reactive ball milling in H_2 and ultra-high-pressing. Voon Kyoung Il., Lee Kyung Sub. J. Alloys and Compounds. – 2002. – 333. – № 1 – 2. – С. 249 – 259.

7. Пат.4834942 США МКИ[4] С22 С 21/00. Процесс порошковой металлургии для получения высокотемпературного сплава алюминий-титан. Опубл. 30.05.89.

УДК 004.891, 002.53:004.89

О.И. Соловьева, А.В. Кожевников

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УРОВНЯ БЕЗОПАСНОСТИ СТАЛЕРАЗЛИВОЧНОГО ОБОРУДОВАНИЯ

В статье предложена математическая модель прогнозирования уровня безопасности металлургического оборудования на основе статистических данных отказов его узлов, построенная с помощью нечетких множеств и генетических алгоритмов. С помощью данной модели могут быть созданы экспертно-аналитические системы оценки уровня безопасности металлургических агрегатов.

Машина непрерывного литья заготовок, нечеткая логика, генетический алгоритм, экспертная система оценки безопасности оборудования.

The paper proposes a mathematical prediction model of the security level of metallurgical equipment based on the statistics of failures of its components, built with the help of fuzzy sets and genetic algorithms. The expert-analytical systems of evaluation of the security level of metallurgical units can be created with the help of the model.

Continuous casting machine, fuzzy logic, genetic algorithm, expert system of evaluation of the security of equipment.

Непрерывная разливка является сложным технологическим процессом и характеризуется большим количеством взаимосвязанных физико-химических и механических закономерностей, недостаточно изученных в настоящее время. Сегодня не существует адекватных математических моделей, позволяющих осуществлять оценку состояния сталеразливочного оборудования в реальном масштабе времени на основе имеющегося (измеряемого) перечня параметров процесса.

Существующие физические и математические описания процессов непрерывной разливки обладают определенной неполнотой в силу недостаточной изученности причинно-следственных связей влияния параметров процесса на возможность появления, характер и степень проявления внезапных отказов и дефектов. Это обстоятельство осложняется невозможностью измерения одних параметров и неточностью (дрейфом) измерения других, как из-за ограниченных возможностей соответствующих датчиков, так и из-за непрерывного износа и периодической замены элементов оборудования в процессе работы машины непрерывного литья заготовок (МНЛЗ).

Исходя из вышесказанного, актуальным является создание специализированной автоматизированной экспертной системы, прогнозирование состояния и уровня безопасности заготовки сталеразливочного оборудования путем применения правил распознавания одной из трех категорий («безопасно», «аварийный режим» и «требует специального осмотра и обследования») на основе совокупности технологических параметров процесса разливки и статистических данных об отказах узлов МНЛЗ.

Для достижения поставленной цели система реализует следующие функции:

- сбор данных, содержащих технологических параметры контролируемого процесса разлива и статистическое данные о ремонтах, ТО внеплановых остановках и отказах узлов МНЛЗ;
- обработку текущих параметров различными математическими методами;
- анализ результатов обработки и выработка прогноза состояния оборудования (распознавание категории);
- отображение и представление инженерно-техническим работникам металлургических производств контролируемых параметров и результатов прогноза состояния оборудования и уровня его безопасности.

Процедура прогноза состояния оборудования основана на математическом аппарате теории нечетких множеств. Использование такого подхода обусловлено следующими причинами.

1. Физико-химический и технологический процесс непрерывной разливки чрезвычайно сложен и близок к «черному ящику», поскольку не определены однозначные связи между параметрами процесса и дефектами, а также причинами отказов, к которым они приводят.

2. Измерения контролируемых параметров неточны не только из-за недостаточной разрешающей способности датчиков, но и в силу искажения этих результатов «шумами», вызванными неконтролируемыми возмущениями.

Математическая теория нечетких множеств – единственная теория, которая математически оперирует со смысловым содержанием слов человека и позволяет описывать нечеткие понятия и знания, оперировать этими знаниями и делать нечеткие выводы. Нечеткое множество строго определяется с

помощью функции принадлежности – оценочных значений в интервале [0, 1], являющихся знаниями эксперта – специалиста в конкретной предметной области.

Таким образом, на основе значений контролируемых параметров и заложенных (и корректируемых в процессе эксплуатации) правила отнесения каждого участка заготовки и всей плавки к конкретной категории процедура производит нечеткий вывод (прогноз) об уровне безопасности оборудования в данный момент времени.

