

Д. А. Дёмин, д-р техн. наук

Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», Харьков, Украина
e-mail: c7508990@gmail.com

УДК 681.5:519.24

НЕЧЕТКАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ В ЗАДАЧЕ ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛЕЙ «СОСТАВ – СВОЙСТВО» ПО ДАННЫМ ПАССИВНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЁННОСТИ

Ключові слова: математична модель, нечітка кластеризація, пасивний експеримент, невизначеність

Анотація. *Описані результати досліджень, присвячених розробці процедури нечіткої кластеризації експериментальних точок при побудові математичних моделей типу «склад – властивості» за даними пасивного експерименту. Запропоновано алгоритм нечіткої кластеризації та наведені приклади розрахунку функцій належності, що використовуються при реалізації цього алгоритму. Використання процедури, що пропонується, може бути здійснено при оцінюванні параметрів математичних моделей за даними пасивного експерименту в умовах малої вибірки нечітких даних.*

Введение

Решение широкого класса задач, связанных с поиском оптимального управления процессами плавки черных и цветных сплавов, предполагает наличие соответствующего математического описания управляемых процессов. Однако получение такого описания зачастую является весьма сложной самостоятельной задачей, и сложность это обусловлена тем, что для её решения чуть ли не единственно возможным является использование результатов пассивного промышленного эксперимента. Такие результаты – это выборка входных переменных, доступных для контроля в режиме нормальной эксплуатации оборудования непосредственно в промышленных условиях, и выходных переменных, измеряемых в этом же процессе или оцениваемых на основании лабораторных измерений. При этом характерным является то, что результаты такого контроля поступают на вход через интервал времени, необходимый для проведения лабораторных измерений, т.е. имеет место временной сдвиг между моментом действия входных переменных и получением оценочной величины отклика. Помимо этого следует упомянуть еще одно серьезное обстоятельство, наличие которого препятствует построению математических моделей, пригодных для использования в задаче поиска оптимального управления металлургическими процессами. Это малость выборки входных переменных, понимаемой в смысле явного несоответствия между числом экспериментов (количество экспериментальных точек) и количеством оцениваемых параметров математических моделей. Учет также названного выше обстоятельства недоступности контроля ряда параметров, входящих в математическое описание управляемого металлургического процесса, делает крайне сложным процедуру построения математических моделей. Если существует аналитическое описание связи переменных, входящих в модель управляемого процесса, и измеряемых параметров этого процесса, то входные переменные могут быть оценены на основании такого описания. Однако в него могут входить эмпирические коэффициенты, что делает полученный результат нечетким. Поэтому актуальным следует признать решение вопросов, связанных с разработкой и исследованием процессов оценивания параметров математических моделей в том случае, если они строятся по результатам пассивного эксперимента в условиях малой выборки нечетких данных. Первым этапом на этом пути является разработка процедуры нечеткой кластеризации, позволяющей «разнести» все экспериментальные точки в многомерном факторном пространстве, «приписав» их к той или иной вершине гиперкуба, формирующего план полного факторного эксперимента для реализации последующей процедуры ортогонализации.

Анализ литературных данных и постановка проблемы

Металлургические агрегаты и реализуемые в них процессы плавки относятся к объектам, эффективное управление которыми возможно на основе реализации подходов теории нечетких множеств – это следует из ряда работ, посвященных исследованию возможностей управления процессами плавки в условиях неопределенностей.

Так, в работах [1 – 4] решаются задачи построения интеллектуальной системы управления процессом плавки медного сульфидного концентрата в печи Ванюкова. В частности, предложена новая методика выбора экспертов, заключающаяся в том, что с помощью статистических и частотных методов оцениваются изменения координат состояния металлургического процесса, изменения управ-

© Д. А. Дёмин, 2013

ляющих воздействий, подаваемых эксплуатационным персоналом, а также предложен метод построения системы управления, основанный на восстановлении неизвестной аналитической функции управления с использованием методов планирования эксперимента и нечеткой логики. Такой метод, по мнению авторов, способен в условиях многофакторности, неполноты оперативной информации и отсутствия данных о результатах принятых управляющих решений эффективно использовать знания и опыт экспертов для обеспечения безопасности оперативного управления и повышения качества готовой продукции. Концепция интеллектуального полимодельного управления аналогичным процессом описана в работах [5, 6]. Авторами данных работ предложена структура интеллектуальной модели управления, предполагающей использование теории нечетких множеств; использование лингвистических переменных; использование теории планирования экспериментов, использование знаний эксперта.

Управление в условиях неопределенности процессом электрошлакового переплава исследовано в работе [7]. В данной работе установлена возможность построения системы управления и решения задач идентификации для установок электрошлакового переплава с использованием аппарата нейронных сетей и нечеткой логики. На основе разработанной автором математической модели системы управления электрошлаковым переплавом с использованием теории нейро-нечеткой идентификации создана феноменологическая модель тепловых процессов при электрошлаковом переплаве и предложен метод определения уровня шлаковой ванны (металла) по «тепловому портрету». В работе предложено также использование в качестве одного из информационных параметров процесса электрошлакового переплава значение активного и реактивного сопротивлений электрической цепи шлаковой ванны, что повышает точность оценки глубины погружения электродов за счет исключения случайной составляющей, обусловленной колебаниями напряжения питания. В работе исследованы режимы, потенциально возможные в нейро-нечеткой лингвистической системе управления, определены их области существования для ограниченного класса систем и для указанного класса систем выявленный запас устойчивости определен в 35% по сигналу управления и 300% по коэффициенту петлевого усиления, при возможности уменьшения последнего до 9,8 раз [7].

