

В. В. АРАКЕЛЬЯН, А. Д. ЗАЙЦЕВА, Л. С. САРКИСЯНЦ

(Грозный)

АВТОМАТИЧЕСКИЙ АДАПТИВНЫЙ СБОР ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЗАЦИИ МИКРОБИОЛОГИЧЕСКОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

Автоматический сбор экспериментальных данных в автоматизированных проблемно-ориентированных комплексах (АПОК), обслуживающих эксперименты по культивированию микроорганизмов, осуществляется в реальном масштабе времени микропроцессорным комплексом путем дискретного опроса сигналов датчиков основных параметров процесса биосинтеза.

В условиях ограниченных ресурсов микропроцессорного комплекса при традиционных методах автоматического сбора информации в АПОК поступает значительное количество избыточных данных, что обуславливается следующими факторами [1, 2]:

- 1) равномерная дискретизация сигналов датчиков, соответствующая наиболее высокочастотной ожидаемой составляющей сигналов;
- 2) многопараметричность и длительность процесса биосинтеза (до 400 ч), а также нестационарность контролируемых параметров;
- 3) априорная недостаточность знаний ширины спектров сигналов, вводимых в АПОК.

Указанные обстоятельства приводят к неэкономичному использованию не только каналов связи, оперативной и внешней памяти АПОК, но и ресурсов микропроцессора в результате избыточного обращения последнего к устройствам аналогового ввода-вывода информации и прерываний фоновых задач. Так, исследования авторов показали [2], что при традиционных методах сбора информации в систему поступает в среднем до 90% данных, не несущих полезной информации, и процессор выполняет до 70% избыточных обращений к устройству аналогового ввода-вывода информации. Поэтому актуальна такая организация автоматического сбора данных, при которой одновременно экономятся память, временные ресурсы процессора, связанные с обращениями к устройству аналогового ввода-вывода информации, и происходит разгрузка каналов связи комплекса. Вследствие отсутствия соответствующих алгоритмов, простых в программной реализации, ниже рассматриваются метод и алгоритм автоматического сбора данных, обеспечивающие эффективное решение данной задачи.

Для любого непрерывного сигнала существует оптимальный интервал дискретизации, который при выбранном методе аппроксимации обеспечивает заданную погрешность восстановления исходного сигнала. Из системного анализа микробиологического эксперимента как объекта автоматизации следует [3], что измеряемые сигналы датчиков процесса биосинтеза представляют собой медленно меняющиеся сравнительно «гладкие» функции времени, у которых производные, начиная с третьей, практически равны нулю. При этом сигналы контролируются на достаточно большом интервале времени и характеризуются на нем различной динамичностью. Поэтому для устранения избыточных данных и обращений процессора к устройству аналогового ввода-вывода информации частота опроса сигналов датчиков (при фиксированных значениях погрешности и методе аппроксимации) должна соответствовать частотной характеристике сигнала. Следовательно, возникает задача разработки процедур, которые при заданных методе и погрешности восстановления сигнала определяли бы (причем в темпе поступления данных) момент изменения и оптимальное значение интервала дискретизации.

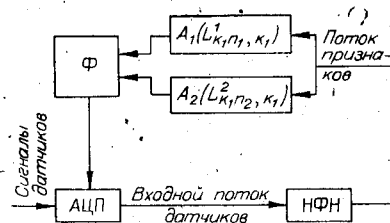


Рис. 1. Структура системы автоматического адаптивного сбора экспериментальных данных.

Процедуры, минимизирующие отклонение текущего режима сбора экспериментальных данных от оптимального в условиях недостаточной априорной информации о сигналах, вводимых в АПОК, естественно базируются на принципах адаптации и обучения. При этом адаптация и обучение обеспечиваются в настоящей работе использованием стохастических автоматов (обладающих, как известно, целесообразным поведением в случайных средах), которые создают в системе автоматического сбора данных механизм адаптации к входному потоку данных. Их использование потребовало разработки структуры механизма адаптации, формирования случайной среды и построения процедуры адаптации.

