ISSN 2079-3316 ПРОГРАММНЫЕ СИСТЕМЫ: ТЕОРИЯ И ПРИЛОЖЕНИЯ № 5(14), 2012, с. 71–79

УДК 519.8

Н. Ю. Жбанова

Моделирование процесса варки сахара разностной нейронечёткой системой с переключениями

Аннотация. В статье рассматривается применение разностных нейронечётких переключаемых систем к моделированию процесса варки сахара. Особое внимание уделяется учёту не только текущих, но и прошлых значений на входах модели. Предложен новый тип входных нечётких множеств, который позволяет снизить количество настраиваемых параметров нейронечёткой системы.

Ключевые слова и фразы: переключаемые нейронечёткие системы, разностные нечёткие модели, варка сахара.

Введение

Важную роль в производстве сахара играет варка сахарного сиропа. Она осуществляется в вакуум-аппаратах — устройствах, поддерживающих условия, необходимые для образования и роста кристаллов сахара. Конструкция вакуум-аппарата позволяет воздействовать на три параметра варки посредством управляемых вентилей. Это L (уровень сиропа), V (вакуум) и P (давление пара). Эти три параметра определяют четвёртый — D (плотность сиропа). Именно D оказывает наиболее существенное влияние на качество готового сахара.

Чтобы в итоге получился сахар нужного качества, параметр D (а, значит, и параметры L, V, P) должен проследовать по некоторому графику. Графики параметров представляют собой ломаные линии, вид которых определяется несколькими контрольными точками. Оператор выставляет эти точки, основываясь на опыте, а программа согласно им регулирует параметры варки.

Работа поддержана РФФИ, проект № 11-07-00580-а.

Была поставлена задача разработки системы, которая в реальном времени рекомендовала бы оператору значения контрольных точек D с учётом требуемого качества сахара, опираясь на снятые датчиками значения параметров L, V, P.

Повторить рассуждения оператора на основе информации о значениях параметров варки можно с помощью нечёткой модели [1]. Модель с тремя входами, получая снятые датчиками значения L, V, P, на выходе формировала бы контрольные точки D.

Заметим, что в распоряжении автора есть данные по варке за сезон 2009 г., из которых для нечёткой модели можно сформировать обучающее множество. Это позволит избежать «ручной» настройки её параметров. Модели, по структуре аналогичные нечётким, и обладающие возможностью самонастройки, называются гибридными нейронечёткими системами [1].

Однако несколько входов, связанных на разных этапах варки разными зависимостями, сложно учесть в одной нейронечёткой модели. Поэтому предлагается разбить варку на этапы, и моделировать каждый этап отдельной подмоделью с одинаковой структурой (три входа, один выход). Так от классической нейронечёткой модели мы перейдём к нейронечёткой модели с переключением.

1. Нечёткие и нейронечёткие модели с переключениями

Нечёткие модели с переключениями — синтез переключаемых систем и нечётких моделей. Нечёткая переключаемая модель состоит из нескольких классических нечётких моделей (подмоделей) и переключающего сигнала [2, 3].

Переключаемую нечёткую Такаги –Сугено (TS) модель типа MISO (multiple input, single output) можно описать совокупностью правил вида:

$$R_\sigma^k:\ (u_1 = A_{\sigma 1}^k) \wedge \ldots\ \wedge\ (u_m = A_{\sigma m}^k)\ \to\ y = \mathbf{a}_\sigma^k \mathbf{u}^T + b_\sigma^k. \tag{1}$$

Здесь $k = 1, ..., N_\sigma$ — количество правил в каждой подмодели, $A_{\sigma i}^k$ — входные нечёткие множества, $i = 1, ..., m$ – количество входов, $\mathbf{a}_\sigma^k = \left(a_{\sigma 1}^k, ..., a_{\sigma m}^l\right)$, b_σ^l — параметры функций, содержащихся в заключениях правил, $\mathbf{u} = (u_1, ..., u_m)$ — входные значения, $\sigma \in S = (1, 2, ..., s)$ — переключающий сигнал. Каждая подмодель представляет собой классическую нечёткую TS-модель.