Разработке системы управления процессом автогенной плавки медно-никелевого сульфидного сырья на основе нечеткой логики посвящены работы [8, 9], в которых для построения модели количественной оценки содержания меди в штейне предложена методика формирования обучающей выборки. Такая методика включает удаление выбросов и случайных данных, исключение суток до и после простоя оборудования, удаление результатов переработки нетипичных видов сырья, исключение данных работы печи во время разгона процесса, а также систематизации выборки по режимам работы печи: режим 1 – низкий расход шихты, режим 2 – высокий расход шихты. Такая методика показала, что осуществление всех этапов предварительной обработки производственных данных является обязательным для подготовки исходного числового материала к разработке модели количественной оценки. Для построения функций принадлежности основных параметров исследуемого процесса автором предложен подход, основанный на построении функций принадлежности по распределению данных оперативного контроля. Основной идеей данного метода является использование кластеризации исходного числового материала по методу нечетких *c*-средних (FCM-алгоритм). В работе предложен программный продукт, позволяющий определить центры кластеров (чем чаще встречается некоторое значение параметра, тем ближе друг к другу находятся центры кластеров и наоборот), а затем отнести параметр к соответствующему кластеру. Целью нечеткой кластеризации является отыскание таких функций принадлежности для каждого класса, которые обеспечивают кластеризацию вокруг центров каждого класса – эта задача решается автором итеративно. Для формирования базы правил автором предложен подход, реализующий алгоритм Сугено, по данным оперативного контроля типа «входы – выходы» в пятимерном пространстве переменных. Методика формирования такой базы правил заключается в поиске значений содержания меди в штейне при соответствующих сочетаниях значений исходных данных на обучающей выборке массива данных оперативного контроля. Формирование базы правил происходит в два этапа: на первом – определяется количество правил, а на втором – по методу наименьших квадратов определяется логический вывод Сугено каждого правила, минимизируя отклонения между производственными данными и результатом моделирования. Применение такого подхода снимает субъективизм формирования базы правил. В результате реализации таких процедур по данным оперативного контроля получена система нечеткого логического вывода Сугено с базой в 52 правила для режима 1 и с базой в 36 правил для режима 2. Проверка базы правил на полноту и непротиворечивость показала, что каждому определенному состоянию исследуемого процесса соответствует только один нечеткий логический вывод Сугено. На основе полу-

ченных результатов автором сделан ряд важных выводов, среди которых следует выделить такие: формирование функций принадлежности основных параметров процесса целесообразно проводить на основе статистического распределения данных оперативного контроля с применением метода нечетких s -средних – такой FCM-алгоритм снимает субъективизм перехода от четких (фактических) значений параметров процесса к нечетким (функции принадлежности); повышение качества управления процессом обеспечивается введением в структуру системы управления оригинального алгоритма управления, позволяющего стабилизировать технологические параметры процесса.

В работе [10] исследованы вопросы математического моделирования процесса выплавки стали в дуговых сталеплавильных печах (ДСП). В ней, в частности, отмечено, что периодический процесс выплавки осуществляется в результате последовательного проведения ряда технологических операций: загрузки металлического лома и шлакообразующих компонентов, плавления шихты, окислительного и восстановительного периодов, рафинирования и корректировки состава металла перед выпуском. В связи с этим выбор управления технологическим режимом процесса осуществляется в основном в условиях неопределенности, причем не только из-за свойств объекта управления, но и ввиду отсутствия прогрессивных информационных технологий, позволяющих повысить эффективность управления ДСП за счет более полного учета доступной информации. Поэтому важным при выборе составляющих целевой функции является выбор параметров процесса, принимаемых по реальным данным либо определяемых на основе математического моделирования. С учетом того что состав металлического лома, заправочных материалов, флюсов и ферросплавов, а также состояние пода, стен и свода изменяются от плавки к плавке, в качестве управляющих воздействий процесса необходимо использовать не только множество операций процесса, изменяющих состояние равновесия системы «металл — шлак», но и качественные параметры веществ, применяемых на отдельных стадиях плавки. При этом важным является наличие базы данных, позволяющей извлекать необходимую информацию для управления процессом плавки. Авторами предложена база данных, отличительной особенностью которой является интеллектуальная составляющая, включающая применение моделей отдельных операций процесса для получения дополнительной информации о поведении объекта.

Вопросам исследования влияния химического состава на свойства как этапа, обязательного для поиска оптимального управления плавкой, посвящены работы [11 – 13]. Авторами отмечено, что для выбора необходимого химического состава на многих предприятиях используются математические модели в виде регрессионной зависимости твердости от процентного содержания химических элементов. Учитывая сложность построения такой зависимости во всем диапазоне изменения химического состава, на множестве допустимых значений концентраций элементов выделяются интервалы значений состава, заданной (но не любой) совокупности которых соответствует определенная, как правило, линейная, регрессионная модель зависимости. По сути, такой подход соответствует кусочно-линейной аппроксимации нелинейной, многофакторной зависимости. При этом возникает задача выбора модели, наиболее адекватной заданным начальным условиям химического состава стали. Эта задача решается переборным методом на основе эмпирических соображений специалистов-экспертов, управляющих выплавкой стали. По выбранной регрессионной модели осуществляется прогноз распределения твердости стали, на основе которого методом перебора выбирается необходимый химический состав. Неизбежные ошибки, связанные с экспертным выбором адекватной модели и химического состава приводят к снижению качества выплавляемой стали. Повысить эффективность управления и качество выплавляемой стали можно при получении прогноза на основе моделирования зависимости «состав-твердость» системой нечетких продукционных правил Токаги-Суджено-Канга (модель TSK) и оптимизации выбора химического состава стали в условиях стохастичности параметров регрессионных моделей. Таким образом, обуславливается актуальность задачи анализа и совершенствования моделей и алгоритмов управления твердостью выплавляемой стали в условиях нечеткой и стохастической неопределенности [14]. Автор делает ряд выводов относительно эффективности предложенного им моделирования для поиска оптимального управления плавкой. В частности, отмечено, что анализ особенностей моделирования процессом выплавки стали показывает, что наиболее адекватным подходом к построению моделей зависимости твердости стали от её химического состава являются методы статистического моделирования в комбинации с методами нечеткого логического вывода. Управление процессом выплавки стали (выбор химического состава) может быть представлено либо как решение систем нелинейных уравнений, либо в виде моделей оптимального выбора. Разработанная автором модель зависимости распределения по глубине твердости стали от её химического состава в виде системы нечетких продукционных правил (модель TSK) позволяет определять прогнозные значения распределенной твердости стали как средневзвешенных вы-

