-\alpha)S^{(n)}(t_0 - 1).$$

Для использования экспоненциального сглаживания в целях предсказания временные ряды первоначально задаются описанием тренда в наиболее общей форме степенного полинома

$$f(t) = a_0 + a_1 t + \ldots + \frac{1}{i!} a_i t^i + \ldots + \frac{1}{n!} a_n t^n \quad .$$

Коэффициенты a_i этого полинома могут быть выражены через функции сглаживания различного порядка исходного числового ряда.

В практике предсказания обычно используется метод экспоненциального сглаживания для полиномов производится следующим алгоритмов.

Вычисляются экспоненциальные средние:

$$S_t^{(1)} = \alpha x_t + (1-\alpha) S_{t-1}^{(1)};$$
$$S_t^{(2)} = \alpha S_t^{(1)} + (1-\alpha) S_{t-1}^{(2)},$$

где $t = \overline{2, N}$, N – количество предысторий;

$$\alpha = \frac{2}{1+N}; \quad S_t^{(1)} = S_t^{(2)} = x_t, \quad t = 1.$$

Корректированные коэффициенты вычисляются по формулам:

$$A_t^{(1)} = 2 \cdot S_t^{(1)} - S_t^{(2)};$$
$$A_t^{(2)} = \frac{\alpha}{1-\alpha}\left(S_t^{(1)} - S_t^{(2)}\right), \ t = \overline{2, N}.$$

Значение предсказания вычисляется по формуле

$$x_l = A_N^{(1)} + A_N^{(2)}, \quad l = \overline{1.L}.$$

Предсказание методом экспоненциального сглаживания для полинома второго порядка производится следующим образом.

Вычисляются экспоненциальные средние по формулам:

$$S_t^{(1)} = \alpha x_t + (1-\alpha) S_{t-1}^{(1)};$$
$$S_t^{(2)} = \alpha S_t^{(1)} + (1-\alpha) S_{t-1}^{(2)},$$
$$S_t^{(3)} = \alpha S_t^{(2)} + (1-\alpha) S_{t-1}^{(3)},$$

где $t = \overline{2, N}; \quad \alpha = \frac{2}{1+N}; \ S_t^{(1)} = S_t^{(2)} = S_t^{(3)} = x_t, \quad t - 1$.

Далее вычисляются корректирование коэффициенты:

$$A_t^{(1)} = 3 \cdot (S_t^{(1)} - S_t^{(2)}) + S_t^3;$$
$$A_t^{(2)} = \frac{\alpha^2}{(1-\alpha)^2}\left((6-5\alpha) S_t^{(1)} - 2(5-4\alpha) S_t^{(2)} + (4-3\alpha) S_t^3\right);$$
$$A_t^{(3)} = \frac{\alpha^2}{(1-\alpha)^2}\left(S_t^{(1)} - 2S_t^{(2)} + S_t^3\right).$$

Значение предсказания вычисляется по формуле

$$x_l = A_N^{(1)} + lA_N^{(2)} + \frac{l^2}{2} A_N.$$

Разработаны алгоритмы и программы решения задачи предсказания методом экспоненциального сглаживания и АКТИ [12].

Предсказание на основе ряда Фурье (алгоритм Г5). Пусть нам задан временной ряд $(\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_N)$ с сильно колеблющимся параметром. Сначала для этого ряда находим тренд из множества сглаживающих функций, и на основе критерия минимального среднеквадратического отклонения выбирается адекватная.

Предположим, что трендом является функциональная зависимость вида $\bar{x}_t = f(t)$. Переменная представляет время и пробегает целые значения от t=1 до t=N, где N = число наблюдений переменной x_t. Тогда остаток $z_t = x_t - \bar{x}_t$ будет лишен тренда. Образованный из остатков временной ряд $z_1, z_2, \ldots, z_N$. Можно представить в виде ряда Фурье [14]

$$z_t = \mu + \sum_{i=1}^{N} \alpha_i \cos w_i t + \sum_{i=1}^{N} \beta_i \sin w_i t \ .$$

Пользуясь некоторыми свойствами ортогональности синусов и косинусов, оценки параметров разложения можно записать следующим образом:

$$\alpha_i = \begin{cases} \frac{2}{N} \sum_{t=1}^{N} z_t \cos w_i t \ , & i = 1 \div n - 1 \\ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} z_t \cos w_i t \ , & i = 1 \div n. \end{cases}$$

$$\beta_i = \begin{cases} \frac{2}{N} \sum_{t=1}^{N} z_t \sin w_i t \ , & i = 1 \div n - 1 \\ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} z_t \sin w_i t \ , & i = 1 \div n. \end{cases}$$

где $w_i = 2\pi i / N, \ n = N/2, \ N -$ четное число. В данной формуле μ среднее значение рассматриваемого ряда находится формулой

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} z_t \ .$$

Для предсказания значений временного ряда $x_t, \ t = 1 \div N$ с упреждением $l, \ l = 1 \div N$ можно записать следующую формулу

$$x(N + l) = \hat{x}(N + l) + z(N + l),$$

где $\hat{x}(N+l) = f_p(N+l)$ - предсказанные значения тренда среднего;

$$z(N+l) = \mu + \sum_{i=1}^{N} \alpha_i \cos w_i t + \sum_{i=1}^{N} \beta_i \sin w_i t$$

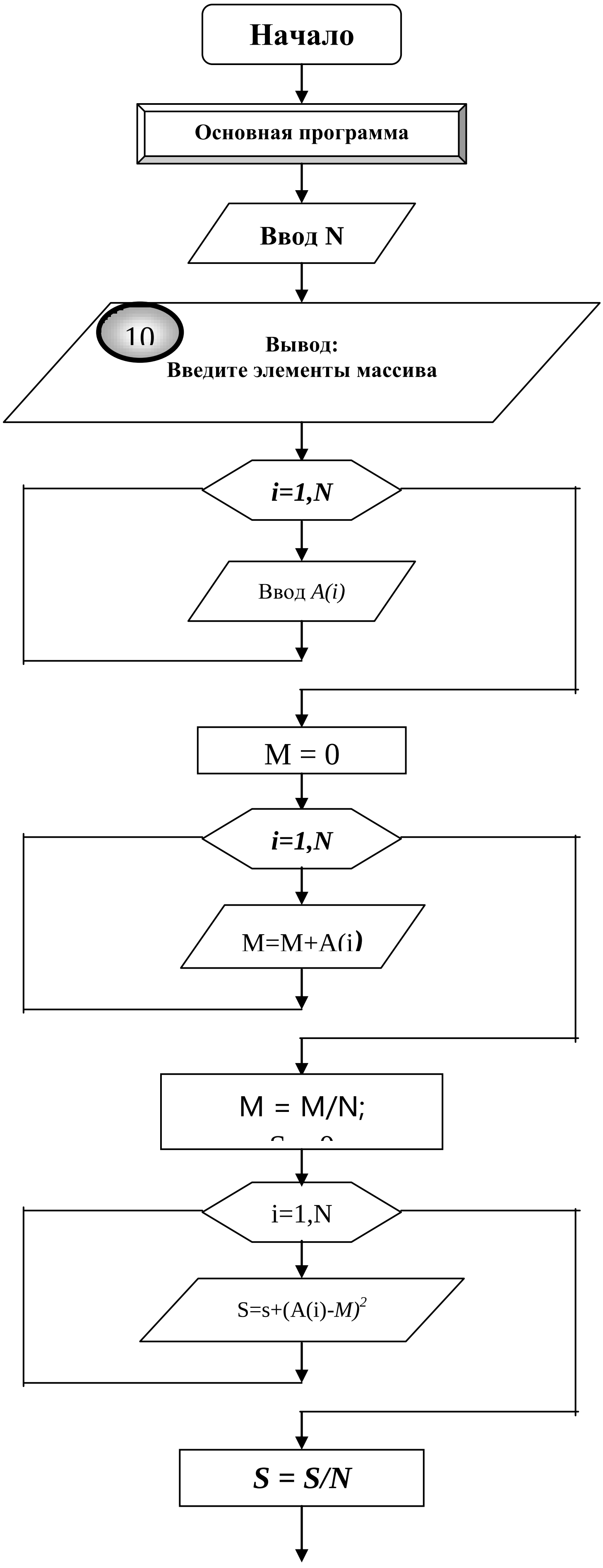
предсказанные значения колеблющихся остатков, в них

