

УДК 669.184.001.57

А.А. Корнеева, М.Е. Корнет

Сибирский государственный аэрокосмический университет им. академика М.Ф. Решетнева (г. Красноярск)

НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КОНВЕРТЕРНОЙ ПЛАВКИ

Аннотация. Рассматривается задача идентификации дискретно-непрерывных процессов в условиях параметрической и непараметрической неопределенностей, а также вопрос идентификации в «узком» и «широком» смыслах; анализируется случай, когда входные переменные процесса связаны стохастической зависимостью. Приводятся некоторые результаты моделирования процесса конвертерной плавки стали.

Ключевые слова: дискретно-непрерывные процессы, параметрическая и непараметрическая неопределенность, идентификация, моделирование, конвертерная плавка.

NONPARAMETRIC MODELING OF OXYGEN-CONVERTER STEELMAKING

Abstract. The article examines the problem of the identification of discrete-continuous processes in the conditions of parametric and nonparametric uncertainty, as well as the question of the identification in “restricted” and “broad” senses. In the paper it is also analyzed the case when the input variables of the process are connected by stochastic dependence. It also gives the results of the modeling of the process of oxygen-converter steelmaking.

Keywords: discrete-continuous processes, parametric and nonparametric uncertainty, identification, modeling, oxygen-converter steelmaking.

Идентификация разнообразных технологических процессов остается центральной задачей кибернетики. В условиях малой априорной информации об исследуемом процессе из-за действия случайных возмущений, отсутствия измерений некоторых параметров возникают значительные трудности при выборе структуры модели и оценки помех. В настоящей работе анализируются методы непараметрической статистики, в частности, стохастические аппроксимации входных-выходных переменных процесса применительно к процессам черной металлургии, а именно к процессу конвертерной плавки стали.

В современных условиях повышение эффективности кислородно-конвертерного производства стали непрерывно связано с проблемами разработки ресурсо- и энергосберегающей технологии конвертерной плавки, автоматизацией и управлением процессом.

В теории идентификации исследуемый объект описывается неизвестным с точностью до параметров оператором A . На вход объекта поступает входное воздействие $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t)) \in \Omega(u) \subset R^m$, на выходе объекта – выходная переменная $x(t) \in \Omega(x) \subset R^1$. На объект действует векторное случайное воздействие $\xi(t)$. Непрерывное время обозначено (t) . Измерения переменных процесса осуществляются с помощью каналов связи H^u и H^x , которые включают в себя средства контроля. Измерения переменных процесса осуществляются под действием случайных помех $h^u(t)$ и $h^x(t)$, которые имеют нулевое математическое ожидание и ограниченную дисперсию. Контроль переменных $u(t)$, $x(t)$ осуществляется через интервал времени Δt . Таким образом, имеем выборку входных-выходных переменных процесса $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$, где s – объем выборки.

Итак, стоит задача идентификации, т.е. необходимости восстановления зависимости между входными-вы-

ходными характеристиками процесса. В зависимости от уровня априорной информации об объекте различают идентификацию в «узком» и «широком» смыслах.

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

$$\hat{x}_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha), \quad (1)$$

где A^α – параметрическая структура модели; α – вектор параметров.

На втором этапе осуществляется оценка параметров α на основе имеющейся выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$. Оценка параметров может осуществляться с помощью многочисленных рекуррентных процедур, в частности, методом стохастических аппроксимаций либо методом наименьших квадратов. Успех решения задачи идентификации в этом случае существенно зависит от того, насколько «удачно» определен оператор (1). В настоящее время теория параметрической идентификации является наиболее развитой [1].

Идентификация в «широком» смысле предполагает отсутствие этапа выбора параметрического класса оператора [2]. Часто оказывается значительно проще определить класс операторов на основе сведений качественного характера, например линейности процесса или типа нелинейности, однозначности либо неоднозначности и др. В этом случае задача идентификации состоит в оценивании этого оператора на основе выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$:

$$\hat{x}_s(t) = A_s(u(t), \bar{x}_s, \bar{u}_s), \quad (2)$$

где $\bar{x}_s = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $\bar{u}_s = (u_1, u_2, \dots, u_s)$ – временные векторы.