Процедура распознавания категории безопасности оборудования производит классификацию категории с использованием аналитических выражений, агрегирующих с соответствующими весовыми коэффициентами результаты оценки вероятности аварии (инцидента) из-за отклонений технологического процесса, результат нечеткого вывода о состоянии оборудования.

Выбор входных и выходных параметров

Основными технологическими параметрами или переменными являются выходные $y_1,...,y_m$ (остаточный ресурс, сигнал о повышении вероятности аварии и т.д.), определяющие уровень безопасности (состояние аварийности) узлов МНЛЗ, и входные $x_1,...,x_m$, оказывающие заметное влияние на состояние безопасности оборудования.

К входным переменным могут относиться три переменные:

1. Срок службы узла от момента его ремонта или замены. Определяется в процентах от максимально установленного срока службу до очередного ремонта.

2. Количество произошедших аварий с момента последнего ремонта или замены узла. Для узлов, не подлежащих ремонту и являющихся расходным материалом, весовой коэффициент связи этой переменной равен нулю.

3. Экспертная оценка износа узла. Выражается в процентах от максимально возможного износа, после которого эксплуатация узла невозможна. Определяется на основании мнения эксперта или аппаратными средствами.

Разработка предварительной модели прогноза уровня безопасности оборудования. Предпосылки создания модели

Математическая модель прогноза уровня безопасности предназначена для помощи работникам промышленных предприятий, эксплуатирующих технические устройства на опасных производственных объектах оперативно принимать различного рода специализированные управленческие решения, касающиеся надежной, стабильной и безопасной работы промышленных агрегатов, обеспечения и повышения качества промышленной безопасности промышленных подразделений и предприятий в целом. Прогнозирование уровня безопасности оборудования целесообразно проводить в статическом режиме, полагая, что все значимые переменные находятся в установившемся состоянии. Поэтому математическая модель прогноза уровня безопасности также является статической и может быть представлена в следующей обобщенной форме:

$$y = f(x_1,...,x_m), \qquad (1)$$

где x_i – входные переменные (факторы), оказывающие наиболее существенное влияние на состояние безопасности оборудования, $(i=\overline{1,m})$; y – интегрированный показатель качества, принимающий значения, близкие к 1 (безопасный режим работы) и 0 (аварийное состояние оборудования).

Возможна также декомпозиция модели (1) на модели прогнозирующей состояния оборудования

$$y_r = f_{1r}(x_1,...,x_m),\ r=\overline{1,s} \qquad (2)$$

и интегрированный показатель

$$y = f_2(y_1,...,y_s). \qquad (3)$$

Рассмотрим общие подходы к построению и идентификации модели (1), справедливые и для моделей (2), (3).

Разработка нечеткой модели прогноза состояния металлургического оборудования

Для целей моделирования в обстановке помех и погрешностей измерений, а также неопределенности, вызванной исключительной сложностью и слабой изученностью, целесообразно применить нечеткий подход, основанный на экспертной информации.

Под экспертной информацией будем понимать накопленные оператором-экспертом знания о технологическом процессе и выраженные в виде высказываний. Элементарное высказывание, приписывающее значение переменной x к некоторому интервалу $X=\left\{x\middle|x^{\min}\le x\le x^{\max}\right\}$, отмеченному каким-либо лингвистическим значением X (большое, малое, среднее и т.д.) выглядит следующим образом:

x есть X.

Например, если x – температура, имеющая значение 1700 C^o, которое попадает в интервал высоких температур, то элементарное высказывание приобретает конкретный смысл

«температура x, высокая X».

Установленная связь между входом x и выходом y выразится более сложным высказыванием, именуемым правилом

R: если x есть X, то y есть Y.

В процессе эксплуатации установки оператор условно разбивает интервал X изменения входа x на несколько (порядка 6, 7) подинтервалов $X^1,X^2,...,X^n$ с лингвистическими значениями $X^1,X^2,...,X^n$, которым соответствуют подинтервалы $Y^1,Y^2,...,Y^n$, ха-

рактеризующие выход y, с лингвистическими значениями $Y^1, Y^2, ..., Y^n$.