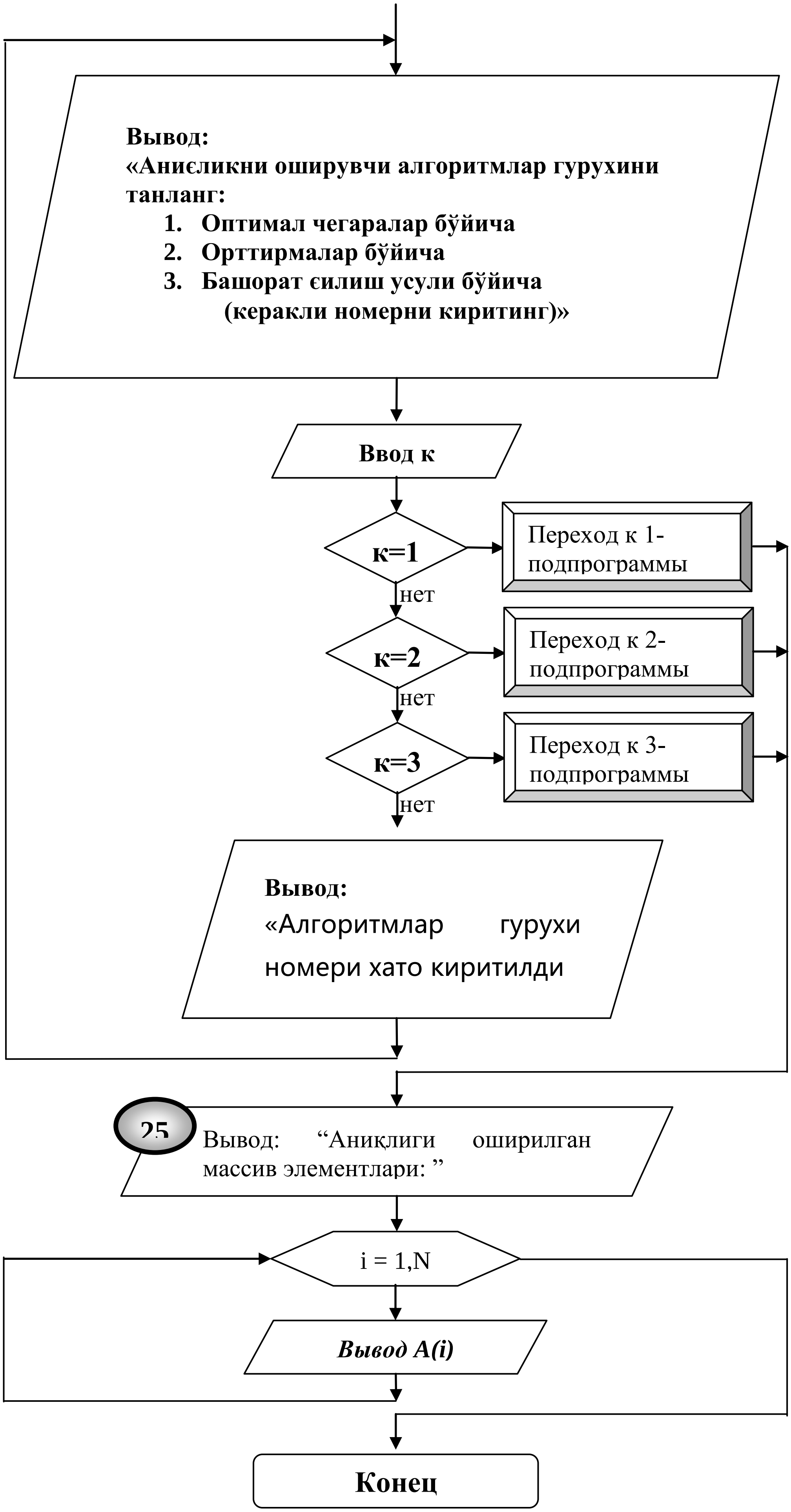
$w_i = \frac{2\pi i}{N+l}, \quad t = N+1 \div N+L$.

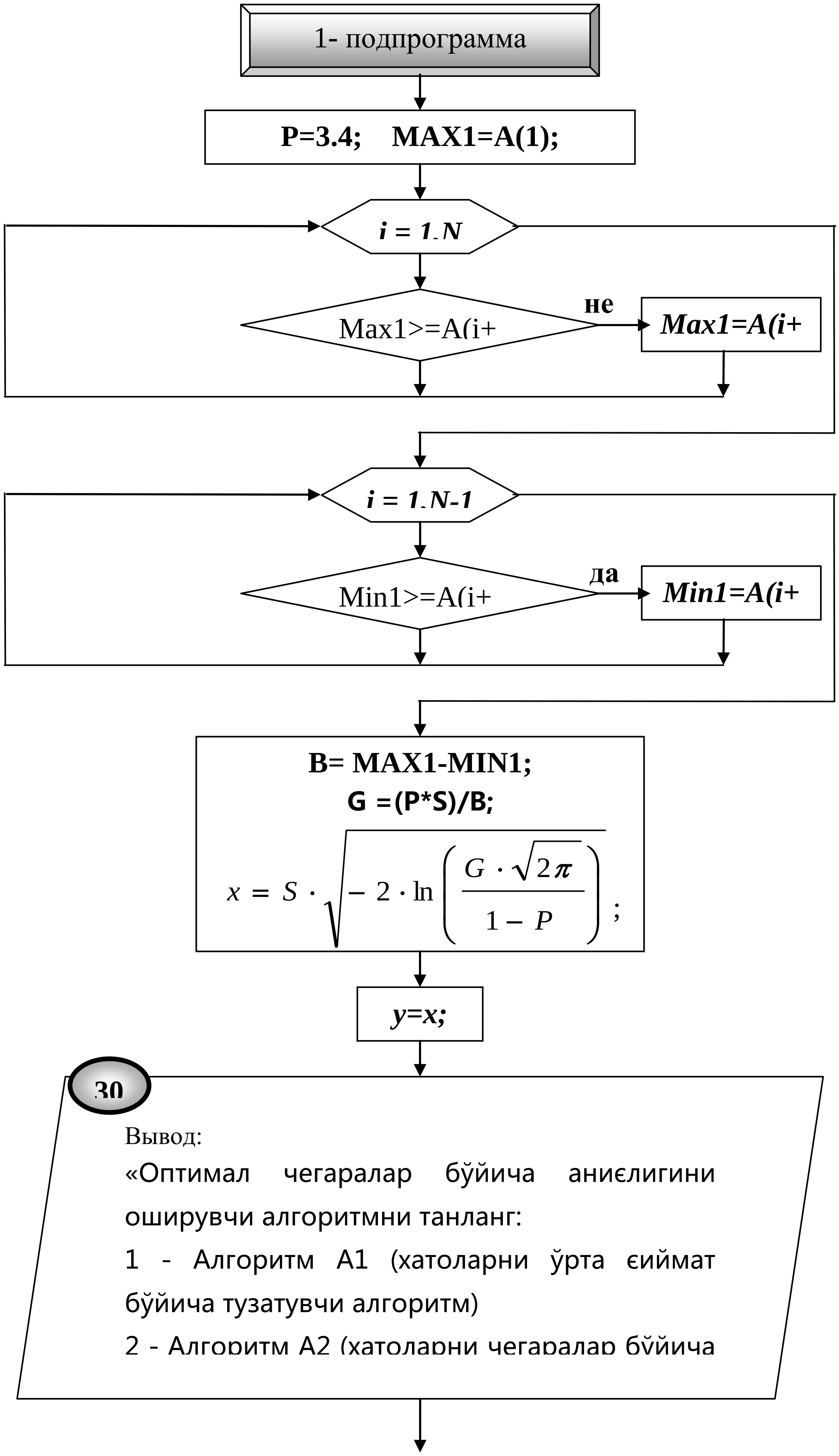
Разработаны алгоритмы и программы решения задач предсказания по ряду Фурье и на основе этого реализованы АКТИ.