Оценка оператора A_s может быть осуществлена средствами непараметрической статистики [2, 3]. Примечательным здесь является то, что при этом исключается этап выбора параметрической структуры. Тем самым, можно утверждать, что идентификация в этом случае, а это вариант идентификации в «широком» смысле, является более адекватной для некоторых реальных задач.

Непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям. Пусть даны наблюдения $\{x_i, u_i, i = 1, s\}$ случайных величин x, u , распределенных с неизвестными плотностями вероятности $p(x, u), p(u) > 0 \forall u \in \Omega(u)$. Для восстановления $\hat{x} = M\{x|u\}$ используются непараметрические оценки [2, 3]:

$$\hat{x}_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^m \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}, \quad (3)$$

где $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))$, $i = \overline{1, s}, j = \overline{1, m}$ – ядерная колоколообразная функция и коэффициент размытости ядра c_s удовлетворяют некоторым условиям сходимости [2].

В настоящей работе в качестве колоколообразной функции $\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))$ было использовано треугольное ядро вида

$$\Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)) = \begin{cases} 1 - |c_s^{-1}(u^j - u_i^j)|, & \text{если } |c_s^{-1}(u^j - u_i^j)| \leq 1; \\ 0, & \text{если } |c_s^{-1}(u^j - u_i^j)| > 1. \end{cases} \quad (4)$$

Параметр размытости c_s определяется путем решения задачи минимизации квадратичного показателя соответствия выхода объекта и выхода модели, основанного на «методе скользящего экзамена», когда в модели (3) исключается i -я переменная, предъявляемая для экзамена:

$$R(c_s) = \sum_{k=1}^s (x_k - \hat{x}_s(u_k, c_s))^2 = \min_{c_s}, \quad k \neq i. \quad (5)$$

Если же входная переменная u представляет собой вектор, то для каждой компоненты этой переменной необходимо найти свой параметр размытости c_s . Однако если предварительно привести выборку значений вектора u к одному интервалу, используя операции центрирования и нормирования, то параметр размытости можно принять скалярной величиной.

Процессы «трубчатого» типа. Первое упоминание о процессах «трубчатой» структуры появляется у А.В. Медведева [4]. Такие процессы были замечены при моделировании технологических процессов в ме-

таллургии. Было обнаружено, что компоненты вектора входа исследуемого объекта связаны стохастической зависимостью, вследствие чего процесс протекает не во всей области, установленной технологическим регламентом, а лишь в некоторой его подобласти. Моделирование подобного рода процессов связано со многими сложностями, в частности, традиционные методы параметрической идентификации не дают удовлетворительного результата. H -процессы можно считать новыми и на сегодняшний день малоизученными.

Рассмотрим процесс со стохастической зависимостью компонент вектора входа $u(t)$, представленный на рис. 1; здесь $u(t) = (u_1(t), u_2(t))$.

Область протекания процесса $\Omega(u, x)$ представляет собой единичный куб в рамках технологического регламента. Технологический регламент определяет интервалы значений для всех технологических переменных. В рассматриваемом случае примем, что $0 \leq u(t) \leq 1$ и $0 \leq x(t) \leq 1$. Но при статистической зависимости компонент вектора входа $u(t)$ процесс протекает не во всей области $\Omega(u, x)$, а лишь в некоторой подобласти меньшего объема $\Omega^H(u, x)$. Такие процессы получили название «трубчатых», а область их протекания названа «трубкой» [4]. Отметим, что область $\Omega(u, x)$ устанавливается технологическим регламентом, а значит известна, в то время как область $\Omega^H(u, x)$ всегда остается неизвестной.