ходов комплекса моделей линейной регрессии и устраняет проблему выбора наиболее адекватной регрессионной модели. Предложенная им форма представления модели TSK в виде системы квазилинейных уравнений позволяет сформулировать модели задачи управления в виде решения системы квазилинейных уравнений относительно химического состава стали и задачи квазиквадратичного программирования. Автор работы указывает, что исследование разработанной методики моделирования в задаче управления на модели, представленной в виде решения системы квазилинейных уравнений, на предмет значимости смещения полученных оценок решения позволяет установить, что смещенность оценок необходимого химического состава, полученного по известным регрессионным зависимостям, существенна и приводит к неадекватности решения. Разработанная модель задачи управления в рамках модели квазиквадратичного программирования обеспечивает возможность автоматического поиска необходимого химического состава стали по заданному распределению её твердости, а предложенный итерационный алгоритм решения задачи квазиквадратичного программирования основывается на методе последовательных приближений. При этом сходимость алгоритма определяется изменением заданной твердости стали. Предложенный алгоритм численной оценки области сходимости итерационных решений, с помощью которого определена область допустимых изменений заданных значений твердости стали, показывает, что все возможные значения заданных распределений твердости из индивидуальных спецификаций будут находиться в области сходимости. Полученный результат позволяет использовать предложенные модели управления выплавкой стали для различных групп марок. Полученные результаты позволяют скорректировать программный комплекс моделирования и управления SEP 1664 за счет включения программ реализации модели TSK и алгоритмов задач квазиквадратичного программирования [14].

Обобщение результатов описанных выше работ, посвященных вопросам нечеткого управления сложными производственными объектами и системами, к которым и относятся процессы плавки, реализуемые в металлургических агрегатах промышленных цехов, позволяют считать, что моделирование процессов управления выплавкой сплавов разных марок предполагает необходимость разработки моделей в условиях неопределенностей, обусловленных невозможностью контроля многих параметров в реальном времени, невозможностью точного оценивания состояния системы, многофакторностью процесса и отсутствием достаточного объема информации для реализации управления. Все это, в свою очередь, позволяет считать, что задаче поиска оптимального управления процессами плавки, являющегося, по сути, нечётким управлением, предшествует обязательно решение проблемы выбора структуры и оценивания параметров модели исследуемого процесса.

Нечёткая кластеризация точек и расчет функции принадлежности

Если в качестве выходных переменных выбрать параметры микроструктуры чугуна, то может возникнуть неопределенность в оценке этих переменных. Действительно, способом оценки численных значений переменных является эталонное сравнение фактической микроструктуры, наблюдаемой в микроскоп, с шаблонной, регламентированной ГОСТ3443-87. Пример оценки численных значений выходных переменных y_i при таком подходе приведен на рис. 1 – 2.

Для оценки выходных переменных могут быть применены методы распознавания изображений, технология которых изложена в работах [15, 16]. Полученные таким образом наборы результатов формируют выборку данных выходных переменных; выборка данных входных переменных – набор нечётких значений F_i , произвольным образом расположенных в области планирования эксперимента. Математическая модель типа «состав – свойство» имеет вид уравнения регрессии – полинома Колмогорова-Габора [17].

Следовательно, построению уравнения регрессии должна предшествовать процедура решения задачи нечеткой кластеризации [17]. Пусть результирующий параметр y (критерий эффективности) зависит от m влияющих факторов F_1, F_2, \dots, F_m в виде полинома Колмогорова-Габора.

Пусть проделано n опытов, и результат j -го из них определяется совокупностью значений координат \bar{F}_{jp} , $j = 1, 2, \dots, n$, $p = 1, 2, \dots, m$. Будем считать, что истинные значения координат F_{jp} – нечеткие числа с соответствующими функциями принадлежности, например (L - R) типа [18 – 20]:

$$\mu(F_{jp}) = \begin{cases} L\left(\frac{\bar{F}_{jp} - F_{jp}}{\alpha_{jp}}\right), & F_{jp} \leq \bar{F}_{jp}, \\ R\left(\frac{F_{jp} - \bar{F}_{jp}}{\beta_{jp}}\right), & F_{jp} > \bar{F}_{jp}, \end{cases} \quad (1)$$

где \bar{F}_{jp} - измеренное значение p -й координаты в j -м эксперименте, являющееся модальным для нечеткого числа F_{jp} , $j=1,2,\dots,n$, $p=1,2,\dots,m$, α_{jp} , β_{jp} - левые и правые коэффициенты нечеткости в описании (1).