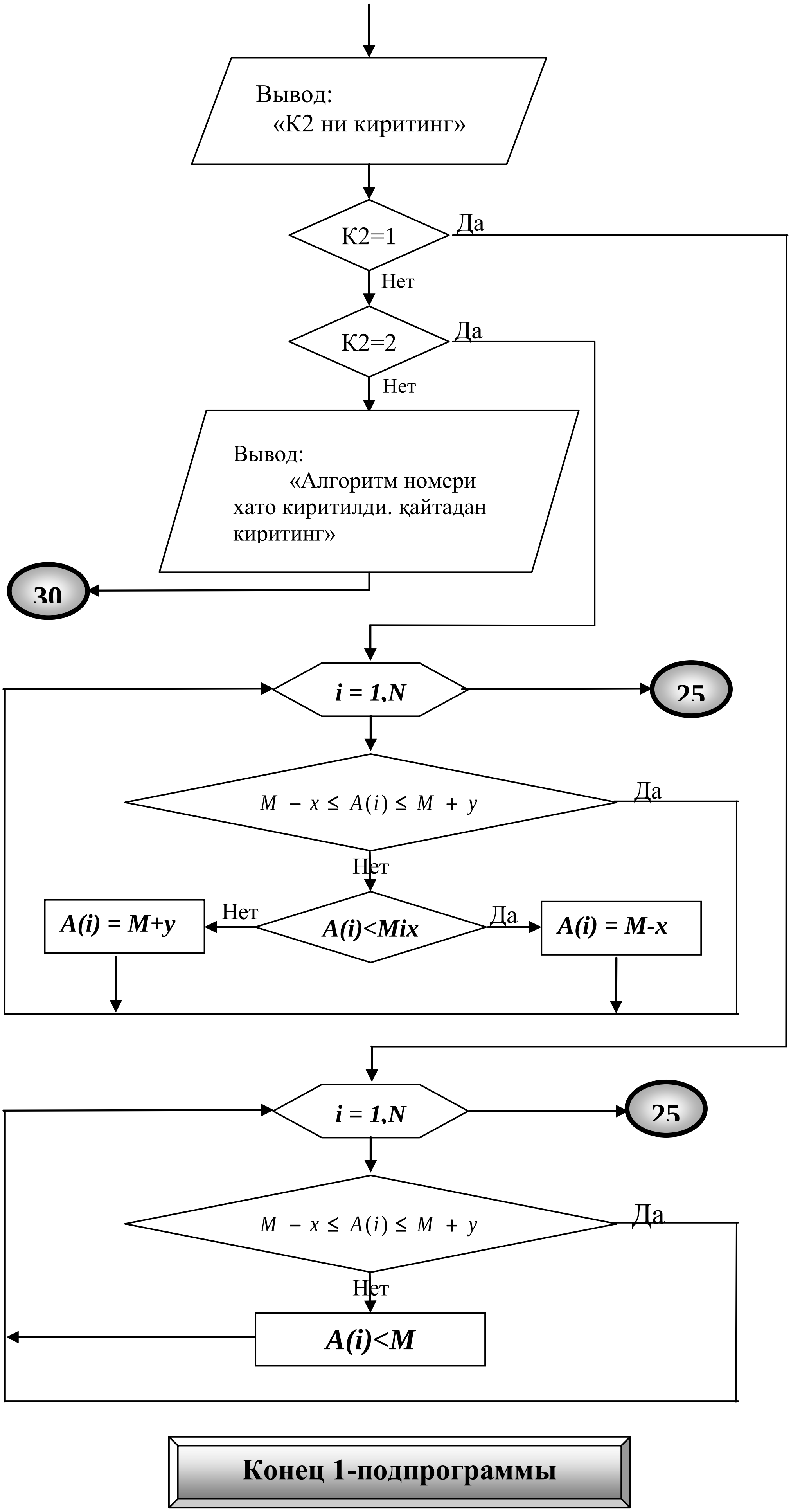
ГЛАВА 4. АЛГОРИТМИЗАЦИЯ И РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДОВ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ИНФОРМАЦИИ