Сложность при управлении процессами «трубчатого» типа состоит в выборе входного воздействия $u(t)$, которое должно принадлежать подобласти $\Omega^H(u)$; лишь в этом случае получаем на выходе допустимое значение $x(t)$. В противном случае полученное значение выходного параметра $x(t)$ может оказаться либо за рамками технологического регламента, т.е. оказаться вообще физически не реализуемым (например, содержание того или иного элемента будет отрицательным числом), либо находиться в технологическом регламенте, но вне «трубки». Первый случай является менее опасным, поскольку значение выходного параметра, не попадающее

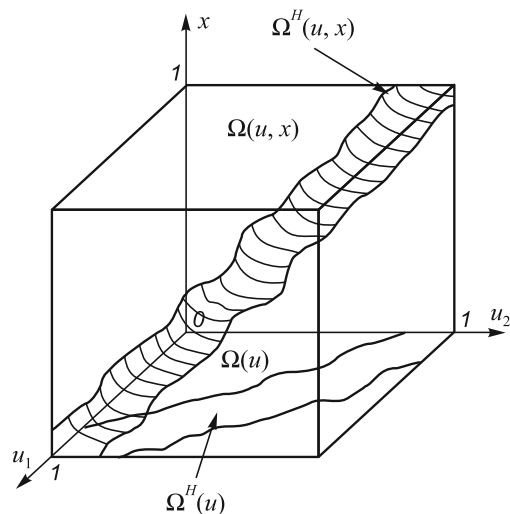


Рис. 1. Процесс «трубчатой» структуры

под технологический регламент, можно исключить, что нельзя сказать о втором случае.

Моделирование параметров конвертерной плавки стали. Как известно [5], основной задачей процесса выплавки стали в конвертерном агрегате является получение определенной запланированной марки стали с заданным химическим составом и температурой. Поэтому для решения таких технологических задач необходимо иметь рациональные модели расчета основных параметров плавки. Различают детерминированные, статистические и эвристические модели конвертерной плавки [6]. Эвристические модели построены на основе нечеткой логики и логических правил условного вывода, нейронных сетей [7, 8]. Существенную роль в таких моделях играет человеческий фактор, кроме того, необходимо длительное время для настройки моделей, что лимитирует их использование в металлургии. Статистические модели плавки [9] используются для целей статического управления; основными предпосылками успешного применения таких моделей является стабильность условий работы конвертера. Детерминированная физико-химическая модель плавки строится на базе фундаментальных законов сохранения массы и энергии. Передовые достижения в теории сталеплавления основаны на термодинамике Гиббса [10]. Термодинамические модели плавки включают в себя модель фаз и на ее основе модель системы металл – шлак – газ. Здесь результат моделирования определяется выбором вида уравнения состояния и расчетом равновесия. Факт неравновесности реально-

го процесса, а также действие неопределенных факторов и особенности состояния конвертера учитываются коррекцией констант равновесия по массиву экспериментальных данных. Разработка адекватной модели конвертерной плавки с приемлемой вычислительной сложностью, предназначенной, прежде всего, для ее использования в системе управления, продолжается в научном мире.

Конвертерный процесс характеризуется сложными, многофакторными взаимодействиями и связями, возникающими по ходу продувки сталеплавильной ванны. Так, на кинетику окисления примесей оказывают влияние возмущения и управляющие воздействия, имеющие место во время операции продувки (поведение ванны, тепловой и температурный режим и т.д). Колебания содержания извести и шлакообразующих, состава чугуна, состава и количества металлолома, стойкости и разрушения футеровки, заметалливание сопел и т.п. усложняют разработку детерминированной модели плавки. В такой ситуации приемлемым решением может быть непараметрическая стохастическая аппроксимация некоторых связей вход – выход.

Входные-выходные переменные процесса конвертерной плавки стали представлены в таблице.

В данных условиях важнейшей выходной переменной является векторная переменная «Химический состав металла на повалке», %, которая включает в себя как минимум четыре переменные: $x_1(u)$, $x_2(u)$, $x_3(u)$, $x_4(u)$. Для вычислительного эксперимента были построены четыре непараметрические модели вида

Входные-выходные переменные конвертерной плавки

Входные переменные	Выходные переменные
Расход материала, т: u_1 – чугуна, u_2 – лома, u_3 – извести, u_4 – электродного боя, u_5 – флюса ФОМИ, u_6 – ферромарганца ФМ-1, u_7 – агломерата офлюсованного, u_8 – угля ССО	Химический состав металла на повалке, %: x_1 – углерод С, x_2 – марганец Мп, x_3 – сера S, x_4 – фосфор Р
Расход кислорода, м ³ : u_9 – на продувку, u_{10} – на предварительный прогрев лома	Температура металла, °С: x_5 – на первой повалке, x_6 – на второй повалке
Химический состав заливаемого чугуна, %: u_{11} – кремний Si, u_{12} – марганец Мп, u_{13} – сера S, u_{14} – фосфор Р	Химический состав конечного шлака на повалке, %: x_7 – Сао, x_8 – SiO ₂ , x_9 – FeO, x_{10} – MgO, x_{11} – Al ₂ O ₃ , x_{12} – S, x_{13} – MnO, x_{14} – P ₂ O ₅ , x_{15} – TiO ₂ , x_{16} – V ₂ O ₅
Температура, °С: u_{15} – чугуна	