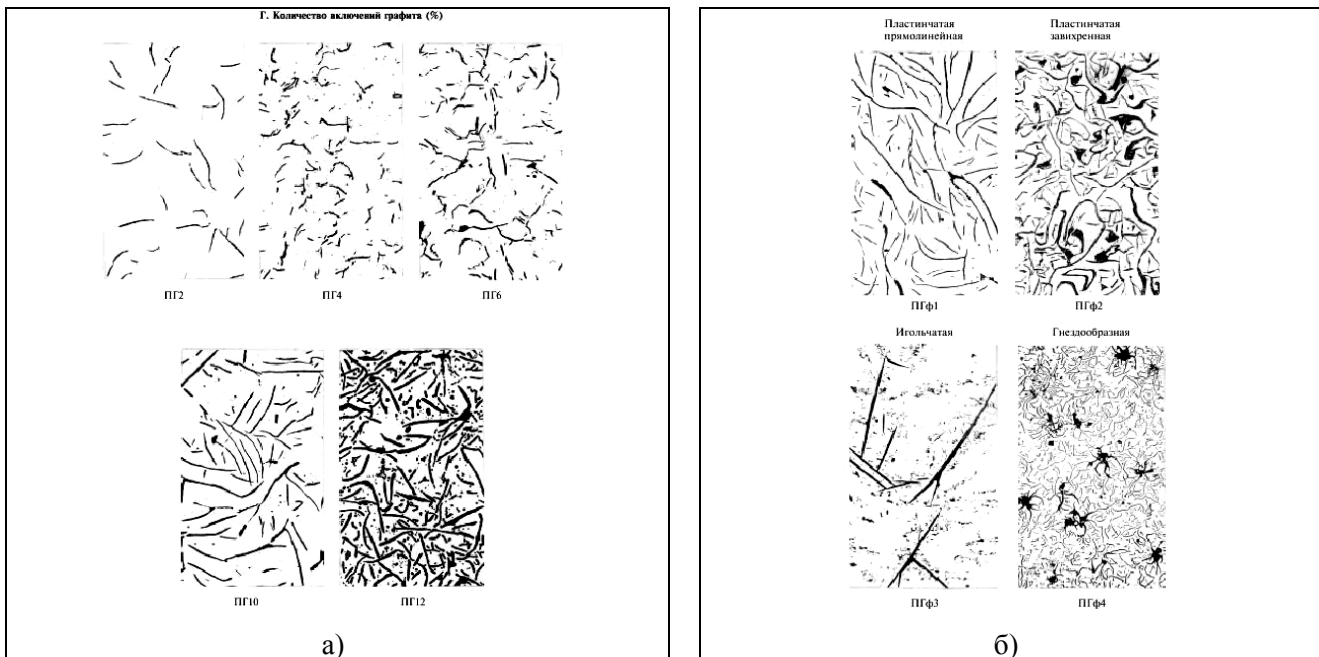


Рис. 1. Эталонные значения выходных переменных u_i по ГОСТ3443-87: а) – количество включений графит; б) – форма включений графита

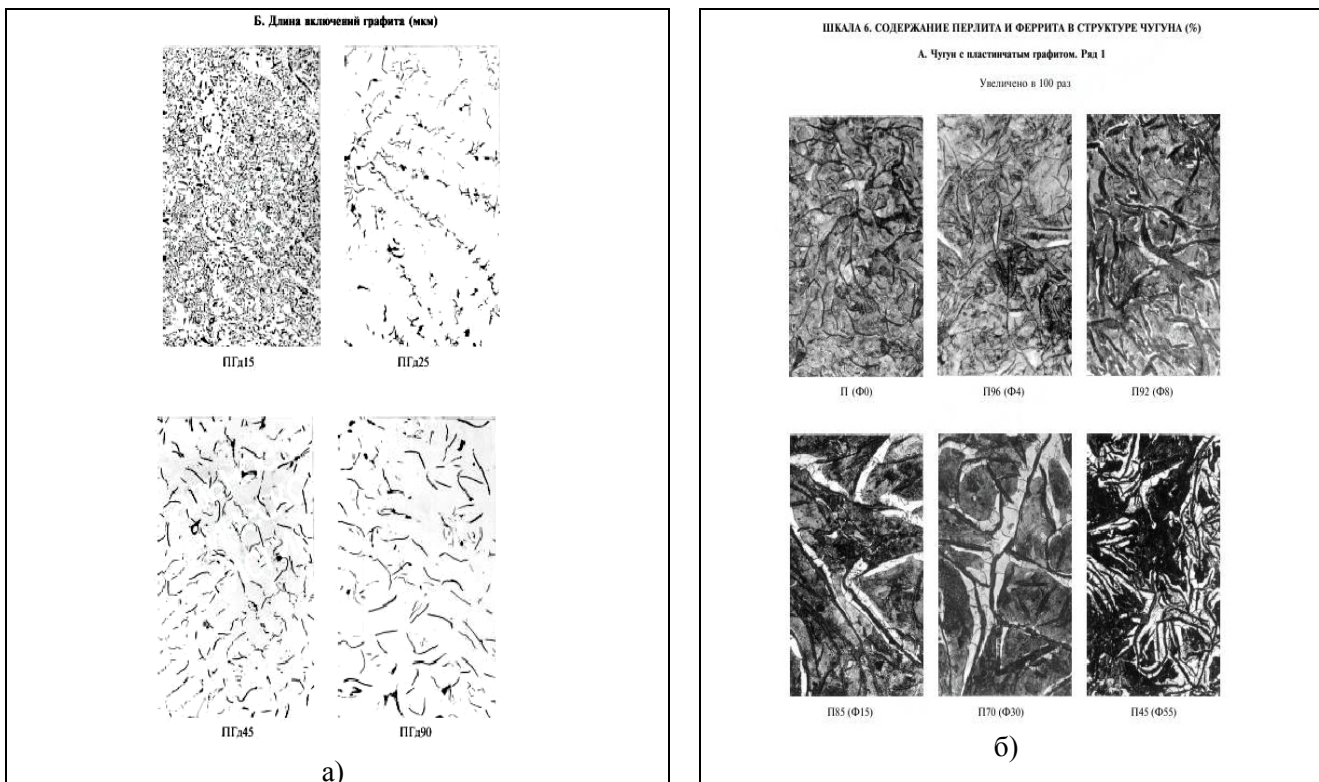


Рис. 2. Эталонные значения выходных переменных u_i по ГОСТ3443-87: а) - размер графит; б) – количество перлита и феррита в микроструктуре

