Impact Factor:

ISRA (India)	= 6.317	SIS (USA)	= 0.912	ICV (Poland)	= 6.630
ISI (Dubai, UAE)	= 1.582	РИНЦ (Russia)	= 3.939	PIF (India)	= 1.940
GIF (Australia)	= 0.564	ESJI (KZ)	= 8.771	IBI (India)	= 4.260
JIF	= 1.500	SJIF (Morocco)	= 7.184	OAJI (USA)	= 0.350

SOI: 1.1/TAS DOI: 10.15863/TAS
International Scientific Journal
Theoretical & Applied Science

p-ISSN: 2308-4944 (print) e-ISSN: 2409-0085 (online)

Year: 2023 Issue: 01 Volume: 117

Published: 08.01.2023 http://T-Science.org

Issue Article

Diana Nicolaevna Dyunova
Civil Defence Academy EMERCOM of Russia
PhD in Engineering sciences,
Associate Professor, Khimky, Russia

CONSTRUCTION OF AN ALGORITHM FOR IDENTIFICATION OF COMPLEX TECHNOLOGICAL OBJECTS

Abstract: *the algorithm of identification of complex technological objects is considered, which, in the conditions of regularly updated information, allows determining their static models, predicting their dynamics of their functioning.*

Key words: *complex technological object, identification algorithm, optimal amount of information, static model of the object.*

Language: *Russian*

Citation: Dyunova, D. N. (2023). Construction of an algorithm for identification of complex technological objects. *ISJ Theoretical & Applied Science, 01 (117),* 258-261.

Soi: http://s-o-i.org/1.1/TAS-01-117-10 ***Doi***: crossref https://dx.doi.org/10.15863/TAS.2023.01.117.10

Scopus ASCC: *2611.*

ПОСТРОЕНИЕ АЛГОРИТМА ИДЕНТИФИКАЦИИ СЛОЖНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Аннотация: *рассмотрен алгоритм идентификации сложных технологических объектов, который в условиях регулярно обновляющейся информации позволяет определять их статические модели, прогнозирование их динамику их функционирования.*

Ключевые слова: *сложный технологический объект, алгоритм идентификации, оптимальный объем информации, статическая модель объекта.*

Введение

Основной задачей автоматизации сложных технологических объектов является определение и поддержание их оптимальных режимов работы. Характерная нестационарность непрерывно функционирующих промышленных объектов, определяемая воздействием неконтролируемых возмущений и колебанием составов сырья, высокий уровень шумов, связанный с ошибками измерений и низкой точностью результатов аналитического контроля, осложняют достижение оптимальных показателей при управлении. Учет инерционности и запаздывания при передаче управляющих воздействий определяет необходимость прогнозирования будущих состояний объектов на основе информации о ходе процессов и принятых ранее действий по управлению.

Применение математических моделей объектов в управляющих устройствах дает возможность определять значения управляющих воздействий на модели и передавать их на объект [1, с. 62].

Доминирующее положение при этом принадлежит уравнениям статики, позволяющим на некотором интервале времени судить о необходимых управляющих воздействиях.

Согласно [2, с. 144], статическая модель может функционировать в качестве комбинированной системы управления в режиме прогнозирования, что значительно снижает время работы объектов вне оптимальных режимов.

Математическое описание статических режимов технологических объектов обычно представляется в виде эмпирических зависимостей [3, с. 74]:

$$y = a_1 x_1 + \ldots + a_k x_k \,, \qquad (1)$$

где $y = y + e_1$ – наблюдаемая случайная величина, $x = x + e_2$ – наблюдаемые значения некоторых переменных, a_i, $i = 1,..,n$ – регрессионные коэффициенты, e_1, e_2 - неизвестные случайные ошибки, вносимые измерениями входных и выходных параметров объектов в промышленных условиях, n - число точек в информационном массиве.

В большинстве случаев регрессионные модели различного вида, аппроксимирующие экспериментальные данные, не соответствуют реальной структуре модели объекта, создавая дополнительные погрешности при определении оптимальных управляющих воздействий. По причине нестационарности технологических объектов величины коэффициентов изменяются во времени. Реализовать оптимальное управление объектом с неизвестными текущими значениями параметров наиболее точно возможно при использовании дуального управления [5, с. 344]. Однако чистое дуальное управление применимо лишь в сравнительно простых случаях и связано со значительными объемами вычислений [6, с. 23].