Тогда получим совокупность экспертных высказываний – правил в развернутой

$$R^1: \text{если } x \text{ есть } X^1, \text{ то } y \text{ есть } Y^1,$$
$$R^2: \text{если } x \text{ есть } X^2, \text{ то } y \text{ есть } Y^2,$$
$$\ldots$$
$$R^n: \text{если } x \text{ есть } X^n, \text{ то } y \text{ есть } Y^n,$$

и компактной форме

$$R^\theta: \text{ если } x \text{ есть } X^\theta, \text{ то } y \text{ есть } Y^\theta, \ \theta = \overline{1,n}. \quad (4)$$

Для нескольких входных переменных $x_1, x_2, ..., x_m$ правила (4) можно записать в виде

$$R^\theta: \text{если } x_1 \text{ есть } X_1^\theta, x_2 \text{ есть } X_2^\theta, \ldots, x_m \text{ есть } X_m^\theta, \text{ то } y \text{ есть } Y^\theta, \ \theta = \overline{1,n}. \quad (5)$$

Приведенные лингвистические значения $X_1^\theta, X_2^\theta, \ldots, X_m^\theta, Y^\theta$ переменных $x_1, x_2, \ldots, x_m, y$ принадлежат соответствующим терм-множествам $T_{x_1} = \{X_{1,1}, ..., X_{1,p_1}\}, \ldots, T_{x_m} = \{X_{m,1}, ..., X_{m,p_m}\}$, $T_y = \{Y_1, ..., Y_q\}$, где $X_{i,k}$, Y_i, $i = \overline{1,m}$, $k = \overline{1,p}$, $l = \overline{1,q}$ – эталонные лингвистические значения (нечеткие множества).

Наилучшим методом формализации экспертных высказываний (5) является аппарат нечетких множеств, развитый Л. Заде [2] и позволяющий построить нечеткую модель, предназначенную для расчета выходных переменных объекта по известным входным.

В настоящее время для целей моделирования и прогнозирования широко используются три различные по структуре нечеткие модели, состоящие из совокупности продукционных правил, в правой части которых находятся константы

$$R^\theta: \text{если } x_1 \text{ есть } X_1^\theta, x_2 \text{ есть } X_2^\theta, \ldots, x_m \text{ есть } X_m^\theta, \text{ то } y \text{ есть } a^\theta, \quad (6)$$

нечеткие множества

$$R^\theta: \text{если } x_1 \text{ есть } X_1^\theta, x_2 \text{ есть } X_2^\theta, \ldots, x_m \text{ есть } X_m^\theta, \text{ то } y \text{ есть } Y^\theta, \quad (7)$$

и линейные уравнения

$$R^\theta: \text{если } x_1 \text{ есть } X_1^\theta, x_2 \text{ есть } X_2^\theta, \ldots, x_m \text{ есть } X_m^\theta, \text{ то } y = c_0^\theta + c_1^\theta x_1 + \ldots + c_m^\theta x_m \text{ есть } Y^\theta, \quad (8)$$

где X_i^θ – нечеткие множества, характеризующие входные переменные x_i, $i = \overline{1,m}$, $\theta = \overline{1,n}$, y^θ, Y^θ – выходная переменная θ-го порядка и соответствующее нечеткое множество.

Важнейшей характеристикой нечеткого множества является функция принадлежности. Существуют две преобладающие точки зрения, касающиеся содержательной трактовки функции принадлежности [6]: она интерпретируется как субъективная мера неопределенности [8] или как вероятностная характеристика, например, функция распределения [3]. В работе [3] предлагается использовать функцию распределения в качестве функции принадлежности потому, что вычисления на нечетких множествах более простые (используются в основном две операции: минимизации и максимизации), чем статистические расчеты.

На практике далеко не всегда удается определить плотность распределения из-за отсутствия достаточного количества данных или наличия погрешностей измерения. Поэтому в дальнейшем сосредоточим внимание на функции принадлежности $X(x)$ элемента x к нечеткому множеству X, которое интерпретируется как субъективная мера того, насколько элемент $x \in X$ соответствует некоторому понятию. Под субъективной мерой будем понимать определяемую опросом экспертов степень соответствия элемента x_1 понятию, формализуемому нечетким множеством X. Каждая функция принадлежности имеет следующие характеристики [5]:

– множество уровня 1, называемое ядром нечеткого множества X и обозначаемое $\overset{\circ}{X}$:

$$\overset{\circ}{X} = \{x \in X \mid X(x) = 1\};$$

– множество уровня 0, называемое носителем нечеткого множества X и обозначаемое X_0:

$$X_0 = \{x \in X \mid X(x) > 0\}.$$

Нечеткое множество, имеющее ядро, называется нормальным.

Если нечеткое множество переменной x_i имеет порядковый номер $j = 1, 2, \ldots,$ например X_{ij}, то его носитель и его ядро запишутся в виде:

$$X_{ij} = \{x_i \in X_i \mid X_{ij}(x_i) > 0\};$$
$$\overset{\circ}{X}_{ij} = \{x_i \in X_i \mid X_{ij}(x_i) = 1\};$$
$$X_i = \{x_i \mid x_i^{\min} \le x_i \le x_i^{\max}\}$$

где $x_i^{\min}, x_i^{\max}$ – минимальное и максимальное значение переменной x_i.