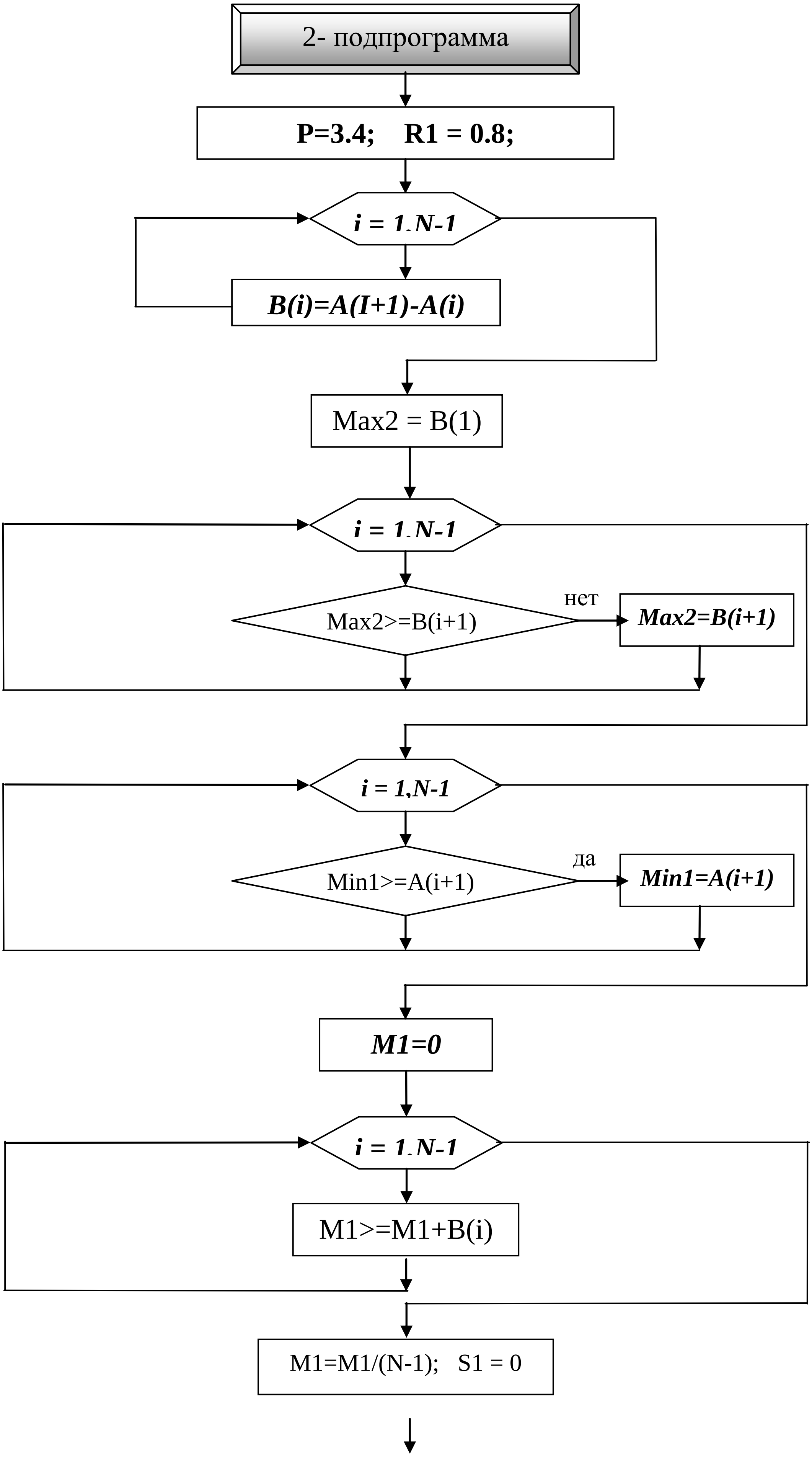
§4.1 АЛГОРИТМИЗАЦИЯ МЕТОДОВ КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ДАННЫХ

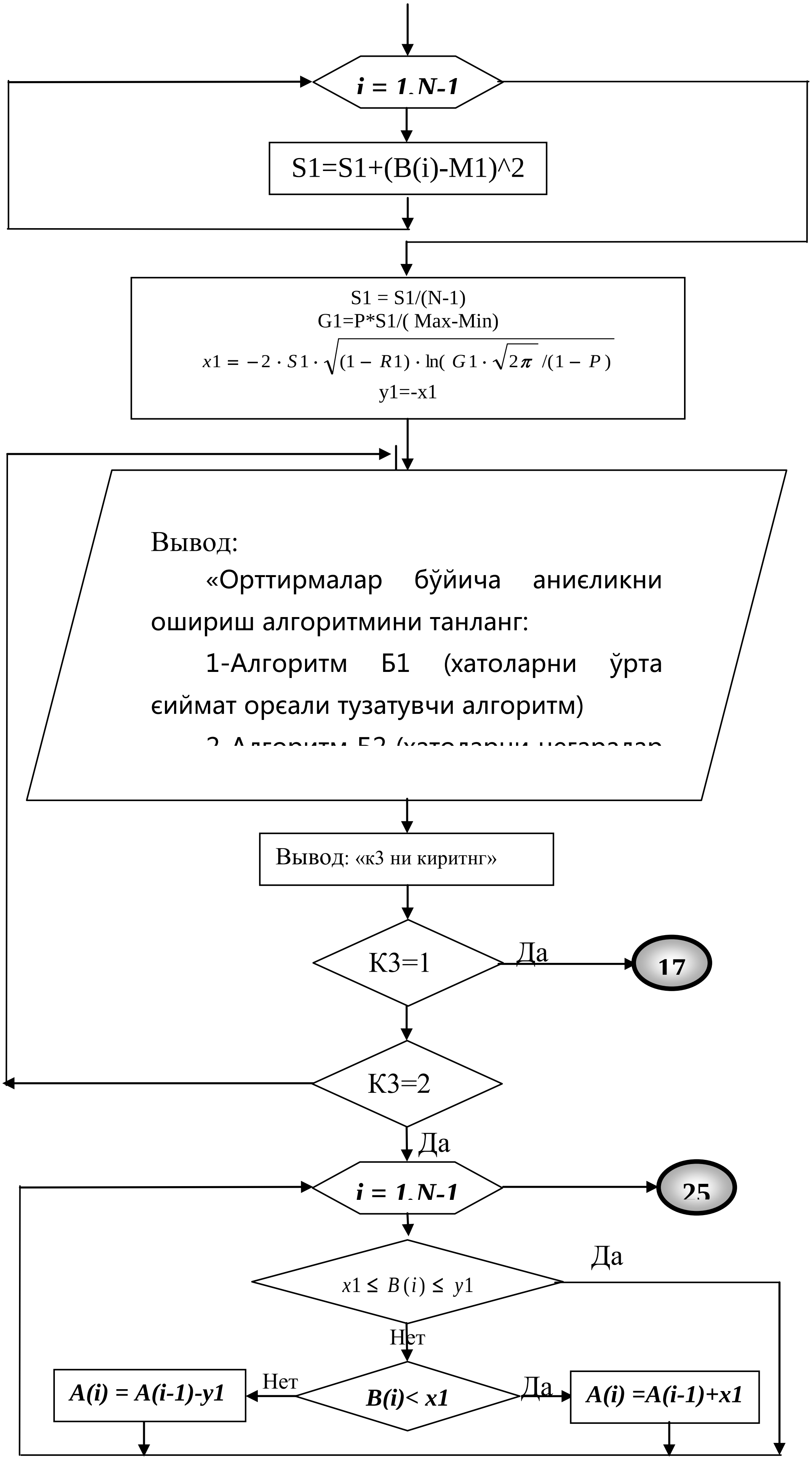


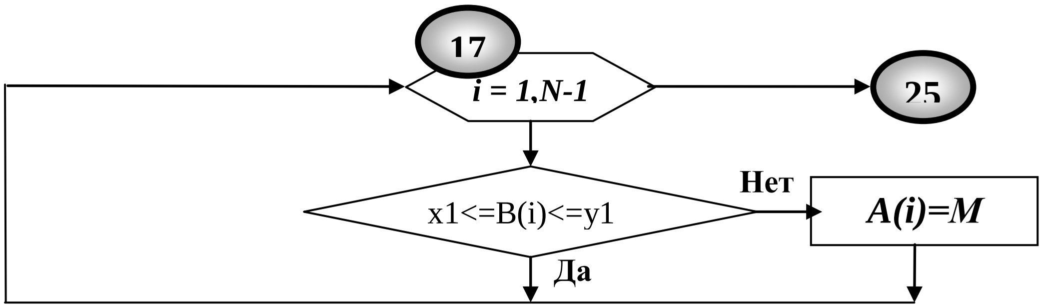

Вывод:
«Аниєликни оширувчи алгоритмлар гурухини танланг:
1. Оптимал чегаралар бўйича
2. Орттирмалар бўйича
3. Башорат єилиш усули бўйича
(керакли номерни киритинг)»
Ввод к
к=1
нет
Переход к 1-подпрограммы
к=2
нет
Переход к 2-подпрограммы
к=3
нет
Переход к 3-подпрограммы
Вывод:
«Алгоритмлар гурухи номери хато киритилди
25
Вывод: “Аниқлиги оширилган массив элементлари: ”
i = 1,N
Вывод A(i)
Конец