Вследствие этого появляется необходимость определения коэффициентов модели с необходимой точностью в текущий момент времени и прогнозирования будущего поведения объекта на основе математической модели, соответствующей моменту управления [7, с. 56]

В момент съема информации значения входных переменных представим в виде матрицы $X(n)$, выход объекта - в виде вектора $Y(n)$. В матричной форме математическая модель объекта имеет вид:

$$Y(n) = X(n) A(n), \qquad (2)$$

где $A(n)$ – матрица регрессионных коэффициентов.

В соответствии с методом максимального правдоподобия матрица коэффициентов может быть определена из соотношения:

$$A(n) = \left[X(n)^T X(n)\right]^{-1} X(n)^T Y(n). \qquad (3)$$

Согласно (3), элементы матрицы $A(n)$ оцениваются выражением:

$$a_{ij} = \frac{\operatorname{cov}\left[y_i^j x_i^j\right]}{\sigma_{x_i}^2}, \qquad (4)$$

где $\operatorname{cov}[\cdot]$ - ковариационная матрица соответствующих параметров, $\sigma_{x_i}^2$ - дисперсия входных параметров.

Матрица $A(n)$ определяется текущими значениями массивов входных и выходных параметров, математического ожидания и дисперсии входных и выходных параметров:

$$A(n) = f\left(\bar{x}, \bar{y}, m_{x_i}, m_{y_i}, \sigma_{x_i}^2, \sigma_{y_i}^2\right). \qquad (5)$$

Из (5) следует, что величины $m_{x_i}, m_{y_i}, \sigma_{x_i}^2, \sigma_{y_i}^2$ являются функциями времени. Поэтому уточнение коэффициентов математической модели целесообразно производить в текущий момент времени путем уточнения величин $m_{x_i}, m_{y_i}, \sigma_{x_i}^2, \sigma_{y_i}^2$ при использовании дискретных алгоритмов идентификации, предложенных в [2, с. 96]:

$$m_{x_i}[n] = m_{x_i}[n-1] - n^{-1}\left(m_{x_i}[n-1] - x_i[n]\right),$$

$$m_{y_i}[n] = m_{y_i}[n-1] - n^{-1}\left(m_{y_i}[n-1] - y_i[n]\right), \qquad (6)$$

$$\sigma_{x_i}^2[n] = \sigma_{x_i}^2[n-1] - n^{-1}\left\{\sigma_{x_i}^2[n-1] - \left(x_i[n] - m_{x_i}[n]\right)^2\right\},$$

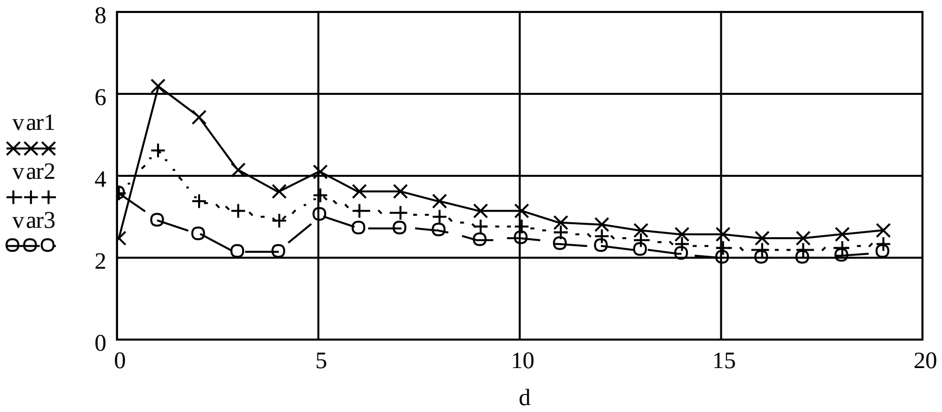
$$\sigma_{y_i}^2[n] = \sigma_{y_i}^2[n-1] - n^{-1}\left\{\sigma_{y_i}^2[n-1] - \left(y_i[n] - m_{y_i}[n]\right)^2\right\}.$$

Оценка матрицы коэффициентов регрессии получается путем применения метода наименьших квадратов в сочетании с системой (6). Данный алгоритм реализован в вычислительной среде MathCad применительно к тестовой модели. Расчет коэффициентов регрессии, а также среднеквадратического отклонения расчетных значений выходного параметра от его истинных значений начинался с анализа десяти точек исходного массива (d), затем в каждом такте добавлялось еще пять.

