

ОБ АНАЛИЗЕ ДАННЫХ В ЗАДАЧЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ СТАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Исследована проблема идентификации многомерной безынерционной системы с запаздыванием в условиях непараметрической неопределенности. Рассмотрена задача заполнения матрицы наблюдений в случае, когда дискретности контроля входных-выходных переменных существенно отличаются. Предложена методика заполнения матрицы наблюдения. Приведены результаты вычислительных экспериментов, иллюстрирующие эффективность данной методики при решении задачи идентификации.

Ключевые слова: безынерционный объект, непараметрические модели, непараметрические оценки, стохастическая система, матрица наблюдений.

Одним из основных направлений кибернетики является моделирование и идентификация стохастических процессов. Особую роль при формулировке задач идентификации и управления играет уровень априорной информации, который во многом зависит от средств контроля входных-выходных переменных исследуемого процесса. Во многих практических задачах приходится сталкиваться с ситуацией, когда дискретности контроля входных-выходных переменных существенно отличаются. Это обусловлено тем, что измерения одних переменных осуществляются электрическим способом, а других – путем лабораторных анализов, физико-механических испытаний и др.

Дискретность измерения этих переменных будет значительно отличаться, что приведет к пропускам входных-выходных переменных матрицы наблюдений процесса.

Приведем достаточно общую схему исследуемого процесса (рис. 1).

Особенность рассматриваемых нами процессов состоит в том, что контроль входных переменных $u(t)$

и $\mu(t)$ осуществляется через интервал времени Δt , контроль выходной переменной $x(t)$ – через интервал ΔT , а контроль выходной переменной $z(t)$ – через интервал T , причем выполняется соотношение $\Delta t \leq \Delta T \leq T$. Отличие в дискретности измерения переменных, характеризующих состояние исследуемого процесса, обусловлено имеющимися средствами контроля. В частности, измерение переменной $x(t)$ может выполняться электрическими средствами и осуществляться достаточно быстро, а для измерения переменной $z(t)$ необходим, к примеру, химический анализ, который требует значительно большего времени. Отметим, однако, что чаще всего именно переменная $z(t)$ является самой важной для процесса, так как она характеризует качество готовой продукции.

Выходные переменные процесса зависят от всех входных переменных:

$$x(t) = A(u(t - \tau), \mu(t - \tau), \xi(t), t), \quad (1)$$

где τ – запаздывание по различным каналам процесса, которое не следует путать с задержкой при измерении тех или иных переменных процесса.

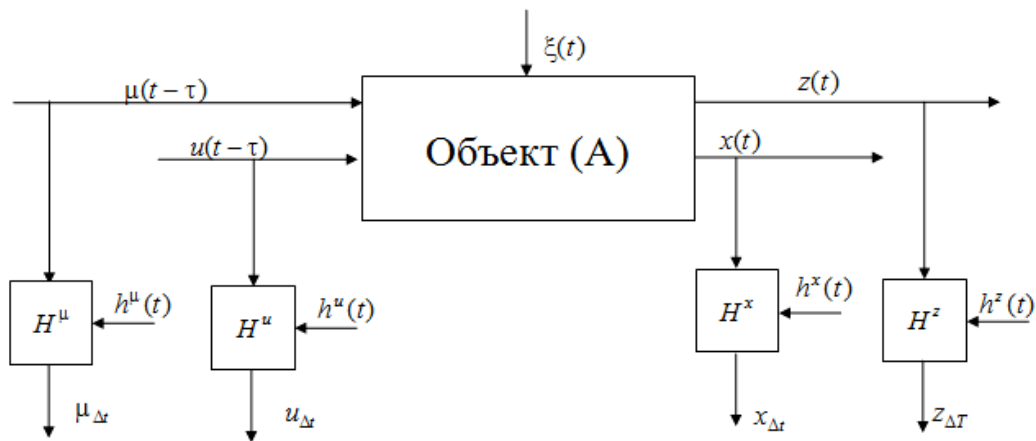


Рис. 1. Схема стохастического процесса и контроля переменных:

A – неизвестный оператор объекта; $x(t) \in \Omega(x) \subset R^1$, $z(t) \in \Omega(z) \in R^1$ – выходные переменные процесса; $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t)) \in \Omega(u) \subset R^m$ – управляющее воздействие; $\mu(t) = (\mu_1(t), \mu_2(t), \dots, \mu_n(t)) \in \Omega(\mu) \subset R^n$ – векторная входная переменная процесса; $\xi(t)$ – векторное случайное воздействие; t – непрерывное время; H^μ, H^u, H^x, H^z – каналы связи, соответствующие различным переменным и включающие в себя средства контроля; $h^\mu(t), h^u(t), h^x(t), h^z(t)$ – случайные помехи измерений соответствующих переменных процесса с нулевым математическим ожиданием и ограниченной дисперсией

Таблица 1

u				μ				x	z
u ₁	u ₂	...	u _m	μ ₁	μ ₂	...	μ _n		
u ₁₁	u ₂₁	...	u _{m1}	μ ₁₁	μ ₂₁	...	μ _{n1}	x ₁	z ₁
u ₁₂	u ₂₂	...	u _{m2}	μ ₁₂	μ ₂₂	...	μ _{n2}	–	–
u ₁₃	u ₂₃	...	u _{m3}	μ ₁₃	μ ₂₃	...	μ _{n3}	–	–
u ₁₄	u ₂₄	...	u _{m4}	μ ₁₄	μ ₂₄	...	μ _{n4}	x ₄	–
u ₁₅	u ₂₅	...	u _{m5}	μ ₁₅	μ ₂₅	...	μ _{n5}	–	–
u ₁₆	u ₂₆	...	u _{m6}	μ ₁₆	μ ₂₆	...	μ _{n6}	–	–
u ₁₇	u ₂₇	...	u _{m7}	μ ₁₇	μ ₂₇	...	μ _{n7}	x ₇	z ₇
...
u _{1s}	u _{2s}	...	u _{ms}	μ _{1s}	μ _{2s}	...	μ _{ns}	x _s	z _s

При моделировании подобных процессов, с учетом различного времени, затрачиваемого на контроль переменных $x(t)$ и $z(t)$, при прогнозировании $z(t)$ как переменной с большей дискретностью измерения целесообразно использовать весь набор переменных, влияющих на прогноз $z(t)$. В этом случае модель будет следующей:

$$z(t) = A(u(t - \tau), \mu(t - \tau), x(t), \xi(t), t). \quad (2)$$

Матрица наблюдений входных-выходных переменных описанного процесса может быть представлена, например, в виде табл. 1.

В этой таблице принято, что дискретность измерения выходной переменной $x(t)$ в три раза больше дискретности измерения входных переменных $u(t)$ и $\mu(t)$, т. е. $\Delta T = 3\Delta t$, выходная переменная $z(t)$ измеряется с дискретностью $T = 2\Delta T = 6\Delta t$, s – объем исходной выборки.

Интерес представляет задача заполнения пропусков входных-выходных переменных процесса с целью повышения качества модели. Конечно, при решении задачи идентификации можно использовать только полностью заполненные строки матрицы наблюдений, не учитывая строки с пропусками. Однако при этом происходит потеря информации, что является неприемлемым с практической точки зрения. Кроме того, для решения задачи идентификации предпочтительно иметь выборки большего объема. Из сказанного следует, что поиск новых методов заполнения пропусков входных-выходных переменных матриц наблюдений становится актуальной задачей, для решения которой можно воспользоваться методами параметрической и непараметрической идентификации.

Идентификация в узком и широком смыслах.

При моделировании разнообразных дискретно-непрерывных процессов в настоящее время доминирует теория идентификации в узком смысле [1; 2]. Ее содержание состоит в том, что на первом этапе на основании имеющейся априорной информации определяется параметрический класс операторов A^α , например:

$$\tilde{x}_\alpha(t) = A^\alpha(u(t - \tau), \mu(t - \tau), \alpha), \quad (3)$$

где A^α – параметрическая структура модели; α – вектор параметров. На втором этапе осуществляется

оценка параметров α на основе имеющейся выборки $\{x_i, u_i, \mu_i, i = \overline{1, s}\}$, где s – объем выборки. Оценка параметров может выполняться с помощью многочисленных рекуррентных процедур, в частности методом стохастических аппроксимаций либо методом наименьших квадратов [1; 2]. Успех решения задачи идентификации в этом случае существенно зависит от того, насколько удачно определен оператор (3).