На рис. 3 – 5 для примера приведены графики функций принадлежности нечётких чисел F_1 , F_2 и F_3 , полученные расчетом по описанию (1) на основе выборки данных – результатов расчета химического состава чугуна, состоящего из 9 химических элементов – суть нечётких входных перемен-

ных, в процессе плавки в чугунолитейном цехе ОАО «Кременчугский завод дорожных машин» (г. Кременчуг, Украина).

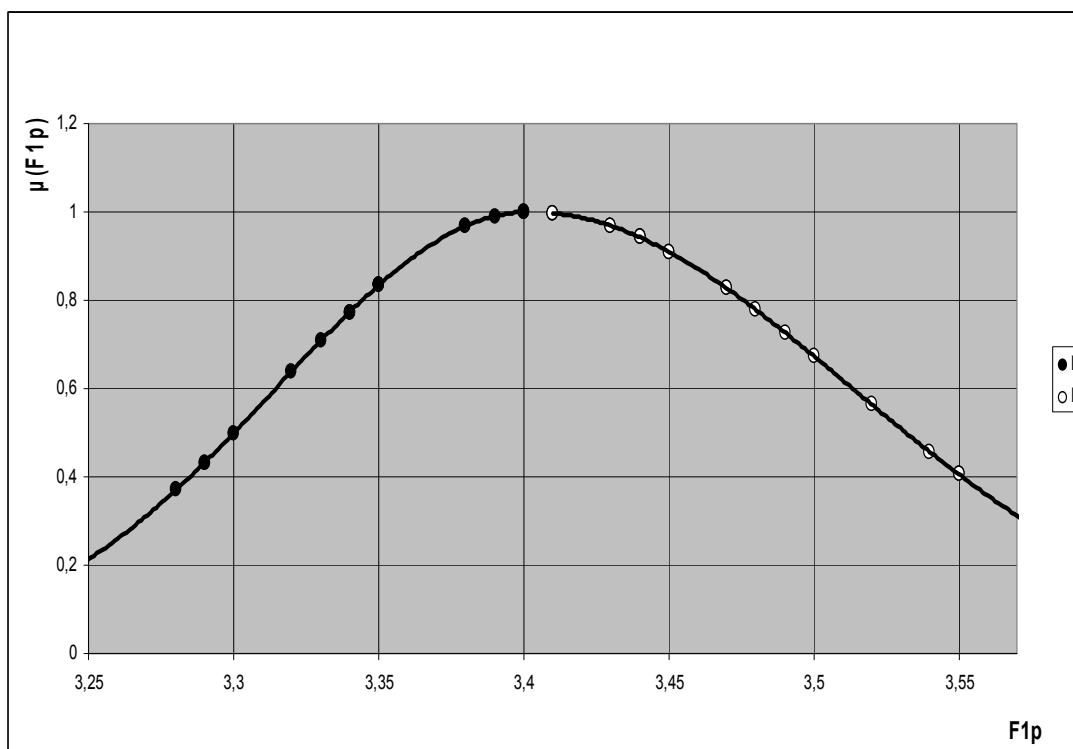


Рис. 3. График функции принадлежности нечёткого числа F_1 (F_1 – содержание углерода в сплаве)

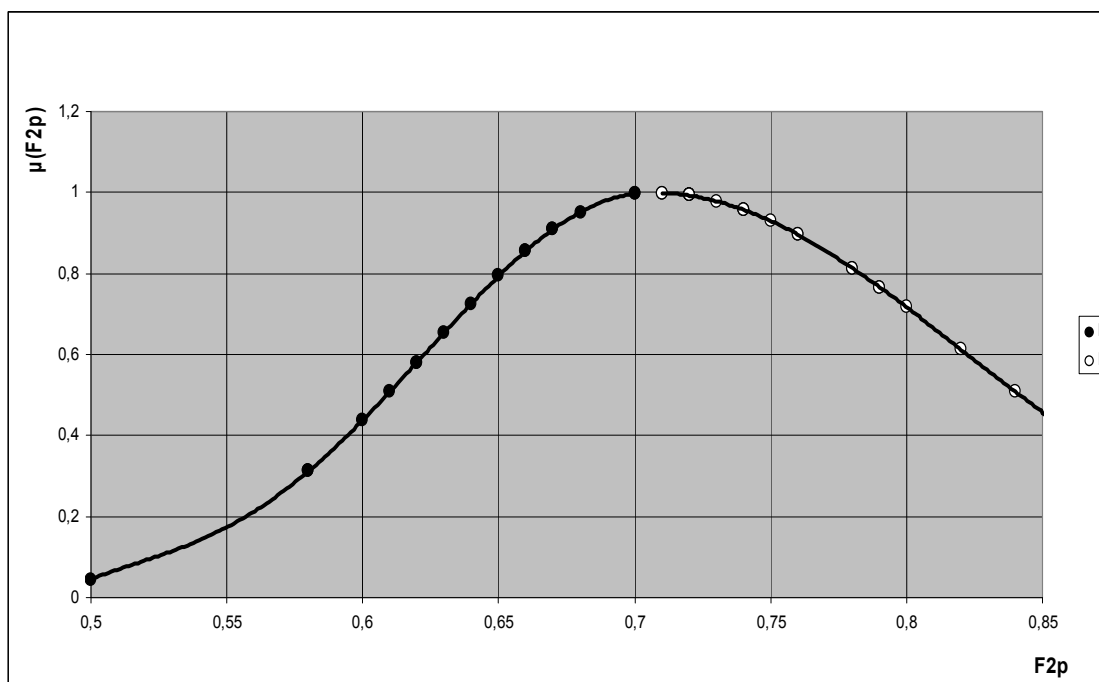


Рис. 4. График функции принадлежности нечёткого числа F_2 (F_2 – содержание марганца в сплаве)