Для описания функций принадлежности используется большое число аналитических выражений, часть из которых приведена в [6]. Среди них выделим обширный класс нелинейных функций принадлежности, характеризующих лингвистическую переменную, и сформулируем требования, которым

должны удовлетворять функция принадлежности.

Для лингвистической переменной $< x, T_x, \mathrm{X} >$ определим терм-множество $T_k = \{X_i\}$, $i = \overline{1, n}$, термами – пронумерованными эталонными нечеткими множествами от 1 до n. Будем считать, что универсальное множество $X \in R^1$, где R^1 – ось действительных чисел.

Множество T_x должно быть упорядочено в соответствии с выражением

$$(\forall X_i \in T_x)(\forall X_j \in T_x)$$
$$\left[i > j \leftrightarrow (\exists x' \in \mathrm{X}_{0i})(\forall x'' \in \mathrm{X}_{0j})(x' > x'')\right],$$

которое означает, что терм, который имеет носитель, расположенный левее, получает меньший номер.

Исходя из определения и свойств лингвистической переменной, ее функция принадлежности должна удовлетворять следующим условиям:

$$\begin{cases} X_1(x) = 1, \text{ если } x < x^1; \\ X_1(x) \in [0,1), \text{ если } x > x^1; \\ X_q(x) \in [0,1), \text{ если } x < x^q; \\ X_q(x) = 1, \text{ если } x > x^q, \end{cases} \qquad (9)$$

где $x^i = \arg\max\limits_{x \in \mathrm{X}_{0i}} X_i(x)$; $i = \overline{1, q}$;

$$(\forall X_i \in T_x)(0 < \max(X_i(x) \wedge X_{i+1}(x)) < 1) \qquad (10)$$

$$(\forall X_i \in T_x)(\exists x \in \mathrm{X})(X_i(x) = 1) \qquad (11)$$

Принимаем, что q = 5 и, используя рис. 1, прокомментируем приведенные выражения.

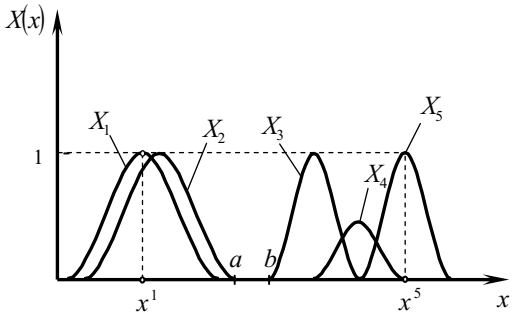


Рис. 1. Запрещенные функции принадлежности

Условие (9) запрещает функциям принадлежности крайних термов X_1 и X_5 иметь вид колоколообразных (трапециевидных) фигур, что обусловлено расположением этих термов в упорядоченном множестве. Условие (10) исключает существование термов типа X_1, X_2 и X_2, X_3, поскольку в первом случае отсутствует естественная различимость понятий, аппроксимируемых термами, а во втором случае участку [*a, b*] из универсального множества не соответствует никакое понятие. Условие (11) допускает использование термов только с нормальными функциями принадлежности, исключая X_4.

Теперь перейдем к построению функции принадлежности. В большинстве методов функции принадлежности определяются с помощью оценивающих по той или иной методике степень принадлежности $X(x)$ элемента $x \in X$ к нечеткому множеству *X*. При этом универсальное множество *X* переменной *x*, как правило, является дискретным.

Функция принадлежности является непрерывной и непрерывным будет универсальное множество *X*, если оно определено на множестве действительных чисел. При задании сведений о каждом нечетком множестве, его ядре, носителе и поведении функции принадлежности, ее рекомендуется представлять в виде стандартной π – функции с шестью параметрами $d_1, ..., d_6$ [7]:

$$X(x,d) = \begin{cases} 0, \text{ если } x \in (-\infty, d_1], \\ 0{,}5\left(\dfrac{x - d_1}{d_2 - d_1}\right)^2, \text{если } x \in (d_1, d_2], \\ 1 - 0{,}5\left(\dfrac{d_3 - x}{d_3 - d_2}\right)^2, \text{ если } x \in (d_2, d_3], \\ 1, \text{если } x \in (d_3, d_4], \\ 1 - 0{,}5\left(\dfrac{x - d_4}{d_5 - d_4}\right)^2, \text{ если } x \in (d_4, d_5], \\ 0{,}5\left(\dfrac{d_6 - x}{d_6 - d_5}\right)^2, \text{ если } x \in (d_5, d_6], \\ 0, \text{если } x \in (d_6, +\infty]. \end{cases} \qquad (12)$$