Идентификация в широком смысле предполагает отсутствие этапа выбора параметрического класса оператора, поскольку часто оказывается значительно проще определить класс оператора на основе сведений качественного характера, например о линейности процесса или типе нелинейности, однозначности или неоднозначности и др. В данном случае задача идентификации состоит в оценивании этого оператора на основе выборки $\{x_i, u_i, \mu_i, i = \overline{1, s}\}$ в форме

$$\tilde{x}_s(t) = A_s(u(t - \tau), \mu(t - \tau), \tilde{x}_s, \tilde{u}_s, \tilde{\mu}_s), \quad (4)$$

где $\tilde{x}_s = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $\tilde{u}_s = (u_1, u_2, \dots, u_s)$, $\tilde{\mu}_s = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_s)$ – временные векторы.

Оценка оператора A_s может быть осуществлена средствами непараметрической статистики [3]. Примечательным здесь является то, что при этом исключается этап выбора параметрической структуры, и, следовательно, можно утверждать, что идентификация в этом случае как вариант идентификации в широком смысле является более адекватной многим реальным задачам.

Методика заполнения матрицы наблюдений.

Как было замечено ранее, на практике часто возникают случаи, когда дискретности измерения входных-выходных переменных исследуемого процесса могут не совпадать. В результате матрица наблюдений будет состоять из не полностью заполненных строк (см. табл. 1).

В данной статье предлагается давать оценки x_s и z_s выходных переменных $x(t)$ и $z(t)$ в незаполненных строках матрицы наблюдений при известных значениях входных переменных $u(t)$, благодаря чему используется выборка, состоящая из результатов заполненных строк матрицы наблюдений (см. табл. 1).

Таблица 2

u				μ				x	z
u ₁	u ₂	...	u _m	μ ₁	μ ₂	...	μ _n		
u ₁₁	u ₂₁	...	u _{m1}	μ ₁₁	μ ₂₁	...	μ _{n1}	x ₁	z ₁
u ₁₂	u ₂₂	...	u _{m2}	μ ₁₂	μ ₂₂	...	μ _{n2}	x _{2s}	z _{2s}
u ₁₃	u ₂₃	...	u _{m3}	μ ₁₃	μ ₂₃	...	μ _{n3}	x _{3s}	z _{3s}
u ₁₄	u ₂₄	...	u _{m4}	μ ₁₄	μ ₂₄	...	μ _{n4}	x ₄	z _{4s}
u ₁₅	u ₂₅	...	u _{m5}	μ ₁₅	μ ₂₅	...	μ _{n5}	x _{5s}	z _{5s}
u ₁₆	u ₂₆	...	u _{m6}	μ ₁₆	μ ₂₆	...	μ _{n6}	x _{6s}	z _{6s}
u ₁₇	u ₂₇	...	u _{m7}	μ ₁₇	μ ₂₇	...	μ _{n7}	x ₇	z ₇
...
u _{1s}	u _{2s}	...	u _{ms}	μ _{1s}	μ _{2s}	...	μ _{ns}	x _s	z _s

В итоге мы получим заполненную матрицу, представленную в табл. 2, и оценки $x(u, \mu)$, $z(u, \mu)$, $z(u, \mu, x_s)$ класса (3) или (4) будем осуществлять уже на основании этой матрицы наблюдений.

В качестве оценок $x(u, \mu) = M\{x | u, \mu\}$, $z(u, \mu) = M\{z | u, \mu\}$, $z(u, \mu, x_s) = M\{x | u, \mu, x_s\}$ можно использовать как параметрические [1; 2], так и непараметрические оценки функции регрессии [3; 4]. Предложенный прием оказывается вполне оправданным, так как задача идентификации в последнем случае (см. табл. 2) решается более точно, чем в случае, когда строки с пропусками исключаются из матрицы наблюдений (см. табл. 1).