1- подпрограмма
P=3.4; MAX1=A(1);
i = 1.N
Max1>=A(i+
не
Max1=A(i+
i = 1.N-1
Min1>=A(i+
да
Min1=A(i+
B= MAX1-MIN1;
G =(P*S)/B;
$x = S \cdot \sqrt{-2 \cdot \ln\left(\frac{G \cdot \sqrt{2\pi}}{1-P}\right)}$;
y=x;
30
Вывод:
«Оптимал чегаралар бўйича аниєлигини оширувчи алгоритмни танланг:
1 - Алгоритм А1 (хатоларни ўрта єиймат бўйича тузатувчи алгоритм)
2 - Алгоритм А2 (хатоларни чегаралар бўйича

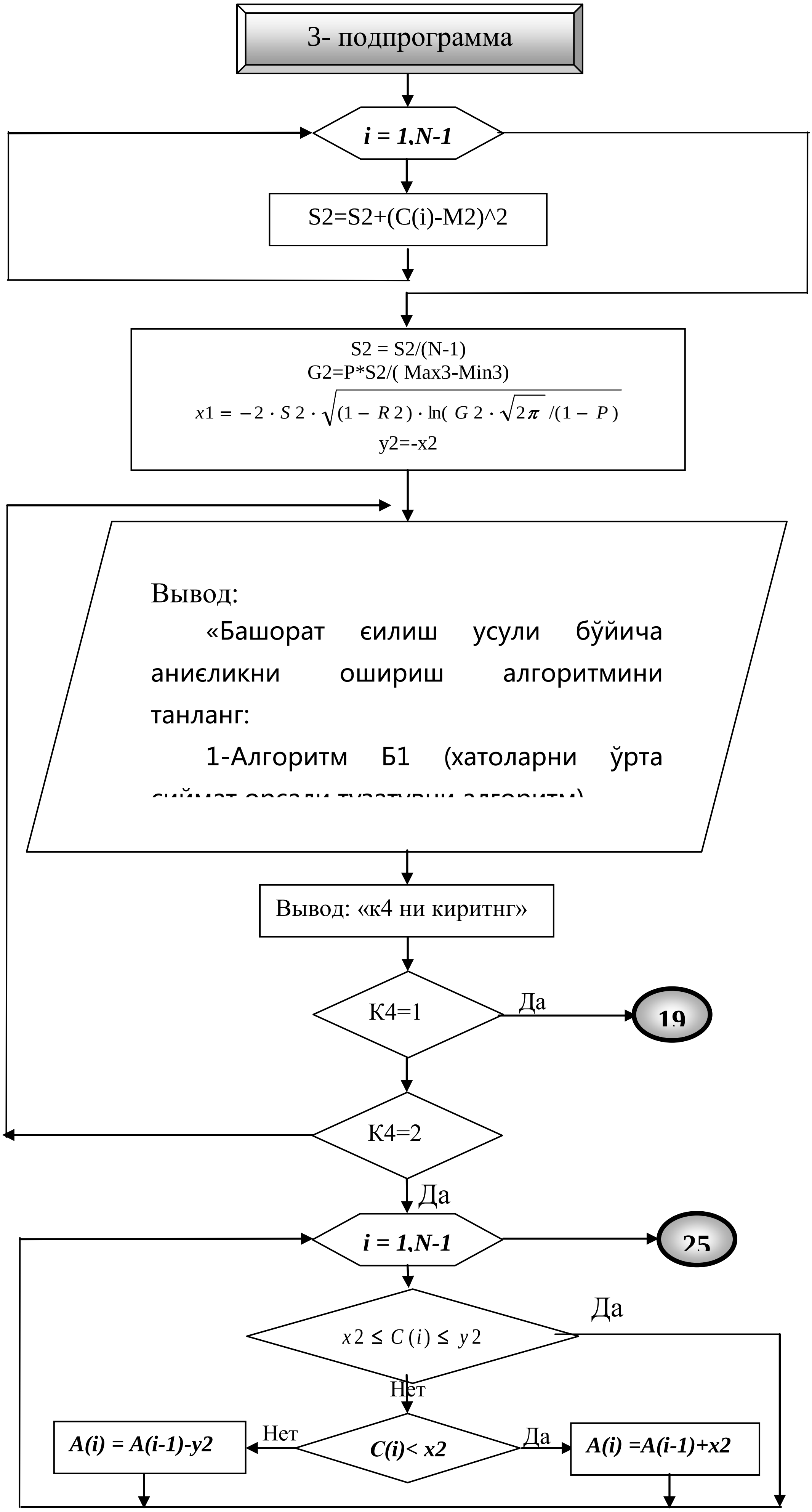

Вывод:
«К2 ни киритинг»
К2=1
Да
Нет
К2=2
Да
Нет
Вывод:
«Алгоритм номери хато киритилди. қайтадан киритинг»
30
i = 1,N
25
M − x ≤ A(i) ≤ M + y
Да
Нет
A(i) = M+y
Нет
A(i)<Mix
Да
A(i) = M-x
i = 1,N
25
M − x ≤ A(i) ≤ M + y
Да
Нет
A(i)<M
Конец 1-подпрограммы


2- подпрограмма
P=3.4; R1 = 0.8;
i = 1,N-1
B(i)=A(I+1)-A(i)
Max2 = B(1)
i = 1,N-1
Max2>=B(i+1)
нет
Max2=B(i+1)
i = 1,N-1
Min1>=A(i+1)
да
Min1=A(i+1)
M1=0
i = 1,N-1
M1>=M1+B(i)
M1=M1/(N-1); S1 = 0

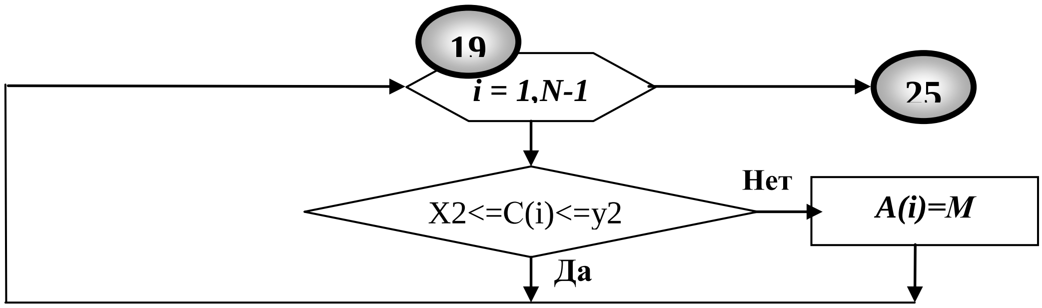

i = 1..N-1
S1=S1+(B(i)-M1)^2
S1 = S1/(N-1)
G1=P*S1/(Max-Min)
x1 = −2 · S1 · √((1 − R1) · ln(G1 · √2π /(1 − P))
y1=-x1
Вывод:
«Орттирмалар бўйича аниєликни ошириш алгоритмини танланг:
1-Алгоритм Б1 (хатоларни ўрта єиймат орєали тузатувчи алгоритм)
Вывод: «к3 ни киритнг»
К3=1
Да
17
К3=2
Да
i = 1..N-1
25
x1 ≤ B(i) ≤ y1
Да
Нет
A(i) = A(i-1)-y1
Нет
B(i)< x1
Да
A(i) =A(i-1)+x1