$$\hat{x}_s^l(u) = \frac{\sum_{i=1}^{35} x_i^l \prod_{j=1}^{15} \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^{35} \prod_{j=1}^{15} \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}, \quad (6)$$

где $l = \overline{1, 4}$; объем выборки в данном случае равен $s = 35$.

Оценку полученных моделей производили в соответствии со следующей формулой:

$$E = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (x_i - \hat{x}_i^s)^2, \quad (7)$$

где E – ошибка моделирования; x_i – измеренное значение выходной переменной; \hat{x}_i^s – полученная оценка.

Непараметрические модели были построены для выходных переменных x_1, x_2, x_3, x_4 . Полученные результаты приведены ниже (где D – дисперсия выхода объекта, $W = E/D$):

Элемент	Показатель		
	E	D	W
C (x_1)	0,0002147	0,01529914	0,014
Mn (x_2)	0,000527348	0,0224588	0,023
S (x_3)	0,00001	0,0034	0,0029
P (x_4)	0,00004598	0,0064	0,0071

Рассмотрим результаты, приведенные для переменной x_1 . Ошибка моделирования $E = 0,0002147$ значительно меньше дисперсии выхода $D = 0,01529914$, их отношение составило $W = 0,014$. Это говорит о том, что по значениям этой выходной переменной может быть построена удовлетворительная модель, которая в дальнейшем может быть использована в целях управления. В случае, когда $E > D$ или $E \approx D$, о работоспособности модели говорить нельзя. Аналогичные результаты получены и по выходным переменным x_2, x_3, x_4 , где также $E < D$.

На рис. 2, а в качестве примера показан характер изменения зависимости концентрации углерода в металле на повалке от содержания в расходных материалах лома. Входные переменные в этом случае являются величинами нормированными. Рисунки представляют собой срезы при 14 фиксированных входных переменных $u_1, u_3, u_4, \dots, u_{15}$, а переменная u_2 (содержание лома) изменяется в границах $[-2; 2,5]$. Кривая 1 соответствует случаю, когда все фиксированные переменные принимали свое среднее значение, кривая 2 – сдвигу фиксированной переменной u_1 (расходу чугуна) на 0,3 от своего среднего значения, кривая 3 – сдвигу на величину $-0,3$ от среднего значения.

Из приведенного рисунка следует, что характер зависимости нелинейный и достаточно точно описывает канал «углерод (C) в металле на повалке – расход материала (чугуна, лома, извести, электродного боя, флю-

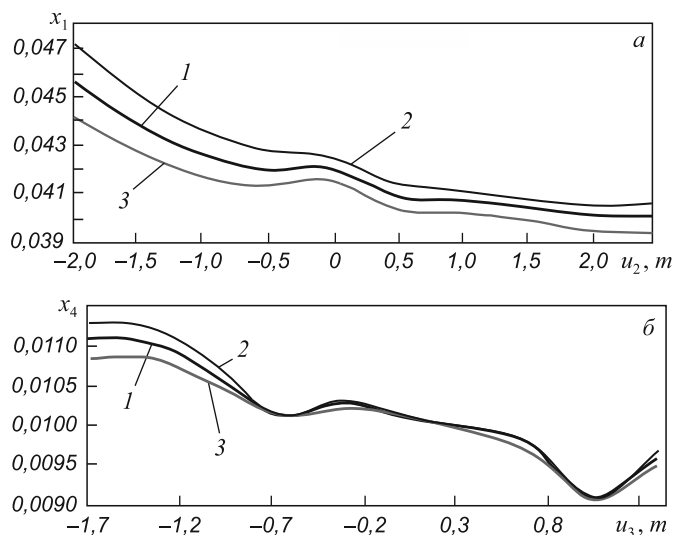


Рис. 2. Зависимость концентрации углерода (а) и фосфора (б) в металле на повалке соответственно от содержания в шихте лома и извести

са, ФМ-1, агломерата офлюсованного, угля ССО), кислород на продувку, кислород на прогрев, химический состав заливаемого чугуна (Si, Mn, S, P), температура чугуна». А это означает, что использование подобных моделей может оказаться эффективным для управления процессом конвертерной плавки стали.