Непараметрические оценки функции регрессии по наблюдениям. Пусть даны наблюдения $\{u_i, \mu_i, x_i, z_i, i = \overline{1, s}\}$ случайных величин $u(t)$, $\mu(t)$, $x(t)$, $z(t)$, распределенных с неизвестными плотностями вероятности $p(x, u)$, причем $p(u) > 0 \forall u \in \Omega(u)$. Для восстановления оценки $x(u, \mu) = M\{x | u, \mu\}$ используются непараметрические оценки [4]:

$$x_s(u, \mu) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u_j - u_{ji}}{c_s}\right) \prod_{k=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_k - \mu_{ki}}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u_j - u_{ji}}{c_s}\right) \prod_{k=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_k - \mu_{ki}}{c_s}\right)}, \quad (5)$$

где ядерная функция $\Phi(\cdot)$ и коэффициент размытости ядра c_s обладают некоторыми свойствами сходимости:

$$\begin{aligned} \Phi(z) \geq 0, \quad \int_{\Omega(z)} \Phi(z) dz < \infty, \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(z) = \delta(z), \\ c_s > 0, \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0, \quad \lim_{s \rightarrow \infty} s c_s^m = \infty, \end{aligned} \quad (6)$$

и выполняется свойство дельтообразности: $\lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi((x - x_i) / c_s) = \delta(x - x_i)$.

Ядерная функция имеет треугольный вид и описывается следующей системой уравнений:

$$\Phi = \begin{cases} 1 - \left| \frac{u - u_i}{c_s} \right|, & \text{если } \left| \frac{u - u_i}{c_s} \right| \leq 1, \\ 0, & \text{если } \left| \frac{u - u_i}{c_s} \right| > 1. \end{cases} \quad (7)$$

Параметр размытости c_s определяется путем решения задачи минимизации квадратичного показателя соответствия выхода объекта и выхода модели, основанного на методе скользящего экзамена, когда при построении модели не учитывается i -я пара измерений:

$$I = \frac{1}{s} \sum_{j \neq i, j=1}^s \left(x_j - x_s(u_j, \mu_j, c_s) \right)^2 = \min_{c_s}. \quad (8)$$

В случае если каждой компоненте вектора $u(t)$ соответствует компонента вектора c_s , то во многих практических задачах c_s можно принять скалярной величиной. Для этого необходимо предварительно привести компоненты вектора $u(t)$ по выборке наблюдений к одному и тому же интервалу, используя, например, операции центрирования и нормирования.

Для восстановления зависимости $z(u, \mu) = M\{z | u, \mu\}$ применяются непараметрические оценки вида

$$z_s(u, \mu) = \frac{\sum_{i=1}^s z_i \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u_j - u_{ij}}{c_s}\right) \prod_{k=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_k - \mu_{ki}}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u_j - u_{ij}}{c_s}\right) \prod_{k=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_k - \mu_{ki}}{c_s}\right)}. \quad (9)$$

Как было отмечено ранее, для восстановления выходной переменной $z(t)$ можно использовать полученные оценки выходной переменной $x(t)$. В этом случае для восстановления $z(u, \mu, x_s) = M\{x | u, \mu, x_s\}$ применяются следующие непараметрические оценки:

$$\begin{aligned} z_s(u, \mu, x_s) = \\ = \frac{\sum_{i=1}^s z_i \Phi\left(\frac{x_s - x_{si}}{c_s}\right) \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u_j - u_{ij}}{c_s}\right) \prod_{k=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_k - \mu_{ki}}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x_s - x_{si}}{c_s}\right) \prod_{j=1}^m \Phi\left(\frac{u_j - u_{ij}}{c_s}\right) \prod_{k=1}^n \Phi\left(\frac{\mu_k - \mu_{ki}}{c_s}\right)}. \end{aligned} \quad (10)$$

Далее будет показано, что использование оценки (10) даст лучший результат по сравнению с оценкой (9).

Этапы восстановления пропусков матрицы наблюдений. Этапы восстановления пропусков матрицы наблюдений рассмотрим на примере восстановления выходной переменной $x(t)$ [5].

На первом этапе восстанавливается функция регрессии x_s (5) по наблюдениям $u(t)$, полностью

представленным в исходной матрице измерений, т. е. по полностью заполненным в результате эксперимента строкам (в табл. 1 это первая, четвертая, седьмая строки и т. д.). Строки с пропусками значений выхода $x(t)$ на данном этапе не учитываются, за счет чего объем выборки сокращается. Оптимальное значение коэффициента размытости c_s определяется в соответствии с (8).

На втором этапе происходит заполнение пропусков в матрице наблюдений с использованием оценки x_s , полученной на предыдущем этапе. Там, где наблюдения $x(t)$ пропущены, в оценку $x_s(u_1, u_2, \dots, u_m)$ подставляются измеренные значения $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ и вычисляется соответствующая оценка x_s , которая восполняет недостающее наблюдение $x(t)$ (например, недостающая оценка x_2 в матрице наблюдений, представленной в табл. 2, заполняется значением x_{s2}).

