О ПРИМЕНЕНИИ МЕТОДА РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ ФЛОТАЦИИ УГЛЕЙ

В. И. Салыга, И. Б. Сироджа

Харьков

Повышение требований к эффективности систем автоматического управления, сложность новых объектов автоматизации и изменчивость их характеристик вызывает необходимость применения методов адапта-

ции и обучения. В частности, к сложным стохастическим объектам относятся и обогатительные процессы, которые характеризуются многофакторностью, наличием на входе и выходе неконтролируемых параметров, изменением характеристик основных воздействий в широких пределах, нелинейными зависимостями между параметрами, значительными запаздываниями по основным каналам управления, распределенностью параметров. При управлении такими объектами для человека представляется затруднительной выработка суждений о его состоянии, а следовательно, невозможно практически обеспечить оптимальные режимы. В данной работе описывается состояние автоматизации процесса флотации углей и рассматривается возможность интенсификации флотопроцесса, повышение эффективности работы флотоотделений углеобогатительных фабрик применением обучающихся систем управления, использующих принцип автоматического распознавания ситуаций.

1. ОПИСАНИЕ ОБЪЕКТА И СОСТОЯНИЕ АВТОМАТИЗАЦИИ ФЛОТОПРОЦЕССА

Промышленный флотопроцесс представляет собой сложную многомерную систему. Совокупность переменных или обобщенных координат, определяющих эффективность ведения процесса флотации, в соответствии с [1] можно классифицировать следующим образом [2].

1. Векторная переменная, определяющая показатели конечных продуктов флотопроцесса $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2, \ldots, \varphi_n)$. Совокупность φ_i характеризует состояние выхода объекта, т. е. качество выходных продуктов: зольность концентрата ($A^c_к$, %) и хвостов ($A^c_{хв}$, %) на выходе i-й флотомашины.

2. Векторная переменная, определяющая качественно и количественно поступающее на флотацию сырье $\overline{Y} = (y_1, y_2, \ldots, y_l)$. Составляющие y_i этого вектора представляют собой контролируемые неуправляемые воз действия, характеризующие в общем случае пульпу, поступающую на i-ю флотомашину. Элементы этих множеств представляют собой количество поступающей пульпы ($Q_п$, $м^3/ч$), ситовой (С, %) и фракционный (Ф, %) составы исходного шлама, зольность ($A^c_и$, %) и т. д. В общем случае сюда может быть отнесена и плотность пульпы (δ, $г/л$). Однако если на конкретной обогатительной фабрике имеется возможность автоматического регулирования плотности исходной пульпы, то стабилизируемое значение плотности можно отнести к управляющему воздействию.

3. Векторная переменная, представляющая собой управляющее воздействие $\overline{U} = (u_1, u_2, \ldots, u_p)$. Составляющие этого вектора представляют собой множества управляющих воздействий, относящихся к регулирующим устройствам расхода реагентов (Q_p, $кг/т$).

4. Векторная переменная, определяющая неконтролируемые возмущающие воздействия флотопроцесса $\overline{Z} = (z_1, z_2, \ldots, z_s)$. Составляющие этих векторов z_i представляют собой некоторые множества, элементы которых являются случайными функциями времени. Сюда могут быть отнесены случайные примеси в исходной пульпе, изменение характеристик сырья и оборудования, изменения в режимах работы отдельных агрегатов, случайные колебания энергетических показателей и т. д.

Эффективность ведения флотопроцесса оценивается качеством получаемых продуктов и их выходом. Задачей управляющего устройства является выработка такого воздействия U, при котором показатель Ф при текущих Y и Z достигает экстремального значения.