В структуре нечетких моделей (6) – (8) в той или иной форме присутствуют процедуры преобразования *Fuz* (*Fuzzyfication*) действительного значения x^0 переменной x в лингвистическое X', нечеткого вывода *FI* (*Fuzzy Inference*) лингвистического выхода Y' по известному входу X' и совокупности правил $\mathrm{R} = \{\mathrm{R}^1, \ldots, \mathrm{R}^n\}$, а также преобразования *Def* (*Defuzzyfication*) лингвистического значения выхода Y' в действительное y^0, показанные на рис. 2.

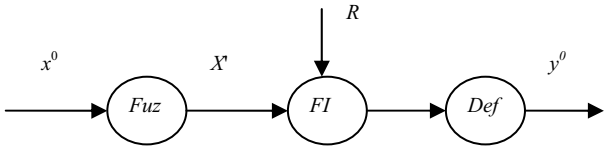


Рис. 2. Структурная схема нечеткой модели

Процедура фазификации *Fuz* (*Fuzzyfication*) заключается в вычислении функций принадлежности $X_{ij}^{\theta}(x_i, d_i^0) \in [0, 1]$, j = 1,2, …, k при заданных значениях $x_{1j}^0, ..., x_{mj}^0$ переменных $x_{1j}, ..., x_{mj}$ и вектора параметров d_j^{θ}. С помощью процедуры нечеткого вывода *FI* (*Fuzzy Inference*) вычисляется величина истинности θ-го правила

$$w_\theta = X_1^\theta(x_1 d_1^\theta) \oplus X_2^\theta(x_2, d_2^\theta) \oplus ... \oplus X_m^\theta(x_m, d_m^\theta)$$

и нечеткая функция

$$\beta^\theta = \frac{w^\theta}{w^1 + w^2 + ... + w^n}, \quad \theta = \overline{1, i},$$

где $\oplus = \{\cdot, \max, \min, ...\}$ – операция алгебраического умножения (·), определения максимума (max) или минимума (min) и др.

Процедура дефазификации *Def* (*Defuzzyfication*) служит для определения конкретного значения выхода $\hat{y}(t)$ по соответствующим формулам:

$$\hat{y} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{n} w^j} \sum_{\theta=1}^{n} a^\theta w^\theta, \tag{13}$$

$$\hat{y} = \int_{y \in Y} \hat{Y}(y) \cdot y \Big/ \int_{y \in Y} \hat{Y}(y), \tag{14}$$

$$\hat{y} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{n} w^j} \sum_{\theta=1}^{n} y^\theta w^\theta, \tag{15}$$

где $y^\theta = c_0^\theta + x^T c^\theta$, $\theta = \overline{1, n}$ – линейное уравнение; $c_0^\theta = (c_1^\theta, c_2^\theta, ..., c_m^\theta)^T$ – вектор коэффициентов; $\hat{Y}(y) = \int_{y \in Y} \bigcup_{\theta=1}^{n} (Y^\theta(y) \oplus w^\theta)$ – функция принадлежности, вычисленная по схеме Мамдани; Y – область значений y, хотя с учетом применения большого количество статистических данных для получения конечного результата, в качестве функции принадлежности может быть использована и система нечеткого логического вывода типа Сугэно.

В качестве первой предварительной модели будем использовать нечеткую модель (8), для которой довольно подробно рассмотрим процедуру идентификации по статистическим данным x_{ij}, y_j, $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, k}$, полученным при работе сталеразливочного оборудования.

Опуская промежуточные выкладки, запишем формулу (4) в следующей аналитической форме:

$$\hat{y} = c^r \tilde{x}_j, \qquad j = \overline{1, k}, \tag{16}$$

где $\tilde{n} = (\tilde{n}_0^1, ..., \tilde{n}_0^n, \tilde{n}_1^1, ..., \tilde{n}_1^n, ..., \tilde{n}_m^1, ..., \tilde{n}_m^n)^T$ – вектор коэффициентов;
$\tilde{x}_j = (\beta^1, ..., \beta^n, x_{1j}\beta^1, ..., x_{1j}\beta^n, ..., x_{mj}\beta^1, ..., x_{mj}\beta^n)^r$ – расширенный входной вектор.