Конец 2-подпрограммы



3- подпрограмма
i = 1,N-1
S2=S2+(C(i)-M2)^2
S2 = S2/(N-1)
G2=P*S2/(Max3-Min3)
$x1 = -2 \cdot S2 \cdot \sqrt{(1 - R2) \cdot \ln(G2 \cdot \sqrt{2\pi} /(1 - P)}$
y2=-x2
Вывод:
«Башорат єилиш усули бўйича аниєликни ошириш алгоритмини танланг:
1-Алгоритм Б1 (хатоларни ўрта
Вывод: «к4 ни киритнг»
К4=1
Да
19
К4=2
Да
i = 1,N-1
25
$x2 \le C(i) \le y2$
Да
Нет
A(i) = A(i-1)-y2
Нет
C(i)< x2
Да
A(i) =A(i-1)+x2



3-подпрограмма тугади

В этой блок-схемы приняты следующие обозначения:

N- Число элементов исходного массива;

A(i)- Исходный массив

M- Среднее значение элементов массива;

S- Дисперсия элементов массива

K- Номер групп алгоритмов

Max1- Максимальный элемент массива A(i)

Min1- Минимальный элемента массива A(i)

P- Вероятность ошибок

B и B1- Диапазон изменения значений элементов массивов A(i) и B(i)

M-x- Установленная нижняя граница

M+y- Установленная верхняя граница

R1- Коэффициент автокорреляции элементов массива A(i)

B(i)- Массив, составленная из приращений элементов массива A(i)

M1- Среднее значение элементов массива B(i)

S1- Дисперсия элементов массива B(i)

X1- Установленная нижняя граница для элементов B(i)

Y1- Установленная верхняя граница для элементов B(i)

C(i)- Массив составленный из предсказанных значений элементов массива

Max2- Максимальный элемент массива B(i)

Min2- Минимальный элемент массива B(i)

Max3- Максимальный элемент массива C(i)

Min3- Минимальный элемент массива C(i)

M2- Среднее значение элементов массива C(i)

S2- Дисперсия элементов массива C(i)

X2- Установленная нижняя граница для элементов C(i)

Y2- Установленная верхняя граница для элементов C(i)

§4.2. ОПИСАНИЕ ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА КОНТРОЛЯ ТОЧНОСТИ ИНФОРМАЦИИ

Назначение программного комплекса

Комплекс программ CONTROL предназначен для повышения точности контроля контроля предаваемая информации по своей природе непрерывной (медицинская, метрологическая, параметры технологических процессов и др.). Предполагается заданными первичные сведения о статистических и динамических свойствах исходных данных. В данном случае нами решена задача контроля информации нестационарного процесса.

Разработанный комплекс программ привязывается к основным подсистемам, функциональных задач информационных систем различного назначения и представляется в виде пакета программ на современных ЭВМ.

Условия выполнения программы

Комплекс **CONTROL** создан в среде **DELPHI 7** и состоит из основной программы, из трех подпрограмм, а также выполняемого файла **control.exe.**

Комплекс функционирует под операционной системой **WIN 32 (Windows 95; 98; 2000; XP; NT и др.).**

Для нормального функционирования комплекса **CONTROL** требуются:

- IBM совместимый компьютер с ОС WIN 32:

- 490 кб оперативной памяти для установки комплекса и свободное место на диске в 1,5 раза превышающее размер обрабатываемого файла.

Выполнение программы

После запуска программы **control.exe** на мониторе появляется окно, которое содержит группу окон («Введите количество элементов массива», «Ввод элементов массива», «Ввод элементов массива из файла») и две кнопки («Выход», «Далее»).

С соответствующего окна вводится число элементов массива и элементы массива (с клавиатуры или с файла). Введенные элементы массива отражаются в правом окне отражения данных (рис.4.1).

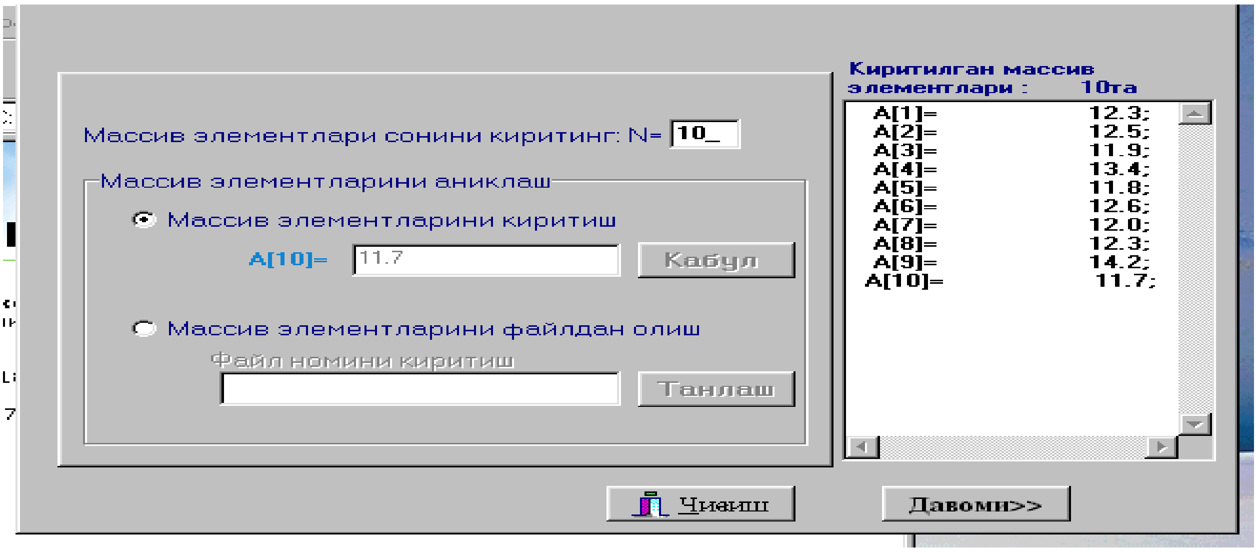


Рис.4.1

После ввода исходных данных нажимается кнопка «Давоми». После нажатия кнопки «Давоми» открывается окно выбора алгоритмов повышения точности исходных данных (на рис.4.2 выбран метод «Оптимал чегаралар буйича» и алгоритм «Хатоларни чегаралар буйича тузатиш»).