Автоматизация процессов обогащения имеет большое народнохозяйственное значение, определяя в значительной степени необходимые

темпы роста коксохимической, металлургической, энергетической и других отраслей промышленности СССР. В области автоматизации флотоотделений сделаны уже первые шаги: созданы системы автоматического регулирования отдельными параметрами и системы автоматической стабилизации. В работах [3, 4] описаны системы автоматического регулирования плотности и расхода пульпы, расхода реагентов. Однако эти системы не могут обеспечить оптимальный режим работы флотоотделений из-за сложности и недостаточной изученности физико-химических процессов, характеризующих флотацию. До настоящего времени технологические режимы флотоотделений зачастую устанавливаются опытным путем без достаточного обоснования основных закономерностей процесса. Поэтому многие фабрики ведут процесс флотации в далеко не оптимальных режимах, показатели процесса весьма неустойчивы. Оператор, руководствуясь часто интуитивными оценками, пытается управлять процессом, поддерживая показатели входных параметров в заданном диапазоне, несмотря на систематическое смещение внешних факторов. Этим в какой-то мере можно объяснить значительные дисперсии выходных показателей процесса.

В этой связи при автоматизации флотационных отделений углеобогатительных фабрик предлагается создание обучающихся систем управления, использующих принцип автоматического распознавания производственных ситуаций.

2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ

Распознавание образов подразумевает процесс создания автоматов (алгоритмов), имитирующих процесс обучения узнаванию и само узнавание. В математической интерпретации задачи распознавания понятие образа (класса) отождествляют с множеством объектов, обладающих некоторой общностью свойств. Всякому реальному объекту распознавания ставится в соответствие n-мерный вектор (точка) в n-мерном пространстве, где n — количество параметров, характеризующих объект. Указанное n-мерное пространство называется пространством параметров $\{x_1, x_2, \ldots, x_n\} = \{X\}$.

Полагают, что каждой совокупности состояний объекта, относящихся к одному образу, соответствует множество точек, рассеянных внутри некоторой области пространства параметров. Например, если объект описывается только двумя параметрами x_1 и x_2 и существуют лишь две области точек, соответствующих объектам классов А и В, то задача обучения сводится к отысканию «разделяющей» функции $f(x)$, принимающей значения противоположных знаков на множествах А и В [6, 7]

$$\operatorname{sign} f(x) = \begin{cases} 1 & x \in \mathrm{A}, \\ -1 & x \in \mathrm{B}. \end{cases} \tag{1}$$

Для многомерных объектов задача узнавания сводится к математической задаче разделения областей в n-мерном пространстве параметров некоторыми гиперповерхностями при условии, что границы областей (образов) неизвестны.

Для использования принципов распознавания к решению задач автоматического управления процессами обогащения целесообразно отождествить понятие образа с понятием производственной ситуации. Назовем открытую область $\{\mathrm{A}_\alpha\}$ $(\alpha = 1, 2, \ldots, N)$ пространства параметров $\{y_1, y_2, \ldots, y_n\}$, в пределах которой не требуется изменять вектор управляющих воздействий u при заданной точности управления, производственной

ситуацией [1]. Тогда задача управляющего устройства состоит в реализации некоторой функции

$$U = F(Y) \tag{2}$$

с корреляцией по изменению Z. При этом необходимо выполнение условий

$$\frac{\partial \varphi}{\partial u_1} = 0, \ \frac{\partial \varphi}{\partial u_2} = 0, \ldots, \ \frac{\partial \varphi}{\partial u_p} = 0. \tag{3}$$

При условии дискретизации вектора U функция (2) реализуется с помощью обучающегося алгоритма, который способен классифицировать производственные ситуации в соответствии со значениями управляющего вектора.

3. ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМА РАСПОЗНАЮЩЕЙ СИСТЕМЫ И ПРИНЦИПА УПРАВЛЕНИЯ

В соответствии с введенным в п. 2 определением производственной ситуации из множества всех возможных производственных ситуаций в пространстве параметров $\{y_1, y_2, \ldots, y_n\}$ будем рассматривать лишь те, которые непосредственно связаны с конкретной задачей автоматического управления.