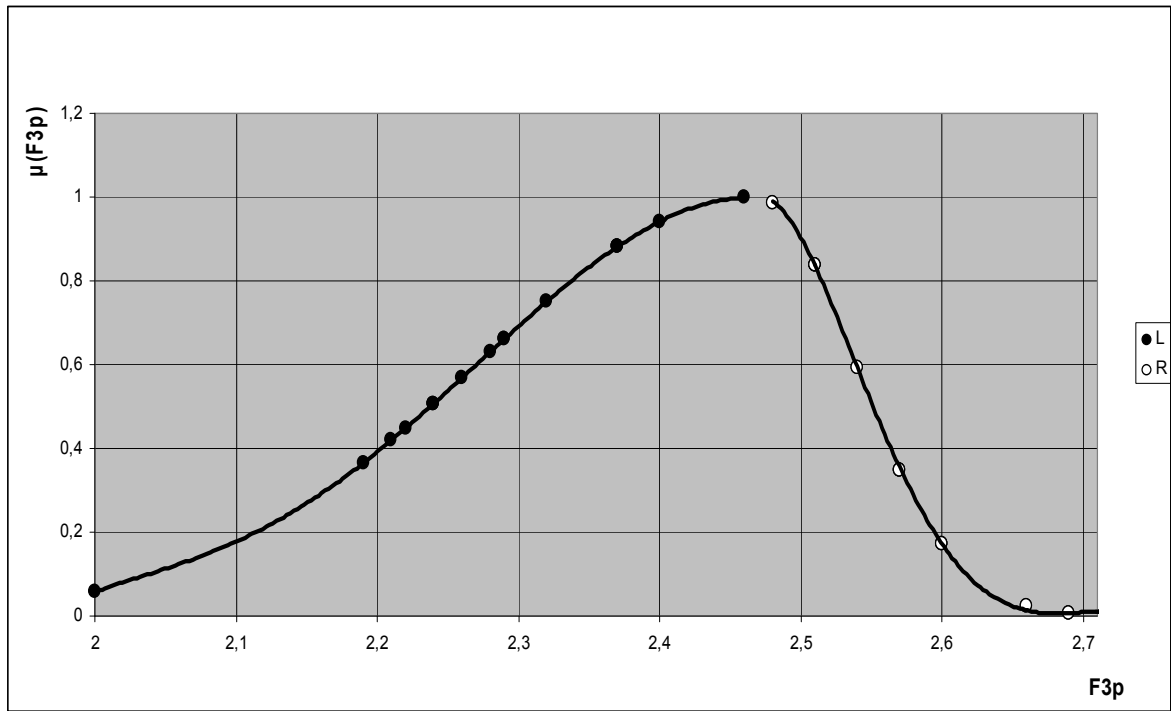


Рис. 5. График функции принадлежности нечеткого числа F_3 (F_3 – содержание кремния в сплаве)

Теперь, используя совокупность модальных значений \bar{F}_{jp} , $j = 1, 2, \dots, n$, $p = 1, 2, \dots, m$, может быть рассчитан набор

$$a_{p,\min} = \min_j \{\bar{x}_{jp}\}, \quad p = 1, 2, \dots, m,$$

$$a_{p,\max} = \max_j \{\bar{x}_{jp}\}, \quad p = 1, 2, \dots, m,$$

задающий m -мерный гиперпараллелепипед. Вершины этого гиперпараллелепипеда используем в качестве центров притяжения 2^m кластеров.

Процедура кластеризации состоит в следующем. Для каждой точки рассчитывается нечеткое расстояние до каждого из центров притяжения кластеров и соответствующая функция принадлежности. Затем полученные функции принадлежности используются для отыскания кластера, имеющего по отношению к рассматриваемой точке наивысшую степень предпочтения. Выполним формальное описание процедуры.

Для пары (k -й кластер, j -я точка) введем нечеткое значение квадрата расстояния от центра притяжения кластера до точки

$$\rho_{kj}^2 = \sum_{p=1}^m (a_{kp} - F_{jp})^2, \quad k = 1, 2, \dots, 2^m.$$

Получим функцию принадлежности нечеткого числа ρ_{kj}^2 . При проведении расчетов используем известные соотношения для результатов выполнения операций над нечеткими числами ($L-R$) типа [17 – 19].

Пусть $A_{LR} = \langle a_1, \alpha_1, \beta_1 \rangle$, $B_{LR} = \langle a_2, \alpha_2, \beta_2 \rangle$ - нечеткие числа ($L-R$) типа.