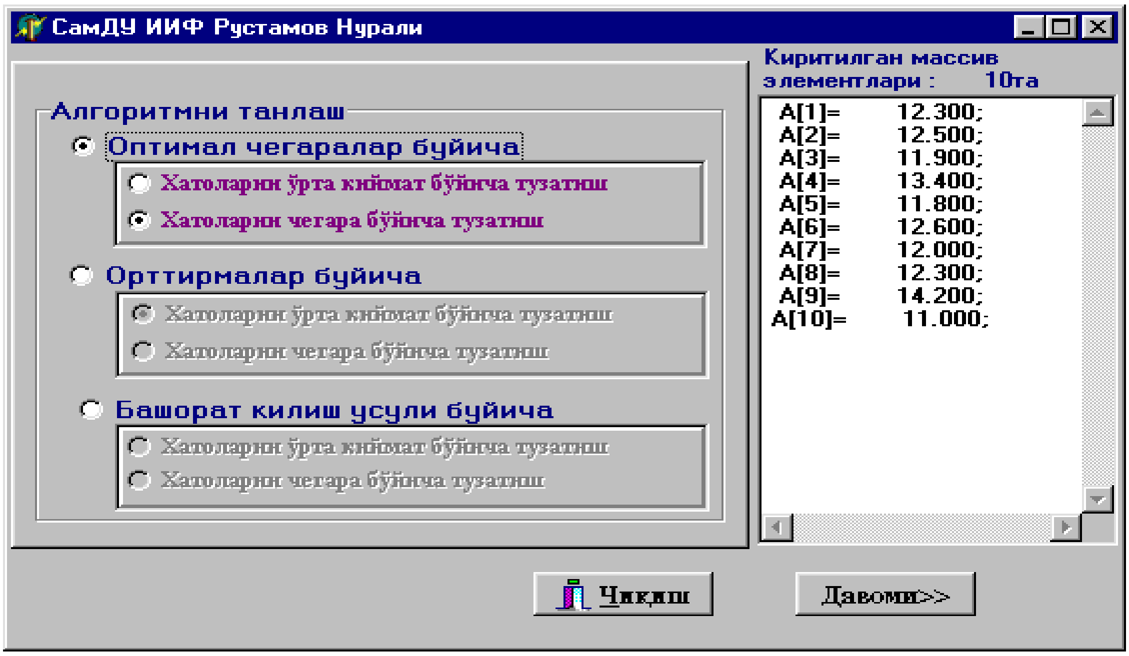


Рис.4.2

После выбора соответствующего алгоритма из числа реализованных шести алгоритмов контроля точности информации нажимается кнопка «Давоми» и начинается процесс контроля ошибок для повышения точности исходных данных. Эффективность алгоритмов проверены при значениях следующих элементов:

A(1)=12,3	A(4)=13,4	A(7)=12,0
A(2)=12,5	A(5)=11,8	A(8)=12,3
A(3)=11,9	A(6)=12,6	A(9)=14,2

A(10)=11,7

Из них элементы A(3); A(4); A(5); A(7); A(9); A(10) считались искаженными. Требовалось обнаруживать значения ошибочных элементов и исправлять их значения согласно правил выбранного алгоритма.

Результаты обнаруженных и исправленных ошибок отражается в соответствующем окно (Рис. 4.3).

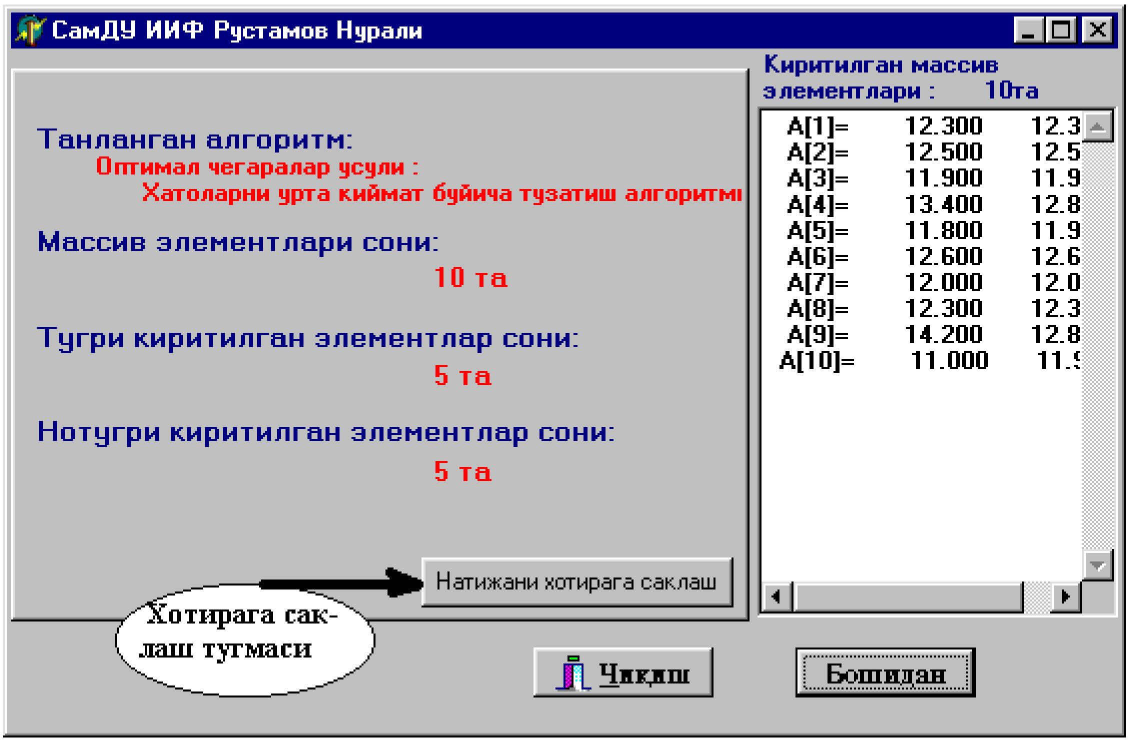
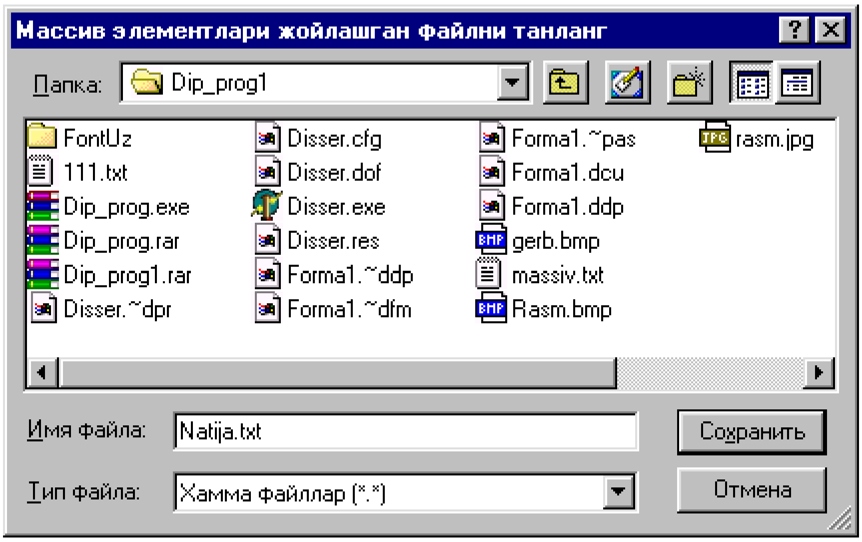


Рис.4.3

Для проверки следующего массива нажимается кнопка «Бошидан» и процесс контроля ошибок и повышения точности исходных данных начинается заново.

Для завершения процесса нажимается кнопка «Чикиш».

Все контролированные исходные данные сохраняются в файле **massiv.txt.**



В Ы В О Д Ы

1. Установлено, что передаваемые данные отражают сложный динамический процесс, и контроль информации следует организовать с учетом нестационарности его статистических параметров. В случае изменения среднего значения следует применять разработанные АКТИ на основе оптимальной трендовой модели и линейной регрессии; дисперсии – АКДИ на основе адаптивной модели экспоненциального сглаживания и ряда Фурье; автокорреляции – АКТИ на основе предсказания с оптимальной предысторией.

2. Определено, что при выборе оптимальной трендовой модели следует применять метод выбора по характеристикам приростов динамических рядов. При этом, погрешность предсказания в 8-10 раз меньше погрешностей моделей, выбранных по критерию среднеквадратического отклонения и адаптивной экспоненциальной модели.