Например, в самом простом случае можно выбрать три производственные ситуации (три образа), отвечающие определенным уровням показателя качества φ:

1) регулировать путем уменьшения управляющих воздействий $u_1, \ldots, u_p$ (ситуация № 1, A_1);

2) достаточно, так держать (ситуация № 2, A_2);

3) регулировать путем увеличения управляющих воздействий $u_1, \ldots, u_p$ (ситуация № 3, A_3).

Можно предположить, что в пространстве $\{y_1, y_2, \ldots, y_n\}$ каждой из указанных ситуаций соответствует некоторая n-мерная область, а динамике системы — некоторая n-мерная траектория. Тогда задачей управления является выработка такого вектора управляющих воздействий $\vec{u}$, чтобы траектория системы не выходила из области, которой отвечает производственная ситуация с требуемым либо экстремальным уровнем показателя качества φ.

Эту задачу, как уже указывалось, будем решать с использованием метода распознавания образов [5]. Построим обучающийся алгоритм распознавания ситуаций, основываясь на известной идее аппроксимации заданными поверхностями границ областей, представляющих образы в пространстве признаков $\{y_1, y_2, \ldots, y_n\}$. В отличие от существующих алгоритмов распознавания будем осуществлять указанную аппроксимацию гиперсферами с помощью принципиально новой, удобной в вычислительном смысле рекуррентной процедуры автоматического построения аналитических выражений в форме двузначных предикатов $P_j(y)$ $(j = 1, 2, 3)$; описывающих упомянутые ситуации № 1, 2 и 3. Для построения двузначных предикатов используем функции В. Л. Рвачева [8], позволяющие осуществлять удобную формализацию аналитического описания сложных геометрических образов.

Сущность предлагаемого обучающегося алгоритма распознавания, реализуемого на ЭЦВМ, состоит в следующем.

Прежде всего входная информация об объекте распознавания выбирается в соответствии с заданным полем вероятностей и составляет изображение в виде вектора $\vec{Y} = (y_1, y_2, \ldots, y_n)$, координаты которого могут быть представлены численными значениями или определенными кодами.

Для обучения алгоритма выбирается обучающая последовательность точек $\vec{Y}$ конечной длины для каждой ситуации с указанием принадлежности к определенному образу. В начальный момент при обучении машина запоминает по одной точке y_j каждого из заданных образов A_j ($j = 1, 2, \ldots, N$) (в нашем примере $N = 3$) и в соответствии с априорной классификацией «учителя» разделяет их гиперсферами с центрами в данных точках и радиусами, равными половине расстояния от данной до ближайшей точки «чужого» образа в пространстве $\{y_1, y_2, \ldots, y_n\}$. При этом каждая гиперсфера определяется предикатом

$$A_j \sim P_j^+(y) \equiv \left\{\left[\frac{r_j^2}{4} - \left(\sum_{q=1}^{n} (y_{pq} - y_{sq})^2\right)\right] \geqslant 0\right\}, \tag{4}$$

где

$$r_j^2 = \overline{\min^j}\left[\sum_{q=1}^{n} (y_{pq} - y_{sq})^2\right]; \tag{5}$$

p и s — p-я и s-я координаты соответствующих векторов;
A_j — булева переменная, соответствующая j-й гиперсфере;
$\sim$ — знак соответствия.

Начальная информация (в нашем примере точки $\vec{y}_{01}$, $\vec{y}_{02}$, $\vec{y}_{03}$) используется для построения так называемой начальной предикатной последовательности, описывающей данные образы в начальный момент обучения. В нашем случае, например, если за точкой $\vec{y}_{01} \in A_1$ появляется точка $\vec{y}_{02} \in A_2$, то начальной предикатной последовательности будут соответствовать следующие логические формулы и предикатные выражения:

$$\begin{aligned}
&\text{ситуация № 1, } A_1\text{: } A_1 \wedge \bar{A}_3 = A_{01} \sim P_1^+(y) \wedge_1 \bar{P}_3^+(y);\\
&\text{ситуация № 2, } A_2\text{: } A_2 \wedge \bar{A}_3 = A_{02} \sim P_2^+(y) \wedge_1 \bar{P}_3^+(y);\\
&\text{ситуация № 3, } A_3\text{: } A_3 = A_{03} \sim P_3^+(y).
\end{aligned} \tag{6}$$