На рис. 1 представлена структура системы автоматического адаптивного сбора экспериментальных данных. Механизм адаптации включает два стохастических автомата с линейной тактикой $A_1(L_{k_1}^1, n_1, k_1)$ и $A_2(L_{k_2}^2, n_2, k_2)$, экстраполятор нулевого порядка (НФН) и формирователь частоты выборки сигнала (Ф). Здесь k_1 — число выходных воздействий автоматов A_1 и A_2 ; n_1 и n_2 — соответственно глубина памяти автоматов A_1 и A_2 . Выбор НФН в качестве формирователя случайной среды объясняется, с одной стороны, его простотой, а с другой — большой эффективностью такого алгоритма сжатия данных [2]. Входной поток данных после аналого-цифрового преобразователя (АЦП) поступает на вход НФН, который на фоне равномерной дискретизации сигнала исключает избыточные выборки и формирует поток признаков отсчетов сигнала. Признак имеет два значения: «избыточная выборка» и «неизбыточная выборка». Поток признаков образует случайную среду, в которую погружены автоматы A_1 и A_2 . Случайная среда разбивается автоматами на два класса: класс благоприятных реакций — выигрыш — и класс неблагоприятных реакций — проигрыш. Внутри каждого из этих классов реакции случайной среды для автоматов неразличимы. Соотношение признаков «избыточная выборка» и «неизбыточная выборка» характеризует состояние среды. Для автомата A_1 выигрыш соответствует появлению на его входе признака «неизбыточная выборка» ($s = +1$), а проигрыш — «избыточная выборка» ($s = -1$). Для автомата A_2 выигрыш связан с появлением на его входе признака «избыточная выборка» ($s' = +1$), а проигрыш — «неизбыточная выборка» ($s' = -1$).

Функция смены состояний памяти автомата A_1 имеет вид

$$\varphi(t+1) = \max[1, \min(n_1, \varphi(t) + s(t))],$$

и ей соответствует граф смены состояний, приведенный на рис. 2.

Функция смены состояний памяти автомата A_2 записывается в форме

$$\psi(t+1) = \max[1, \min(n_2, \psi(t) + s'(t))],$$

и ей отвечает граф смены состояний, представленный на рис. 3.

Состояниям φ_i^α автомата A_1 ($\alpha = 1, 2, \dots, k_1$; $i = 1, 2, \dots, n_1$) и ψ_i^α автомата A_2 ($\alpha = 1, 2, \dots, k_2$; $i = 1, 2, \dots, n_2$) отвечают соответственно выходные воздействия (интервалы дискретизации) $f_{\alpha}^{A_1}$ и $f_{\alpha}^{A_2}$. Автоматы, взаимодействуя между собой через среду, изменяют состояние механизма адаптации. Число состояний механизма адаптации равно числу состояний (воздействий) автоматов.

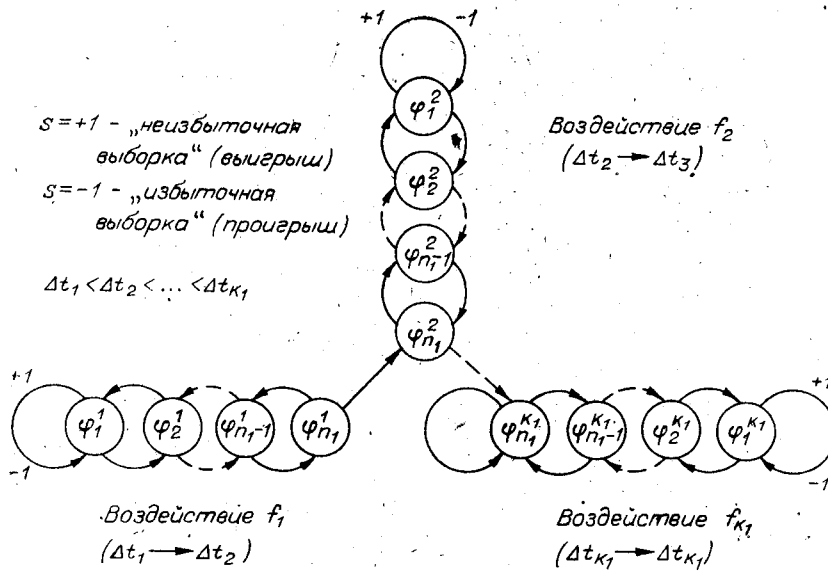


Рис. 2. Граф состояний автомата $A_1(L_{k_1 n_1, k_1}^1)$.