Разработка алгоритмов идентификации нечеткой модели

Теперь опишем схему и алгоритмы идентификации Ψ_c, Ψ_d, Ψ_n (рис. 3), обеспечивающие требуемую точность расчета выхода $\hat{y}_j$, оцениваемую величиной критерия

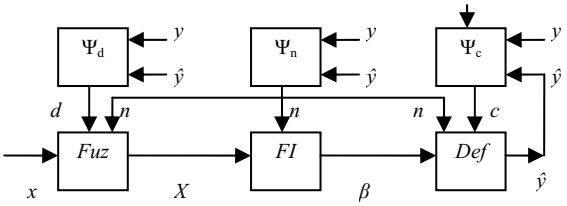


Рис. 3. Схема идентификации нечеткой модели

$$J = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} (|y_j - \hat{y}_i| / y_j), \tag{17}$$

где y_j, $\hat{y}_j$ – заданное и расчетное значение выхода.

Алгоритм Ψ_c – это многошаговый метод наименьших квадратов, вычисляющий в моменты времени $t = \overline{1, T}$ вектор коэффициентов линейных разностных уравнений

$$c_j = c_{j-1} + H_j \tilde{x}_j (y_j - c^T{}_{j-1} \tilde{x}_j), \tag{18}$$

$$H_j = H_{j-1} - \frac{H_{j-1} \tilde{x}_j \tilde{x}_j^T H_{j-1}}{1 + \tilde{x}_j^T H_{j-1} \tilde{x}_j}, \tag{19}$$

где H_j – корректирующая матрица.

Алгоритм Ψ_d, построенный на основе генетического алгоритма (ГА), определяет вектор параметров функций принадлежности *d*.

Рассмотрим ряд основных понятий и терминов, сопровождающих описание ГА. Вектор исходных значений параметров (генов) функций принадлежности после формализации обозначений

$$d^0 = (d_1^0, d_2^0, ...d_K^0) = (d_{1,1}^1, ..., d_{1,6}^1, ..., d_{m,1}^n, ..., d_{m,6}^n),$$

$$r = 6 \cdot n \cdot m$$

получает название нулевой особи d^0. Введем понятие целого или вещественного случайного числа $z \in [z_{\min}, z_{\max}]$, вычисляемого по формуле:

$$z = Ran(z_{\min}, z_{\max}) = z_{\min} + \xi(z_{\max} - z_{\min}), ,$$

где ξ – случайное число в интервале [0,1].

Работа ГА начинается с задания или формирования нескольких особей, называемых исходной популяцией.

Исходная популяция $d^s = (d_1^s, d_2^s, ...d_K^s)$, $s = \overline{1, \lambda}$ формируется в результате λ-кратного определения количества $\rho = Ran(1, k)$ и номеров $n_l = Ran(1, k)$, $l = \overline{1, \rho}$ генов и последующего мутирования их по формуле $d_{n_l} = Ran(d_{n_l}^{inin}, d_{n_l}^{inax})$ в нулевой особи d^0. Например, если найдены количество $\rho = 2$, номера

$n_1 = 2,\ n_2 = 8$ и значения мутированных генов d_2, d_8 для $j = 1$, то первая особь будет иметь вид:

$$d^1 = (d_1^0, d_2, d_3^0 ... d_7^0, d_8, d_9^0, ..., d_0^K) = (d_1^1, d_2^1, ..., d_k^1).$$

Далее, многократно выполняются операторы отбора, скрещивания, мутации и редукции.

Оператор отбора выбирает две особи d^h, d^g, $1 \le h, g \le \lambda$ именуемые родителями, которым соответствуют минимальные значения $J(d^h)$ и $J(d^g)$ критерия.

Оператор скрещивания определяет случайное число $\mu = Ran(1, k)$ – точку разбиения и, начиная с $(\mu+1)$-го элемента, обменивает подстроки в родителях

$$\begin{cases} d^h = (d_1^h, ..., d_\mu^h, d_{\mu+1}^h, ..., d_k^h) \\ d^g = (d_1^g, ..., d_\mu^g, d_{\mu+1}^g, ..., d_k^k) \end{cases} \rightarrow$$

$$\rightarrow \begin{cases} d^{\lambda+1} = (d_1^h, ..., d_\mu^h, d_{\mu+1}^g, ..., d_k^g) \\ d^{\lambda+2} = (d_1^g, ..., d_\mu^g, d_{\mu+1}^h, ..., d_k^h) \end{cases}$$

с образованием двух потомков, представленных в форме особей $d^{\lambda+1}$ и $d^{\lambda+2}$.