На заключительном этапе осуществляется построение непараметрической оценки $x_s(u_1, u_2, \dots, u_m)$ по всей имеющейся (заполненной) матрице наблюдений.

Аналогично заполняются пропуски матрицы наблюдений для выходной переменной $z(t)$.

В итоге по элементам восстановленной матрицы выстраиваются непараметрические оценки $z(u, \mu) = M\{z | u, \mu\}$ (9) и $z(u, \mu, x_s) = M\{x | u, \mu, x_s\}$ (10).

Вычислительный эксперимент. Для исследования был выбран объект, представленный на рис. 1, для которого векторное управляющее воздействие $u = (u_1, u_2, \dots, u_m) \in [0; 3]$, а воздействие $\mu(t)$ отсутствует. Дискретность измерения ΔT выходной переменной $x(t)$ в три раза больше дискретности измерения Δt входной переменной $u(t)$, т. е. $\Delta T = 3\Delta t$. Выходная переменная $z(t)$ измеряется с еще большей дискретностью $T = 2\Delta T = 6\Delta t$.

Выходные переменные процесса описываются следующими зависимостями:

$$x = 0,5u_1^2 + \sin u_2 + 2\sqrt{u_3}, \quad (11)$$

$$z = u_1 + \sin u_2 + u_3 + 0,5x, \quad (12)$$

которые необходимы для получения в компьютерном эксперименте соответствующих исходных выборок $\{u_i, x_i, z_i, i = \overline{1, s}\}$. В дальнейшем характер зависимостей $x(u)$ и $z(u, x)$ предполагается неизвестным.

Для построения модели исследуемого процесса $x(u)$ используется классическая непараметрическая оценка регрессии (5). На первом этапе оценка (5) строится по исходной матрице наблюдений с пропусками выходной переменной $x(u)$ (см. табл. 1), на втором этапе – по матрице, заполненной с помощью предложенной выше методики (см. табл. 2). Оценка качества моделей проводится в соответствии со следующей формулой:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_i - x_s(u_i))^2}{\frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (m - x_i)^2}}, \quad (13)$$

где σ – относительная ошибка моделирования; m – оценка математического ожидания выхода объекта:

$$m = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i.$$

По результатам эксперимента были получены графики зависимости относительной ошибки моделирования σ от объема исходной выборки s при помехе на выходе объекта 5 % (рис. 2). А поскольку рассматриваемый процесс является стохастическим, то проводилось усреднение по результатам десяти экспериментов.

Анализ графиков позволяет сделать вывод о том, что применение предложенной методики приводит к повышению точности моделирования на 5...10 %, а на малых объемах выборок ($s = 100...300$) точность увеличивается на 15...20 %.

Для оценивания выходной переменной $z(t)$ использовались непараметрические оценки вида $z(u) = M\{z | u\}$ (9) и $z(u, x_s) = M\{z | u, x_s\}$ (10) (рис. 3 и 4).

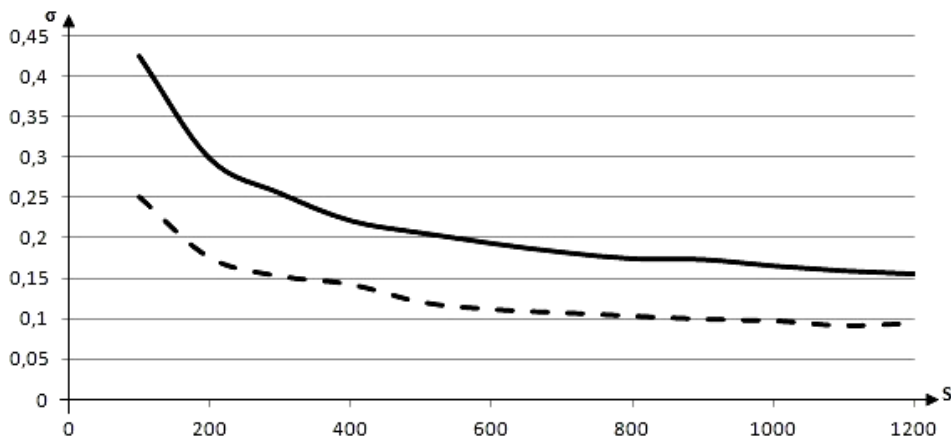


Рис. 2. Результаты оценки выхода $x(t)$:

сплошная линия – оценивание по исходной матрице наблюдений с пропусками выхода $x(t)$ (см. табл. 1);
пунктирная линия – оценивание по восстановленной матрице (см. табл. 2)

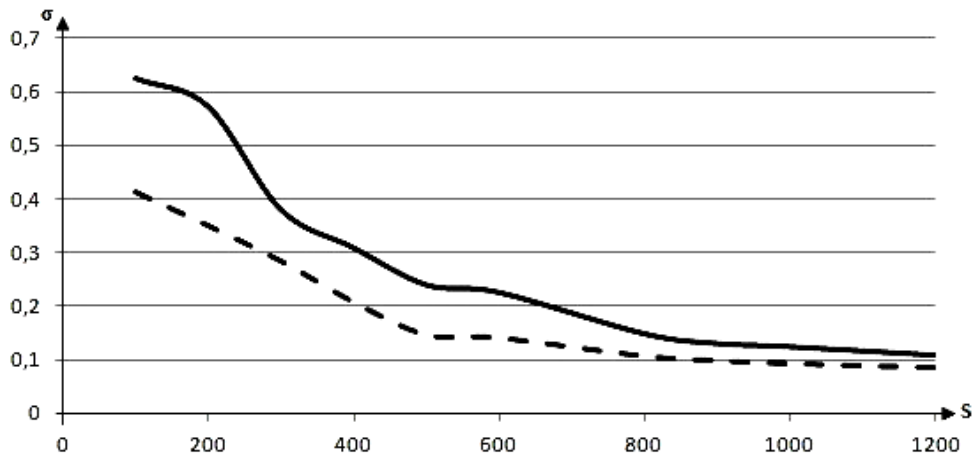


Рис. 3. Результаты оценки выхода $z(t)$:
 сплошная линия – оценивание по матрице с пропусками выходной переменной $z(t)$;
 пунктирная линия – оценивание по восстановленной матрице наблюдений;
 σ – относительная ошибка моделирования; s – объем исходной выборки; помеха на выходе объекта 5 %

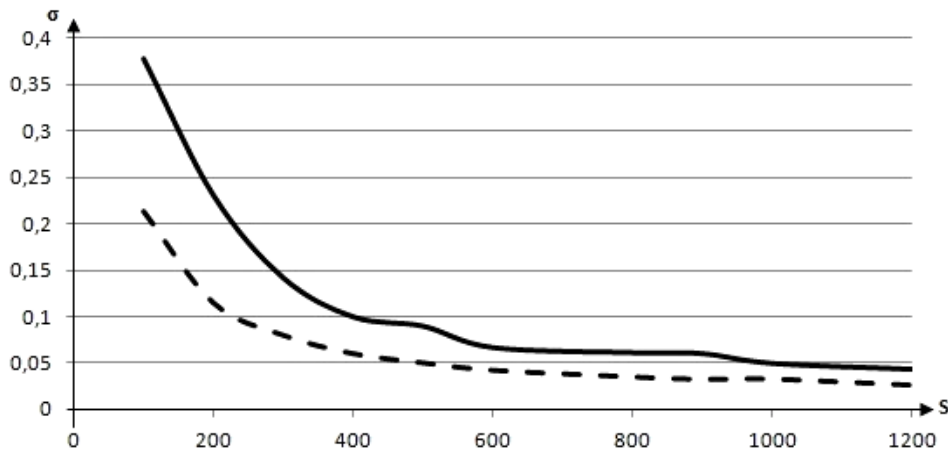


Рис. 4. Результаты оценки выхода $z(t)$ с учетом значений выхода $x(t)$
 (обозначения аналогичны обозначениям на рис. 3)

И в этом случае оценка по заполненной матрице наблюдений оказалась точнее.

Таким образом, учет выходной переменной с меньшей дискретностью $x(t)$ при оценивании и восстановлении выходной переменной с большей дискретностью $z(t)$ позволяет значительно сократить относительную ошибку моделирования (см. рис. 3 и 4).

Авторами предложена методика восстановления пропусков матрицы наблюдений входных-выходных переменных. Приведены соответствующие алгоритмы заполнения этих пропусков. Показано, что заполнение матрицы приводит к повышению качества работы модели. В этой связи рассмотрена задача восстановления матрицы наблюдений с пропусками для решения задачи идентификации стохастических, статических объектов, в том числе и объектов с запаздыванием.