3. Доказано, что эффективность применения методов предсказания сильно зависит от статистических свойств исходного процесса. Контроль информации стационарных процессов рекомендуется проводить по АКТИ, построенным на основе выбора модели по среднеквадратической погрешности; нестационарного процесса – по АКТИ, построенным на основе выбора моделей предсказания по характеристикам приростов динамических рядов; кусочно-стационарного процесса – по АКТИ, построенным на основе адаптивной нелинейной модели экспоненциального сглаживания.

4. Выявлено, что для изученных условий значения критерия множественной корреляции почти одинаковы, и любые из разработанных семи моделей регрессии могут применяться для построения АКТИ.

5. Получены общие и частные решения задач контроля точности информации. Разработанные методики и алгоритмы моделей предсказания реализованы на ЭВМ.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аллаёров С.П., Жуманов И, И. Методика синтеза надежности функционирования информационной системы АСУ. / Тезисы докладов Республиканской научно-практической конференции студентов, молодых ученых и специалистов "Достижения науки молодых производству". Ташкент,1991, с.3.

2. Бройдо В.Л. Достоверность экономической информации в АСУ.- Л.:Изд-во ЛГУ, 1984, с.200.

3. Вагин А.С., Плотникова В.И. Сравнительный анализ двух методов контроля реквизитов признаков во входной информации, применяемых в АСУ // Тр.МЭСИ; Теория и практика механизированной обработки информации. М.:1967, с.42.

4. Глушков В.М. Введение в АСУ - Киев: Техника, I972.

5. Домрачев В М., Кайгородцев Г.И., Терещенко Е.П. Методы контроля информации в АСУ // В сб.:Вопросы технического и информационного обеспечения АСУ. Новосибирск, 1971, с.3-12.

6. Дмитриев Н.И., Пескова Н.С. Исследование эффективности методов контроля в АСУ по модулю//В сб. научных трудов центрально-исследовательского института организации и техники управления. Вып. 2, I977.

7. Дмитриев Н.И., Пескова Н.С. Исследование эффективности некоторых методов контроля информации в АСУ//Механизация и автоматизация производства. Б 9, I978.

8. Дубина Д. Методы контроля достоверности первичной информации банка данных,0"Кибернетика и ВУЗ", - Томск, I987, вып.22, с.Е38-I44.

9. Жуманов И.И. Разработка теории, исследование, практическое применение методов контроля и нормирование информации со статистической избыточностью//- Докт. дисс., Ташкент, I984.

10. Жуманов И.И. Моделирование процессов обработки информации; для директивных органов области. Ташкент, изд-во ФАН, 1984.

11. Жуманов И.И., Амеров С.П. Методы контроля достоверности информации методические материалы по разработке и использованию средств интенсификации учебно-воспитательного процесса "Компьютер в учебном процессе". Ташкент, илмий маколалар туплами/Тошкент, I990. с.88.

12. Жуманов И.И., Аллаеров С.П. Алгоритм контроля передачи обработки видеоинформации//Сборник научных трудов. Ташкент,НIIО "Кибернетика", I993, с.40-44.

13. Жуманов И.И., Мингбаев Н.С. Информационная оценка эффективности контроля по границами'./- В сб.:Вопросы кибернетики, вып.94, Ташкент, I977, с.33-38.

14. Жуманов И.И., Мингбаев Н.С. Контроль достоверности информации в территориальной автоматизированной системе управления//В сб.:Вопросы РАСУ, вып.II, Ташкент, I977, с.64-67.

15. Железнов Н.А. Синтез информационных систем и использование избыточности в информационных системах, М, :Мир, I975.

16. Крамеров В.Г., Кравченко Л.Д., Алексеева Б.Л. Об одном методе повышения достоверности регистрации информации в АСУ.— Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. Харьков, 1974, вып. 30, с.81,85.

17. Кабулов В.К. Алгоритмические методы исследования социально-зкономических систем (статья первая). В сб.:Вопросы РАСУ, ' вып.5, Ташкент, I976, с.3-33.

18. И.И.Жуманов, Н.С. Мингбаев. Методы обнаружения и исправления ошибок оператора в информационных системах. В ст. “Вопросы кибернетики”, вып. 159, 2000 г;

19. И.И.Жуманов, Н.С.Мингбаев. Исследование методов контроля достоверности информации стационарного процесса. Узбекский журнал “Проблемы информатики и энергетики”. №3, 2000, Ташкент, стр. 7-12;

20. И.И. Жуманов, Н.С. Мингбаев, М.Х.Лутфиллаев. Использование информационных технологии в вычислительной диагностике. Там, же;

21. И.И. Жуманов, Н.С. Мингбаев. Методы и алгоритмы обработки текстовой информации. Материалы республиканской научной конференции “Проблемы алгоритмического программирования”, 11-13 октябрь, 2000 г. Ташкент, стр. 45-46;

22. И.И. Жуманов, Н.С. Мингбаев. Алгоритмические методы повышения достоверности текстовой информации. Там,же.стр. 46-47;

23. И.И. Жуманов, Н.С. Мингбаев. Создание системы обработки деловой информации в деятельности предприятий и организаций. В матер. научно- практической конференции “Кичик ва урта бизнесда менеджмент муаммолари”, Самарканд, 2000 й;

24.Ахатов А.Р. Жуманов И.И. Алгоритмизация процессов обработки документированной информации. Доклады и тезисы "Современные проблемы алгоритмизации и программирования"; Ташкент, 5-7 сентября, 2001 стр.378.

25.Ахатов А.Р. Жуманов И.И. Обнаружение и исправление ошибок в машинописных текстах на узбекском, русском и английском языках. там же. стр. 379.

26. Жуманов И.И. Разработка программного комплекса обнаружения и исправления буквенных ошибок в текстовой информации. Доклады и тезисы респ.научн. конференции, 5-7 сентября, 2001 г.стр.46

27.А.Р.Ахатов. Алгоритм обнаружения и исправления ошибок оператора в информационных системах. В сб. тезис. Междун. студент. конференц. Новосибирск, НГУ, 2001г.

28. Николаев Ф.А., Фомин В.И., Хохлов Л.М. Проблемы повышения достоверности в информационных системах. - Л.: Энергоиздат., 1982, с.144.

29. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации.- М: Финансы и статистика, 2002 г., с. 44-50.

30. Пепеляев А.Н., Замятина Е.Б. О статистике ошибок операторов. Тр. НИИУМС, вып. XII, Пермь, 1974, с. 235-248.

31. Пепеляев А.Н., Замятина Е.Б. Об эффективности метода контроля информации, вводимой в ЭВМ. – Приборы и системы управления, №3, 1977, с. 80-87.

32. Пепеляев А.Н., Липин Ю.П., Пименова В.Ю. Анализ стоимости и трудоемкости ввода информации в ЭВМ при использовании различных методов контроля. –Тр. НИИУМС, вып. XII, Пермь, 1974, с. 190-197.

33. Пугачев В.С. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Наука, 1979, 204 с.

34. Пуртов Л..П., Замрий А.С., Захаров А.И Основные закономерности распределения ошибок в дискретных каналах связи. Электросвязь, №12, 1967, с. 1-8.

35. Расторгуев С.. Программные методы защиты информации в компьютерах и сетях.- М.: Яхтсмен, 1993 г., 188 с.

36. Руднев Ю.П., Зотов В.М. Об одном подходе к обеспечению достоверности данных в АСУ – Управляющие системы и машины , №1, 1981, с. 102-107.

37. Румшиский Л.З. Математическая обработка результатов эксперимента. М.: Наука, 1971, 165 с.

38. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер, 2002, 120 с.