На рисунке представлены результаты исследования величины остаточной дисперсии, принятой в качестве оценки точности выходной переменной объекта, от объема информации при влиянии различных помех на входе и выходе объекта для тестовой модели. Исследование полученных зависимостей показывает, что по мере накопления информации остаточная дисперсия уменьшается, а затем, начиная с определенного такта, возрастает.

Следовательно, если поступающая информация теряет свою ценность с увеличением тактов, а старая информация теряет свою ценность в результате конечной памяти объекта, то, очевидно, существует оптимальный объем информации, при котором старая и новая информация обладают максимальной ценностью.

Это значит, что имеется возможность наилучшим образом выбрать необходимое число точек (объем информации), с наименьшей погрешностью приближающее принятую структуру модели к экспериментальным данным [8, с. 68].



Зависимость остаточной дисперсии от объема информационного массива

На основании изложенного можно сделать вывод о том, что для оценки нестационарных коэффициентов математической модели необходимо использовать ограниченный объем матрицы $X(n)$ и вектора $Y(n)$, минимизирующий остаточную дисперсию.

В этом случае на определенном интервале времени, когда остаточная дисперсия минимальна, характеристику объекта можно считать линейной, а коэффициенты математической модели – постоянными.

Отклонение текущих значений параметров от гипотетического среднего будет оказывать значительное влияние на оценку модели объекта, увеличивая точность прогнозирования [9, с.78]

При практической оценке точности прогнозирования, определяемой требованиями технологических регламентов промышленных объектов и принципами организации сбора информации, достаточно надежные результаты дает критерий [10, с. 56]:

$$\left|y_{тек} - y_{мод}\right| \leq \varepsilon, \qquad (7)$$

где ε – требуемая точность прогноза выходной переменной, $y_{тек}$ – текущее значение выходной переменной, $y_{мод}$ – расчетное по модели значение выходной переменной.

Заключение

Предложенный алгоритм краткосрочного прогноза позволяет оперативно осуществлять на основе оптимального объема регулярно обновляющейся информации идентификацию моделей технологических объектов, прогнозирование их развития и непрерывный поиск оптимальных режимов при управлении.

Данный алгоритм использовался при разработке системы оптимального управления процессом прокалки кокса, позволяющей стабилизировать качество получаемого продукта, снизить угар и минимизировать суммарные потери при заданной производительности печи.

References:

1. Dyunova, D. N. (2012). Ob odnom metode postroeniya ststichskih modeley kratkosrochnogo prognozirovaniya nestazionarnih promishlennih obektov. *Izvestiya visshih uchebnih zavedeii. Cvetnaya metallurgiya*, №1, pp. 62-65.
2. Salihov, Z. G., Arunyanc, G.G., & Rutkovskii, A. L. (2004). *Sistemi optimalnogo upravleniya slojnimi tehnologicheskimi obektami.* (p.496). M. Teploenergetik.
3. Rutkovskij, A.L. (1985). K voprosu identifikacii i optimizacii processov cvetnoj metallurgii. *VINITI*, №2(160).
4. Ivanov, V. A. (1972). *Avtomaticheskoe upravlenie nekotorymi klassami tekhnologiche-skih processov s primeneniem modelej*. Avtorf. dokt. dis, M. MISiS.
5. Fel'dbaum, A. A. (1966). *Osnovy teorii optimal'nyh avtomaticheskih sistem*. (p.553). M. Nauka.
6. Rutkovskij, A.L. (1985). K voprosu identifikacii i optimizacii processov cvetnoj metallurgii. *VINITI*, №2(160).
7. Salihov, Z.G., Rutkovskij, A.L., & Dyunova, D.N. (2011). Identifikaciya parametrov upravlyaemyh ob"ektov v zamknutyh sistemah.

Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. *Cvetnaya metallurgiya*, №6, pp. 54-58.

8. Rutkovskij, A.L. (1995). Postroenie modelej tekhnologicheskih processov po dannym promyshlennyh esperimentov. izvestiya vuzov. *Cvetnaya metallurgiya*, №1, pp. 65-69.
9. Dyunova, D.N. (2012) Parametricheskaya identifikaciya obektov upravleniya, funkcioniruyushchih v zamknutyh sistemah. *Vestnik TGU*, № 1(18), pp. 71-81.
10. Shtejnberg, Sh.E. (1987). *Identifikaciya v sistemah upravleniya*. (p.80). Moscow: Energoatomizdat.