Оператор мутации действует на итерации всякий раз, когда вероятность его возникновения $P_M = 0,03 \div 0,05$ удовлетворяет условию $P_M \ge Ran(0,1)$. Тогда определяются количество $P = Ran(1, \lambda+2)$ и номера $m_i = Ran(1, \lambda+2)$ $i = \overline{1, \rho}$ особей, а затем количество $v_i = Ran(1, k)$ и номера $\upsilon_i = Ran(1, k)$ генов *i*-ой особи, мутируемых по формуле:

$$d_V = Ran(d_\upsilon^{\min}, d_\upsilon^{\max}),\ \upsilon_i = \overline{1, v_i}.$$

Оператор редукции сокращает до исходной величины λ число особей в популяции, если оно достигло предельного значения, удаляя особи, которым соответствуют минимальные значения критерия (17). Генетический алгоритм завершает работу, если количество итераций (эпох) достигло заданного.

Суть алгоритма идентификации Ψ_n заключается в нахождении оптимального в некотором смысле правила R^θ, $1 \le \theta^* \le n$, и функции принадлежности $X_{j^*}^{\theta^*}(x_{j^*})$, разбиение которой приводит к заметному снижению погрешности (17) нечеткой модели (16). Выбор правила R^{θ^*} основан на анализе величины частной погрешности, вызванной θ-ым правилом

$$J_k^\theta = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} (|y_j - y_j^\theta| / y_j),\ \theta = \overline{1, n}. \qquad (20)$$

Результаты некоторых исследований показывают [8], что правило, имеющее максимальную погрешность (18), оказывает наибольшее влияние на конечный результат (17) и считается искомым R^{θ^*}.

В правиле R^{θ^*} производится половинное деление параметрического интервала [a, b] каждой *i*-ой функции принадлежности $(i = \overline{1, m})$ одного из трех типов (рис. 4), сопровождающееся образованием дополнительного $(n + 1)$-го правила и *m* нечетких моделей. После их идентификации алгоритмами Ψ_c и Ψ_d выбирается нечеткая модель, обладающая минимальным значением ошибки (17). Последовательность алгоритмов Ψ_n, Ψ_c, Ψ_d действует до тех пор, пока не выполнится условие адекватности

$$J < J^\partial, \qquad (21)$$

где J^∂ – допустимая погрешность.

Проведение идентификации нечеткой модели

Идентификация нечеткой модели (8) проводится по статистическим данным x_j, y_{rj}, $j = 1, 2, ..., 127$, $r = 1, 2, 3, 4$ работы сталеразливочного оборудования и конвертерных плавок и заключается в определении коэффициентов нелинейных уравнений *c*, параметров функций принадлежности *d* и количества правил *i*, при которых расчетный выход $\hat{y}$ будет близок к заданному *y*.

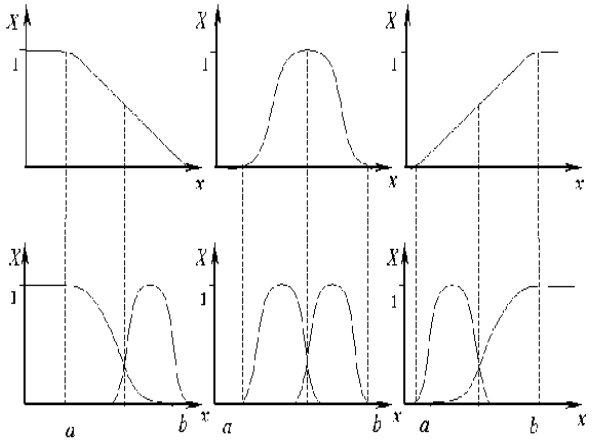


Рис. 4. Разбиение функций принадлежности

Введем обозначение *r*-ой нечеткой модели, представленной четверкой

$$M_r = \langle A_r, D_r, m_r, n_r \rangle,$$

в которой $A_r = |d_i^\theta|$ – матрица коэффициентов линейных уравнений (θ = 1,…, n_r, *i* = 0, …, m_r); $D_r = |d_i^\theta|$ – матрица параметров функций принадлежности (θ = 1,…, $6n_r$, *i* = 1,…, m_r); m_r – количество входных переменных (m_r = 16); n_r – количество правил ($n_1 = 7$, $n_2 = 3$, $n_3 = 6$, $n_4 = 7$).

Адекватность полученных нечетких моделей оценивалась средней модульной ошибкой J_r, рассчитанной по формуле (17). Если принять $J^\partial = 0.05$,

то условию адекватности (21) удовлетворяют три модели M_1, M_2, M_3. Поэтому по мере поступления дополнительной технологической информации следует повторить идентификацию модели M_4. В дальнейшем предполагается разработать алгоритмы предварительной обработки информации, позволяющие исключать строки с отсутствующими данными и данными, превышающими допустимые предельные значения.