В (6) используется функционально полный набор R-операций [8]:

$$\begin{aligned}
&R\text{-конъюнкция: } x \wedge_1 y = \frac{1}{2}(x + y - |x - y|);\\
&R\text{-дизъюнкция: } x \vee_1 y = \frac{1}{2}(x + y + |x - y|);\\
&R\text{-отрицание: } \bar{x} = -x.
\end{aligned} \tag{7}$$

Булевым переменным «1» и «0» соответствуют «плюс» и «минус». В последующих тактах обучения в каждой точке, сопровождаемой указаниями «учителя» о принадлежности к образу, определяется значение истинности предикатов (6). Если соответствующий предикат оказывается ложным (т. е. отрицателен), то производится доопределение начальной предикатной последовательности (6) путем построения гиперсферы с центром в данной точке по указанным выше правилам; если же предикат истинен, точка хранится в памяти машины до конца обучения и предикатная последовательность остается без изменений.

Таким образом, в общем случае доопределение предикатов, описывающих N образов, осуществляется в соответствии со следующей рекуррентной логической процедурой: если после k-го такта обучения распознаванию построены предикаты $A_{j(k)}$ ($j = 1, 2, \ldots, N$), а очередная точка

$\vec{y}_{(k+1)} \in A_j$, то после $(k+1)$-го такта принимается

$$A_{j(k+1)} = \begin{cases} A_{1(k)} \wedge \overline{P}_{j(k+1)} \\ A_{2(k)} \wedge \overline{P}_{j(k+1)} \\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot \\ A_{j\,(k)} \vee P_{j(k+1)} \\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot\ \cdot \\ A_{N(k)} \wedge \overline{P}_{j(k+1)} \end{cases} \qquad (8)$$

Используя операторы (4), (7) и (8), машина реализует автоматическое построение аналитических выражений в форме предикатов $P_j^+(y)$, определяющих в конце обучения гиперсферические поверхности, которые аппроксимируют в пространстве признаков границы областей данных ситуаций.

Результат распознавания определяется в режиме экзамена и соответствует номеру предиката $P_j^+(y)$, истинного в испытуемой точке $\vec{y}$. Результат, при котором $P_j(y)$ истинен, но $\vec{y} \in \overline{A}_j$, считается ошибочным. Если все j предикатов $(j = 1, 2, \ldots, N)$ ложны в данной точке, то результат распознавания считается машинным ответом «не знаю». Этот факт обычно является сигналом «доучивания» машины.

Предложенный алгоритм дает достаточную степень аппроксимации ситуаций, представляющих собой в пространстве $\{Y\}$ связные, несвязные или многосвязные области [5, 6].

Используя приведенный алгоритм распознавания ситуаций, можно синтезировать обучающуюся либо самообучающуюся распознающую систему управления производственным процессом. При использовании обучающейся САУ предварительно производится обучение ее на достаточно большой статистической информации в соответствии с выбором конкретных производственных ситуаций и участием «учителя». Обучение заканчивается после того, как будет достигнут требуемый показатель эффективности распознавания (в частности, минимальная частота неправильных ответов).

После соответствующей настройки в режиме управления САУ определяет принадлежность вектора $\vec{y}$ входного сигнала к определенной ситуации и указывает, в какую сторону следует изменять управляющий вектор $\vec{u}$, чтобы оказаться в производственной ситуации № 2, т. е. «так держать», показатель качества достаточен, что является целью регулирования. Подобные САУ целесообразно строить на базе использования имеющихся на предприятиях ЭЦВМ в качестве «советчика» технолога.