На рис. 2, б показан характер зависимости концентрации фосфора (x_4 , %) от содержания извести (u_3 , %) в расходных материалах. Входные переменные являются величинами нормированными. Как и в предыдущем случае, графики представляют собой срезы при 14 фиксированных входных переменных и одной изменяющейся переменной u_3 (содержание извести), которая изменяется в границах $[-1,7; 1,45]$. Кривая 1 соответствует случаю, когда все фиксированные переменные принимали свое среднее значение. Кривая 2 соответствует сдвигу фиксированной переменной u_2 (содержание лома) на 0,3 от своего среднего значения, кривая 3 – сдвигу на величину $-0,3$ от среднего значения.

Из рис. 2, б виден нелинейный характер рассматриваемой зависимости, причем здесь нелинейность уже более сильная, чем в предыдущем случае (рис. 2, а). Зависимость точно описывает канал «содержание фосфора (P) в металле на повалке – расход материала (чугуна, лома, извести, электродного боя, флюса, ФМ-1, агломерата офлюсованного, угля ССО), кислород на продувку, кислород на прогрев, химический состав заливаемого чугуна (Si, Mn, S, P), температура чугуна».

Аналогичные результаты, полученные и в остальных случаях, говорят о том, что представленные зависимости позволяют прогнозировать поведение основных контролируемых параметров конвертерной плавки.

Выводы. Рассмотрена задача идентификации дискренто-непрерывных процессов в условиях параметрической и непараметрической неопределенностей.

Анализируется вопрос идентификации в «узком» и «широком» смыслах. Приводятся непараметрические модели для многомерных дискретно-непрерывных процессов. Рассмотрена задача моделирования конвертерной плавки стали. Построены непараметрические модели достаточно высокого качества для следующих важнейших выходных переменных процесса, определяющих химический состав металла на повалке: углерода, марганца, серы, фосфора. Установлено, что входные переменные процесса связаны между собой, а это означает, что речь идет о процессах «трубчатой» структуры. Полученные в ходе вычислительного эксперимента результаты говорят о том, что модели являются удовлетворительными и могут быть использованы в целях управления процессом конвертерной плавки стали.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. – М.: Наука, 1968. – 400 с.
2. Надарая Э.А. Непараметрические оценки плотности вероятности и кривой регрессии. – Тбилиси: изд. Тбилисского ун-та, 1983. – 194 с.
3. Медведев А.В. Непараметрические системы адаптации. – Новосибирск, Наука, 1983. – 174 с.
4. Медведев А.В. // Компьютерный анализ данных моделирования. 1995. Т. 2. С. 201 – 206.
5. Воскобойников В.Г, Кудрин В.А., Якушев А.М. Общая металлургия. – М.: Металлургия, 1998. – 768 с.
6. Желдак Т.А., Воловенко Д.А. // Научный вестник НГУ. 2011. № 5. С. 133 – 136.
7. Kubat С.Н. // Robotics and Autonomous System. 2004. Vol. 49. P. 193 – 205.
8. Sarita Chauhan, Mahendra Singh, Vivek Kumar Meena. // International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). 2013. Vol. 2 (9). P. 198 – 202.
9. Гулыга Д.В., Сущенко А.В. // Сталь. 2003. № 12. С. 19 – 24.
10. Пономаренко А.Г., Окоукони П.И., Храпко С.А., Иноземцева Е.Н. – В кн.: Труды 4-го конгресса сталеплавильщиков, Москва. – М.: Металлургия, 1997. С. 35 – 40.

© 2013 г. А.А. Корнеева, М.Е. Корнет
Поступила 23 июля 2013 г.