Литература

1. *Дюбуа, Д.* Теория возможностей. Приложения к представлению знаний в информатике / Д. Дюбуа, А. Прад. – М., 1990.

2. *Заде, Л.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М., 1976.

3. *Кандель, А.* Нечеткие множества, нечеткая алгебра, нечеткая статистика / А. Кандель, У.Д. Байатт // ТИИЭР. – 1978. – Т. 66. – № 12. – С. 37 – 51.

4. *Кофман, А.* Введение в теорию нечетких множеств / А. Кофман. – М., 1982.

5. *Кудинов, Ю.И.* Моделирование технологических и экологических процессов / Ю.И. Кудинов, А.Г. Венков, А.Ю. Келина. – Липецк, 2001.

6. Модели принятия решений на основе лингвистической переменной / А.Н. Борисов, А.В. Алексеев, О.А. Крумберг и др. – Рига, 1982.

7. *Zadeh, L.A.* Fuzzy – algorithmic approach to the definition of complex and imprecise concepts / L.A. Zadeh // Int. J. Man-Machine Stadies. –1976. – № 6. – P. 249 – 291.

8. *Zadeh, L.A.* Fuzzy sets / L.A. Zadeh // Inform. & Contr. – 1965. – № 8. – P. 338 – 353.

УДК 621.391

Д.Н. Чубатый
Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент А.И. Горшков

СПОСОБ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ АБОНЕНТА В СЕТЯХ СВЯЗИ С НИЗКОСКОРОСТНЫМ КОДИРОВАНИЕМ РЕЧИ

В статье предлагается способ идентификации личности абонента в сетях сотовой связи стандарта GSM, использующих для передачи голоса алгоритм низкоскоростного кодирования речи – RPE-LTP (линейное предсказание с возбуждением регулярной последовательностью импульсов и долговременным предсказателем) на основе модели Гауссовых смесей.

Идентификация диктора, модель Гауссовых смесей, низкоскоростные кодеры речи, линейное предсказание речи.

The article suggests the method of identification of the telephone subscriber in cellular networks of GSM standard, using the algorithm of low-speed speech coding - RPE-LTP (linear prediction with the excitement of a regular sequence of pulses and long-term predictor), based on Gaussian mixture model.

Speaker's identification, Gaussian mixture model, low-speed speech coders, linear speech prediction.

В XXI в. мировое сообщество вступило в новую эру своего развития, названную глобальным информационным обществом (ГИО). Для эффективной передачи и распределения всех видов информации в структуре ГИО создана и непрерывно развивается Всемирная сеть связи (World wide communication network), представляющая из себя совокупность всех взаимосвязанных национальных сетей связи на земном шаре. Всемирная сеть связи (ВСС) обеспечивает пользователям широкий набор телекоммуникационных услуг. Основой ВСС являются волоконно-оптические линии связи и системы спутниковой связи, существенно дополняющие возможности наземных сетей.

Новый виток в развитии наземных сетей связи внесла сотовая связь. Система сотовой связи – это сложная и гибкая техническая система, допускающая большое разнообразие как по вариантам конфигурации, так и по набору выполняемых функций [3]. По данным компании *Ericsson* по состоянию на сентябрь 2011 г. общее число абонентов сотовых систем составляет 5,8 млрд, а к 2015 г. оно увеличится приблизительно до 7,8 млрд. Около 75 % всех абонентов, или 4,4 млрд, приходится на стандарт GSM и лишь 14 % составляют пользователи сетей третьего поколения. Сети стандарта GSM охватывают более 85 % населения Земли; более 40 % имеют возможность доступа к сетям WCDMA/HSPA.

На сегодняшний день в телефонных сетях очень широко используются речевые технологии, позволяющие решать все задачи обработки в единстве: распознавание и синтез речи, распознавание личности говорящего и компрессия речи.

Интерес к голосу, как к биометрическому объекту, определяется наличием широкого круга практических приложений, которые могут быть разделены на два обширных класса:

1. Проверка прав доступа к различным системам (информационным и физическим): вычислительные системы, каналы связи, банковские счета, базы данных, и т.д.

2. Криминалистическая экспертиза: анализ записей переговоров при различных аварийных ситуациях, поиск подозреваемого, доказательство в суде [1].

Преимущества установления индивидуальности по голосу при решении подобных прикладных задач