Тогда параметры нечеткого числа $C_{LR} = A_{LR} + B_{LR} = \langle a, \alpha, \beta \rangle$ вычисляются по формулам:

$$a = a_1 + a_2, \quad \alpha = \alpha_1 + \alpha_2, \quad \beta = \beta_1 + \beta_2;$$

параметры числа $C_{LR} = A_{LR} - B_{LR} = \langle a, \alpha, \beta \rangle$ вычисляются по формулам:

$$a = a_1 - a_2, \quad \alpha = \alpha_1 + \beta_2, \quad \beta = \alpha_2 + \beta_1;$$

параметры числа $C_{LR} = A_{LR} \cdot B_{LR} = \langle a, \alpha, \beta \rangle$ вычисляются по формулам:

$$a = a_1 a_2, \quad \alpha = |a_1| \alpha_2 + |a_2| \alpha_1, \quad \beta = |a_1| \beta_2 + |a_2| \beta_1.$$

В соответствии с этим параметры нечетких чисел $\Delta_{kjp} = a_{kp} - F_{jp}$, $\Delta_{kjp}^2 = (a_{kp} - F_{jp})^2$, $\rho_{jk}^2 = \sum_{p=1}^q \Delta_{kjp}^2$

определяются соотношениями

$$\begin{aligned} \bar{\Delta}_{kjp} &= \bar{a}_{kp} - \bar{x}_{jp}, \quad \alpha'_{kjp} = \alpha_{kp}^{(a)} + \beta_{jp}^{(x)}, \quad \beta'_{kjp} = \alpha_{jp}^{(x)} + \beta_{kp}^{(a)}; \\ \bar{\Delta}_{kjp}^2 &= (\bar{\Delta}_{kjp})^2, \quad \alpha_{kjp} = 2|\bar{\Delta}_{kjp}|(\alpha_{kp}^{(a)} + \beta_{jp}^{(x)}), \quad \beta_{kjp} = 2|\bar{\Delta}_{kjp}|(\alpha_{jp}^{(x)} + \beta_{kp}^{(a)}); \\ \bar{\rho}_{jk}^2 &= \sum_{p=1}^q (\bar{\Delta}_{kjp}^2), \quad \alpha_{kj} = \sum_{p=1}^q \alpha_{kjp}, \quad \beta_{kj} = \sum_{p=1}^q \beta_{kjp}. \end{aligned}$$

При этом функция принадлежности нечеткого значения квадрата расстояния от k -го центра до j -й точки имеет вид

$$\mu(F_{jp}) = \begin{cases} L\left(\frac{(\bar{\rho}_{kj}^2) - \rho_{kj}^2}{\alpha_{kj}}\right), & \rho_{kj}^2 \leq (\bar{\rho}_{kj}^2), \\ R\left(\frac{\rho_{kj}^2 - (\bar{\rho}_{kj}^2)}{\beta_{kj}}\right), & \rho_{kj}^2 > (\bar{\rho}_{kj}^2). \end{cases} \quad (2)$$

В рассматриваемой задаче приведенные общие соотношения упрощаются, так как координаты центров притяжения кластеров – четкие числа и поэтому $\bar{\Delta}_{kjp} = a_{kp} - F_{jp}$, $\alpha'_{kjp} = \beta_{jp}$, $\beta'_{kjp} = \alpha_{jp}$.

В результате реализации описанной процедуры для каждой из точек будут получены функции принадлежности нечетких чисел, отображающих «расстояния» до центров соответствующих кластеров. Эти числа теперь необходимо сравнить между собой, выбирая то из них, для которого степень предпочтения по отношению ко всем остальным будет наименьшей. Это число будет определять кластер, «ближайший» по отношению к рассматриваемой точке. Процедура сравнения нечетких чисел традиционна [18 – 19]. Пусть заданы совокупность нечетких чисел z_1, z_2, \dots, z_m и их функции принадлежности $\mu(z_1), \mu(z_2), \dots, \mu(z_m)$. Оценка степени предпочтения нечеткого числа z_k перед нечетким числом z_l осуществляется по формуле

$$\eta(\mu(z_k), \mu(z_l)) = \sup_{z_k > z_l} \min\{\mu(z_k), \mu(z_l)\}, \quad k, l \in \{1, 2, \dots, m\}. \quad (3)$$

С использованием (3) выбор нечеткого числа с наименьшей степенью предпочтения по отношению к другим числам совокупности трудностей не вызывает. При этом номер кластера k^* , к которому будет присоединена очередная точка, определяется соотношением

$$k^* = \arg \min_k \min_l \{\eta(z_k), \mu(z_l)\}, \quad k, l \in \{1, 2, \dots, m\}. \quad (4)$$

Приведенные соотношения (2) – (4) обеспечивают решение задачи нечеткой кластеризации. Это решение может быть использовано для дальнейшей реализации процедуры искусственной ортогонализации пассивного эксперимента и оценивания на её основе параметров математических моделей типа «состав – свойство» [21 – 23].

Выводы

В результате реализации предложенной процедуры нечёткой кластеризации, обязательной перед построением уравнения регрессии в случае, если область планирования имеет произвольную форму, может быть установлен кластер, «ближайший» по отношению к рассматриваемой экспериментальной точке и осуществлена процедура отнесения соответствующей точки к тому или иному центру кластеризации. Полученные при этом результаты могут быть использованы для дальнейшей процедуры построения уравнения регрессии, представляющего собой математическую модель типа «состав – свойство».

Литература

1. Салихов, З. Г. Количественная оценка качества управления металлургическим агрегатом [Текст] / З. Г. Салихов, А. В. Спесивцев, Д. А. Москвитин, А. В. Сириченко, И. Е. Зыков // Цветные металлы. – 2002. – №10. – С. 88-92.
2. Ладин, П. А. Разработка интеллектуальной АСУ печью Ванюкова №2 на Медном заводе [Текст] : сб. науч. тр. / П. А. Ладин, А. Г. Афанасьев, И. Е. Зыков // «Норильск НИИ». – 2003. – С. 356-358.
3. Салихов, З. Г. Интеллектуальная система управления комплексом ПВ-2 Медного завода ЗФ ОАО «ГМК «Норильский никель» [Текст] / З. Г. Салихов, И. Е. Зыков, И. Т. Кимяев, А. В. Спесивцев, В. И. Лазарев // Цветные металлы. – 2007. – №12. – С. 101 – 104.