В режиме самообучения система предоставляется самой себе и действию внешних возмущений $(y_1, y_2, \ldots, y_n)$. В определенные дискретные моменты времени начинается самопроизвольный случайный процесс обучения в соответствии, например, с двумя указаниями датчика обратной связи, установленного на объекте: «регулировать» или «достаточно, так держать».

Показатель качества работы флотационного отделения устанавливается диспетчером углеобогатительной фабрики. В [9] в качестве функции цели предлагается максимизация зольности хвостов (x_2) при заданной зольности концентрата (x_1^0). Математически критерий оптимальности с учетом минимизации динамических отклонений может быть представлен в следующем виде:

$$\min I(U) = \min \int_0^{T_k} \{16\,[x_1^0 - x_1(t)]^2 + [100 - x_2(t)]^2\}\,dt =$$

$$= \min \int_0^{T_k} [16\varepsilon_1^2(t) + \varepsilon_2^2(t)]\, dt, \qquad (9)$$

где

$$T_k = t_{|x_i(t)| < 0{,}05|x_i(0)|} \; (i = 1, 2).$$

Используя указания датчика обратной связи аналогично указаниям «учителя», машина продолжает процесс обучения, совмещая функции управления. Этот процесс можно интерпретировать как процесс непрерывного доучивания в те рабочие такты, когда очередная входная точка $\vec{y}$ классифицируется с ошибочным ответом (несовпадение ответа с показаниями датчика) либо с ответом «не знаю». Очевидно, при достаточном числе рабочих тактов и соответствующей настройке распознающей системы моменты доучивания станут редкими.

ЛИТЕРАТУРА

1. А. Г. Ивахненко. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления. Изд-во «Техніка», Киев, 1966.

2. В. И. Салыга. Исследование с применением ЭВМ процесса флотации угля как объекта автоматического управления. Автореф. канд. дисс., Харьков, 1967.

3. В. В. Бриллиантов, И. А. Семенов. Совершенствование технологии и автоматическое регулирование процесса флотации на углеобогатительной фабрике Магнитогорского металлургического комбината. Изд-во «Недра», М., 1968.

4. И. А. Семенов. Автоматизация процесса флотации угольных шламов. «Кокс и химия», 1963, № 10.

5. И. Б. Сироджа. Некоторые алгоритмы автоматического распознавания образов и их приложения. Автореф. канд. дисс., Харьков, 1967.

6. И. Б. Сироджа. Алгоритм распознавания геометрических образов. Изв. АН СССР, Техническая кибернетика, 1967, № 5.

7. М. А. Айзерман, Э. М. Браверман, Л. И. Розоноэр. Экстраполяционные задачи автоматического регулирования и метод потенциальных функций. Сб. «Самонастраивающиеся системы. Распознавание образов». Изд-во «Наука», М., 1967.

8. В. Л. Рвачев. Геометрические приложения алгебры логики. Изд-во «Техніка», Киев, 1967.

9. Е. Я. Иванченко, В. И. Салыга. Алгоритмизация процесса флотации угля с применением ЭЦВМ. Материалы Международной конференции ICAMC. Краков, 1969.

НЕКОТОРЫЕ ВОПРОСЫ ВЫБОРА И АНАЛИЗА СХЕМЫ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЯ КОД — АНАЛОГ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ УПРАВЛЯЕМОЙ РАЗВЕРТКИ

Э. П. Чорноштан

Харьков

ОБЩИЕ ПОЛОЖЕНИЯ

В последнее время большое внимание уделяется вопросам исследования и проектирования средств ввода в вычислительные машины буквенной и цифровой информации. Основными устройствами автоматического ввода знаковой информации в ЭВМ являются читающие автоматы (ЧА). Так как принципиальные вопросы считывания и распознавания знаков в основном уже решены, то на первое место выступают проблемы, связанные с совершенствованием качественных показателей читающих автоматов. В связи с этим возникает необходимость исследования возможностей отдельных узлов читающих автоматов и выработки рекомендаций по их расчету.