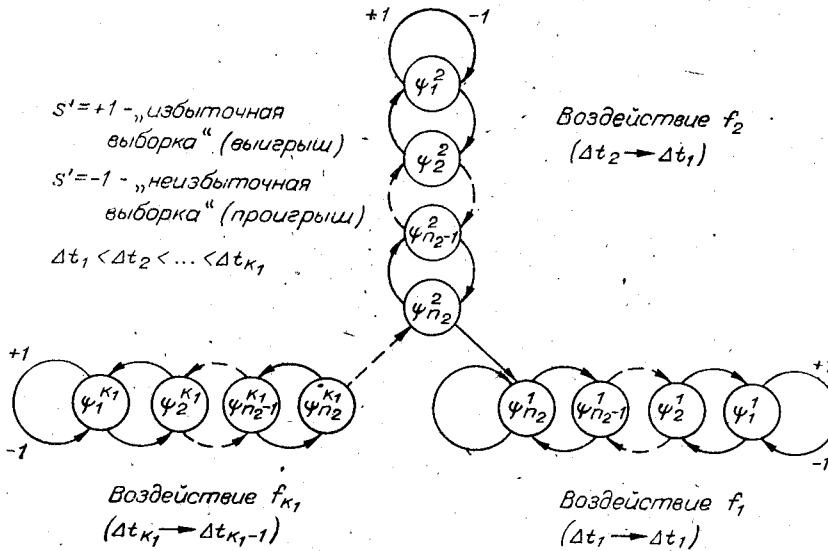
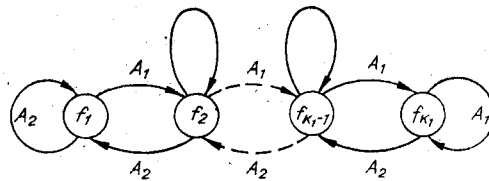


Рис. 3. Граф состояний автомата $A_2(L_{k_1 n_2, k_1}^2)$.

Рис. 4. Граф состояний механизма адаптации.



Граф состояний механизма адаптации представлен на рис. 4. Алгоритм адаптации в общем случае имеет вид

$$(\Delta t)_\alpha = b(\alpha) (\Delta t)_{\alpha-1},$$

где $(\Delta t)_\alpha$ — интервал дискретизации, соответствующий выходному воздействию f_α ; $b(\alpha)$ — коэффициент адаптации, в общем случае зависящий от номера выходного воздействия автоматов.

Для практической реализации описанного метода разработан машинный алгоритм, эффективность которого исследовалась на реальных сигналах датчиков процесса биосинтеза в рамках физической модели. Целью исследований являлись разработка механизма адаптации и определение рациональных конструктивных параметров стохастических автоматов, обеспечивающих максимальную экономию памяти и временных ресурсов процессора УВК при заданной погрешности восстановления измеряемых сигналов.

Рассмотрим методику и результаты экспериментальных исследований алгоритма автоматического адаптивного сбора экспериментальных данных.

Описание физической модели. Алгоритм автоматического адаптивного сбора данных был реализован программно на УВК М-6000, к которому через устройство связи с объектом (УСО) физически подключались датчики основных параметров процесса биосинтеза лабораторной ферментационной установки АК-10-1. Автоматически в реальном масштабе времени контролировались семь параметров процесса биосинтеза, в том числе концентрация водородных ионов и окислительно-восстановительный потенциал в среде, концентрации кислорода и углекислого газа в отходящих газах и др.

В качестве результатов экспериментов по каждому входному каналу на УВК М-6000 рассчитывалась и регистрировалась следующая информация:

число обращений процессора к УСО, в том числе количество обращений с каждым из заданных Δt_j в отдельности;

число избыточных и неизбыточных выборок;

коэффициент сжатия данных — отношение общего числа выборок при равномерной временной дискретизации, соответствующей наиболее высокочастотной составляющей сигналов, к числу неизбыточных выборок;

вероятность выигрыша автомата A_1 , в том числе вероятность выигрыша при опросе сигналов с каждым из заданных Δt_j в отдельности;

вероятность выигрыша автомата A_2 , в том числе вероятность выигрыша при опросе сигналов с каждым из заданных Δt_j в отдельности;

избыточные выборки с привязкой к реальному времени;

неизбыточные выборки с привязкой к реальному времени, отличающиеся по модулю от предшествующих неизбыточных выборок на величину более чем $2(\epsilon_g)$ (особенные выборки; ϵ_g — абсолютная погрешность восстановления сигнала).