4. Ишметьев, Е. Н. Разработка модели нечеткой логики и регулятора для управления процессом плавки медного сульфидного концентрата в печи Ванюкова [Текст] / Е. Н. Ишметьев, И. Е. Зыков // Изв. вузов. Цветная металлургия. – 2009. – №1. – С. 56-58.
5. Соколов, Б. В. Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодельных комплексов [Текст] / Б. В. Соколов, Р. М. Юсупов // Теория и системы управления. – 2004. – № 6. – С. 5-16.
6. Спесивцев, А. В. Информационная модель нечеткого логического регулятора интеллектуальной системы управления [Текст]: сб. докл. / А. В. Спесивцев, И. Т. Кимяев, Н. Ю. Тропинова, И. Е. Зыков // IX Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям SCM 2006. – Санкт-Петербург, 2006. – Т. 2. – С. 75-78.
7. Дракин, А. Ю. Синтез нечеткой лингвистической системы управления установками электрошлакового передела [Текст]: автореф. дис. ... канд. техн. наук / А. Ю. Дракин. – Брянск, 2009. – 16 с.
8. Данилова, Н. В. Применение нечеткой логики для разработки модели количественной оценки содержания меди в штейне [Текст]: сб. тр. Всероссийской научно-техн. конференции с международным участием «Электротермия-2010» / Н. В. Данилова // Проблемы рудной и химической электротермии. – СПб, 2010. – С. 172-177.
9. Данилова, Н. В. Применение метода нечетких *s*-средних для построения функций принадлежности параметров технологического процесса [Текст] сб. научн. тр. семинара / Н. В. Данилова // Инновационные технологии, моделирование и автоматизация в металлургии». – Санкт-Петербург, 2010. – С. 11-12.
10. Колесникова, Е. В. Формирование базы данных АСУТП дуговой сталеплавильной печи [Текст] / Е. В. Колесникова, Г. В. Кострова // Автоматика, автоматизация, электротехнические комплексы и системы. – 2004. – №1(13). – С. 176-183.
11. Бондарчук, А. А. Модели управления твердостью металла в условиях стохастической и нечеткой неопределенности [Текст] / А. А. Бондарчук, М. Г. Матвеев, Ю. А. Полянский // Системы управления и информационные технологии. – 2007. – №4.1. – С. 124-128.
12. Бондарчук, А. А. Анализ моделей управления твердостью стали в процессе плавки [Текст] / А. А. Бондарчук, М. Г. Матвеев // Мехатроника, автоматизацию и управление. – 2008. – № 3. – С. 37-40.
13. Бондарчук, А. А. Модели выбора состава в системе «состав-свойство» [Текст] : материалы XX международной научной конференции [Текст] / А. А. Бондарчук, М. Г. Матвеев // Математические методы в технике и технологиях. – Ярославль: Изд-во Яросл. техн. ун-та. – 2007. – Т. 2. – С. 139 – 140.
14. Бондарчук, А. А. Прогнозирование и управление твердостью выплавляемой стали на основе моделей нечеткого логического вывода [Текст]: автореф. дис. ... канд. техн. наук / А. А. Бондарчук. – Воронеж, 2006. – 16 с.
15. Путятин, Е. П. Нормализация и распознавание изображений [Электронный ресурс] / Сумский гос. ун-т, летняя научно-практическая школа «Интеллектуальные системы». – Режим доступа: \www/ URL: <http://sumschool.sumdu.edu.ua/is-02/rus/lectures/pyuatin/pyuatin.htm/>. – 13.11.2012 г. – Загл. с экрана.
16. Любченко, В. А. Распознавание структуры сложных веществ в условиях неопределенности [Текст] / В. А. Любченко, Е. П. Путятин // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2011. – №2/9. – С. 32 – 34. – Режим доступу: <http://journals.uran.ua/eejet/article/view/1853>
17. Seraya, O. V. Linear regression analysis of a small sample of fuzzy input data [Text] / O. V. Seraya, D. A. Demin // Automation and Information Sciences. – 2012. – Vol. 44 (7). – P. 34 - 48.
18. Дюбуа, Д. Теория возможностей. Приложение к представлению знаний в информатике [Текст]: пер. с франц. В. Б. Тарасова / Д. Дюбуа, А. Прад; под ред. С. А. Орловского. – М.: Радио и связь, 1990. – 286 с.
19. Раскин, Л. Г. Нечеткая математика [Текст]: моногр. / Л. Г. Раскин, О. В. Серая. – Харьков: Парус, 2008. – 352 с.
20. Дёмин, Д. А. Применение искусственной ортогонализации в поиске оптимального управления технологическими процессами в условиях неопределенности [Текст] / Д. А. Дёмин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2013. – №5/9(65). – С. 45-53. – Режим доступу: <http://journals.uran.ua/eejet/article/view/18452>
21. Серая, О. В. Оценивание параметров уравнения регрессии в условиях малой выборки [Текст] / О. В. Серая, Д. А. Дёмин // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2009. – № 6/4(42). – С. 14-19.
22. Серая, О. В. Оценка представительности усеченных ортогональных подпланов плана полного факторного эксперимента [Текст] / О. В. Серая, Д. А. Дёмин // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2010. – № 3. – С. 84-88.
23. Дёмин, Д. А. Метод обработки малой выборки нечетких результатов ортогонализованного пассивного эксперимента [Текст] / Д. А. Дёмин, Т. И. Каткова // Вісник Інженерної Академії. – Киев: Інженерна Академія України, 2010. – № 2. – С. 234 – 237.

Поступила в редакцию 09.11.13