Представляется достаточно интересной необходимость использования при построении модели по основному выходу $z(t)$ другой выходной переменной

$x(t)$, контролируемой с меньшей дискретностью времени, чем $z(t)$. В этом случае точность модели $z_s(u, x_s)$ будет значительно выше.

Библиографические ссылки

1. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации. М. : Наука, 1984.
2. Эйхофф П. Основы идентификации систем управления. М. : Мир, 1975.
3. Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск : Наука. Сиб. отд-ние, 1983.
4. Надарая Э. А. Непараметрические оценки плотности вероятности и кривой регрессии. Тбилиси : Изд-во Тбил. ун-та, 1983.
5. Корнеева А. А., Медведев А. В. К анализу данных в задаче идентификации // Кибернетика и высокие технологии XXI века : тр. XIII Междунар. науч.-техн. конф. Воронеж, 2012. Т. 1. С. 52–62.

DATA ANALYSIS IN A PROBLEM OF STATIC SYSTEMS IDENTIFICATION

The authors investigate a problem of identification of multidimensional inertia-free system with delay in conditions of non-parametric uncertainty. The main emphasis is laid on the problem of filling of a matrix of observation for the case when control discretenesses of "input-output" variables differ very much. The filling of the observation matrix technique is offered, numerical results of calculation experiments, illustrating the efficiency of the offered technique for identification problems solving, are given.

Keywords: inertia-free object, non-parametric models, non-parametric estimation, stochastic system, matrix of observation.

© Корнеева А. А., Сергеева Н. А., 2012

УДК 621(075.8)

Е. И. Кротова

МЕТОД АВТОМАТИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА РАБОТЫ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Предлагается метод автоматического контроля процесса получения гранулированных материалов при использовании в качестве контролируемого параметра выборочных значений влажности с применением статистического анализа и идентификации вида распределения.

Ключевые слова: контроль, параметр, выборка, вид распределения, идентификация.

Материалы в оболочках используются в производстве строительных материалов, минеральных удобрений, лекарственных средств, в пищевой промышленности, машиностроении. Оболочки наносятся на металлы, химические соединения (гидриды, соли кислот, оснований), многие классы органических соединений: катализаторы, стабилизаторы, пластификаторы, жидкое и твердое топливо, красители, удобрения, пищевые добавки, ферменты, семена.

Нанесение оболочек на материалы (дражирование) позволяет уменьшить их реакционную способность, а также смешивать несмешивающиеся и реагирующие друг с другом соединения, придает материалам новые физические и физико-механические свойства: изменяет плотность, гранулометрический состав, форму и т. д.

Методы нанесения оболочек могут быть разделены на три основные группы: химические, физико-химические, физические [1; 2].

Все известное оборудование для нанесения оболочек на гранулированные материалы физическими методами можно разделить на оборудование, в котором технологический процесс осуществляется в разреженных потоках практически без взаимодействия гранул между собой (это детерминированные рабочие процессы), и оборудование, в котором процессы нанесения оболочек осуществляются в концентрированных слоях зернистых материалов при активном их перемешивании (стохастические рабочие процессы) [3].

Оборудование второго типа включает в себя в основном барабанные и тарельчатые машины различных типов и оборудование с псевдоожиженным слоем [3].

Наибольшей функциональностью и производительностью обладают барабанные дражирователи, в которых рост гранул сопровождается их сушкой, однако особенности конструкции этих дражирователей затрудняют осуществление автоматизированного контроля качества получаемых гранул [3].

Объектом исследования в данной статье является процесс нанесения оболочек на гранулы в барабанных дражирователях.

Существующие математические методы описания процесса гранулирования требуют большого объема экспериментальных данных при подборе эмпирических коэффициентов и не всегда учитывают картину движения сыпучего материала, процессы истирания и сушки, а недостаточность теоретических знаний затрудняет создание нового высокоэффективного оборудования и определение оптимальных режимных параметров, что, как правило, приводит к неоправданным затратам энергии и снижению качества продукции.

При решении вопроса о контроле физико-химических свойств сыпучих материалов, к которым относится и влажность, необходимо:

- выбрать оптимальное число и род параметров, характеризующих сыпучий материал;
- определить объем представительной выборки;