Механизм адаптации. Конечное множество значений интервалов дискретизации по каждому входному каналу y ($y = \overline{1, N}$) определялось по формуле [4]

$$(\Delta t_j)_y = \sqrt[n+1]{\frac{(\epsilon_g)_y (n+1)_y!}{(M_{n+1})_y}}$$

где n — степень интерполяционного полинома; $(M_{n+1})_y$ — максимум модуля $(n+1)$ -й производной сигнала на данном интервале дискретизации.

Максимальное значение первой производной и, следовательно, минимальный интервал дискретизации соответствовали участку сигнала с наибольшей динамичностью. Максимальное значение интервала дискретизации ограничивалось требованиями по автоматическому управлению процессом биосинтеза. В результате расчетов было найдено конечное множество интервалов дискретизации: $\Delta t_1 = 2$ мин, $\Delta t_2 = 3$ мин, $\Delta t_3 = 6$ мин.

Исходному состоянию автоматов (механизма адаптации) соответствует интервал дискретизации опрашиваемых сигналов $\Delta t_1 = 2$ мин. В результате игры и обучения автоматов A_1 и A_2 в зависимости от текущей динамики измеряемых сигналов интервал дискретизации флуктуирует: автомат A_1 изменяет интервал дискретизации в направлении $\Delta t_1 \rightarrow \Delta t_2 \rightarrow \Delta t_3$, автомат A_2 — $\Delta t_3 \rightarrow \Delta t_2 \rightarrow \Delta t_1$.

Результаты исследования алгоритма автоматического адаптивного сбора данных

Глубина памяти $A_1(n_1)$	Глубина памяти $A_2(n_2)$	Средний интервал отбора, мин	Коэффициент сжатия	Средняя экономия времени процессора, %	Средняя экономия оперативной памяти, %	Средняя экономия внешней памяти, %	Средняя вероятность выигрыша A_1	Средняя вероятность выигрыша A_2	Количество «особенных» избыточных выборок, % от их общего количества
2	1	3,5	6,3	53	40	77	0,41	0,59	1,0
2	2	5,2	9,0	76	56	95	0,42	0,58	3,0
3	2	5,0	8,3	72	52	90	0,45	0,55	—
3	3	5,1	8,5	73	44	93	0,44	0,56	—
4	2	3,8	6,8	60	40	80	0,44	0,56	—
4	3	4,1	7,3	66	43	85	0,46	0,54	1,0
4	4	3,9	6,8	61	40	79	0,42	0,58	4,0
5	2	3,5	6,2	53	36	77	0,43	0,57	—
5	3	3,6	6,4	55	35	77	0,46	0,54	2,0
5	4	3,7	6,5	57	33	79	0,45	0,55	3,0

Варьируемые параметры. В процессе экспериментов варьировалась глубина памяти автоматов A_1 и A_2 : $n_1 = 2, 3, 4, 5$; $n_2 = 1, 2, 3, 4$.

Результаты экспериментов. В таблице представлены обобщенные результаты исследования алгоритма на физической модели. Значения показателей в графах 5, 6 и 7 таблицы определялись с учетом затрат вычислительных ресурсов процессора и оперативной памяти на реализацию механизма адаптации. В промежуточных расчетах снижение числа обращений процессора к УСО в результате работы исследуемого алгоритма определялось как разность между числом обращений процессора к УСО в условиях равномерной временной дискретизации с $\Delta t_1 = 2$ мин и адаптивного сбора данных по формуле

$$\Delta = (T/\Delta t_1) - m_1 - m_2 - m_3,$$

где T — продолжительность эксперимента, мин; m_1, m_2, m_3 — число обращений к УСО с интервалами $\Delta t_1, \Delta t_2, \Delta t_3$ соответственно. Уменьшение числа обращений к УСО обеспечивается тем, что средний интервал дискретизации Δt_a в условиях адаптивного сбора данных больше Δt_1 :

$$\Delta t_a = (m_1 \Delta t_1 + m_2 \Delta t_2 + m_3 \Delta t_3) / (m_1 + m_2 + m_3) > \Delta t_1.$$

Расчеты показали, что значения вероятностей выигрыша автоматов A_1 и A_2 соответственно на интервалах дискретизации $\Delta t_1, \Delta t_2$ и Δt_3 колеблются в незначительных пределах: от 0,42 до 0,46 для A_1 и от 0,54 до 0,58 для A_2 . Поэтому в таблице приведены усредненные значения вероятностей выигрыша автоматов A_1 и A_2 . Данное обстоятельство указывает на то, что автоматы A_1 и A_2 погружены в стационарную случайную среду. Расчеты подтвердили, что комплекс из двух автоматов A_1 и A_2 в такой среде обладает целесообразным поведением.

Анализ результатов исследований, представленных в таблице, показывает высокую эффективность разработанного алгоритма. При этом для конструктивных параметров автоматов, имеющих значения $n_1 = 3$ и $n_2 = 2$, достигнуты наилучшие характеристики функционирования системы адаптивного сбора данных (экономия времени процессора, связанного с обращениями к УСО, 72%; оперативной и внешней памяти комплекса — соответственно 52 и 90%) при погрешности восстановления сигналов в заданной метрике, не превышающей допустимую, что одновременно соответствует отсутствию «особенных» избыточных выборок. Алгоритм адаптивного сбора данных с найденными рациональными значениями конструктивных параметров автоматов успешно реализован в АПОК, обслуживающих эксперименты по культивированию микроорганизмов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аракельян В. В., Межиев А. М., Саркисянц Л. С. К вопросу построения адаптивной системы сбора экспериментальной информации в АСУ микробиологическим экспериментом.— В кн.: Аппаратура и управление. Рига: Зинатне, 1978.
2. Саркисянц Л. С., Аракельян В. В. Адаптация к входному потоку данных в системах автоматизации микробиологического эксперимента.— В кн.: Автоматизация микробиологических процессов. Рига: Зинатне, 1982.
3. Аракельян В. В., Егичко В. М., Саркисянц Л. С., Филиппова О. Н. Системный анализ микробиологического эксперимента как объекта автоматизации.— Химико-фармацевтический журнал, 1980, № 7, с. 98—103.
4. Авдеев Б. Я. и др. Адаптивные телеизмерительные системы.— Л.: Энергоиздат, 1981.

*Поступила в редакцию 11 марта 1983 г.;
окончательный вариант — 18 июня 1984 г.*

УДК 621.317

Г. Я. ПАТРУШЕВ, Т. П. ПЕЧЕРКИНА, А. П. РОСТОВ

(Томск)

О РЕАЛЬНОЙ ТОЧНОСТИ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ ВЫСШИХ МОМЕНТОВ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Зависимости от времени ряда физических и метеорологических полей часто носят характер хаотических колебаний и рассматриваются как реализации соответствующего случайного процесса. В качестве примеров можно привести задачи статистической гидромеханики, радиофизики и оптики [1—3]. В силу ряда причин описание случайного процесса последовательностью моментов широко распространено и часто используется для оценки близости его плотности распределения вероятностей к определенному закону. Имеется ряд работ (их краткий обзор приведен в [4, с. 234]), в которых рассматриваются статистические погрешности оценок высших моментов. Наиболее распространенным моделям случайных процессов — гауссову и логарифмически нормальному — посвящены публикации [5, 6], где приведены достаточно общие выражения для относительных среднеквадратических погрешностей оценок высших моментов. В то же время экспериментальные оценки точности измерения высших моментов гауссова случайного процесса, полученные в [7], как считает автор, не согласуются с имеющимися теоретическими результатами, а в более поздней работе [6] такое сравнение теоретических и экспериментальных оценок не проводится. Насколько нам известно, в настоящее время практически отсутствуют данные о применимости точности оценок высших моментов, полученных в [5, 6], к реальным случайным процессам (временным рядам). Это связано, по-видимому, с тем, что в теории не учитывается одновременное действие двух факторов: ограниченность диапазона значений, принимаемого случайным процессом за время измерения T , и конечная продолжительность самого процесса измерения. Учитывается только конечность T и неявно предполагается, что за время измерений реализуются сколь угодно маловероятные значения случайного процесса, которые приписывают значения на неограниченном интервале. Однако такая модель случайного сигнала оказывается оторванной от технической сути самого процесса измерений и при оценке высших моментов дает результаты, далекие от реальных. Поясним последний момент подробнее. Измерительная аппаратура так же, как и реальные процессы, всегда имеет ограниченный динамический диапазон и в силу самого характера процесса измерений настраивается на наиболее вероятные значения сигнала так, чтобы полнее его использовать. Это приводит к тому, что маловероятные значения случайного процесса, соответствующие