Выход TS-модели с переключением задается следующей формулой:

$$y = \sum_{i=1}^{N_\sigma} \alpha_\sigma^k \left(\mathbf{a}_\sigma^k \mathbf{u}^T + b_\sigma^k \right) / \sum_{i=1}^{N_\sigma} \alpha_\sigma^k. \tag{2}$$

Уровень истинности предпосылки правила R_σ^k определяется по формуле $\alpha_\sigma^k = \prod\limits_{i=1}^{m} \mu_{\sigma i}^k$. Здесь $\mu_{\sigma i}^k$ – степень принадлежности входа u_i нечёткому множеству $A_{\sigma i}^k$. Если используются нечёткие множества гауссовского типа, то степень принадлежности вычисляется так:

$$\mu_{\sigma i}^k = exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{u_i - g_{\sigma i}^k}{h_{\sigma i}^k} \right)^2 \right]. \tag{3}$$

Здесь $g_{\sigma i}^k$ и $h_{\sigma i}^k$ — параметры (центр и ширина) гауссовского нечёткого множества $A_{\sigma i}^k$.

Нейронечёткие системы объединяют достоинства нейронных сетей и нечётких моделей. Существуют разные виды синтеза нечётких моделей и нейронных сетей, но самую широкую область применения нашли упомянутые выше гибридные нейронечёткие системы (ННС). ННС — это нечёткая модель, которая может обучаться, как нейронная сеть. Самый распространенный тип структуры ННС — ANFIS [1]. Функционально такая система эквивалентна нечёткой TS-модели.

По аналогии с переключаемыми нечёткими моделями, определим переключаемую нейронечёткую модель как систему, подсистемами которой являются собственно нейронечёткие модели.

В общем случае нейронечёткая переключаемая ANFIS-модель, как и нечёткая переключаемая модель Такаги–Сугено, имеет базу правил вида (1). Подмодели представляют собой ННС типа ANFIS с m входами.

Реализуемая такой нейронечёткой переключаемой ANFIS-моделью функция имеет вид (2). Параметры заключений правил $\mathbf{a}_\sigma^k$, b_σ^k и нечетких множеств $A_{\sigma i}^k$ подбираются не вручную, а в процессе обучения.

В статьях нейронечёткие ANFIS-модели с переключениями не упоминаются (может быть потому, что они эквивалентны нечётким переключающимся TS-моделям, и отличаются от них лишь возможностью автоматической настройки параметров).

2. Разностная нейронечёткая модель с переключениями

Большими возможностями по сравнению с моделями вида (1) обладают нечёткие модели Такаги–Сугено типа MISO, правила которых имеют следующий вид:

$$R^k : \mathbf{X}(t) = A^k \to y(t+1) = \mathbf{a}^k \mathbf{X}(t) \mathbf{b}^k + c^k. \tag{4}$$

Здесь $\mathbf{a}^k$, $\mathbf{b}^k$ — векторы параметров заключений правил, A^k — набор входных нечётких множеств.

Аргумент предпосылки правил такой базы $\mathbf{X}(t)$ задается в виде матрицы $\mathbf{X}(t) = [y(t), \mathbf{u}(t), ..., y(t-n+1), \mathbf{u}(t-n+1)] \in R^{(m+1)\times n}$, где $\mathbf{u}(t-j+1) \in R^{m\times 1}$ — вектор входных значений, $y(t-j+1) \in R^1$ — выходное значение модели. Таким образом, в аргументе $\mathbf{X}(t)$ заложена информация не только о текущих значениях входов и выхода, но и о значениях в предшествующие моменты времени. В статьях такие модели называют разностными моделями, моделями с экзогенным входом, с глубиной памяти, или с запаздыванием [4].

Введя в разностную нечёткую TS-модель возможность настройки параметров заключений правил $\mathbf{a}^k$, $\mathbf{b}^k$, c^k и параметров функций принадлежности A^k, получим разностную ANFIS-систему.

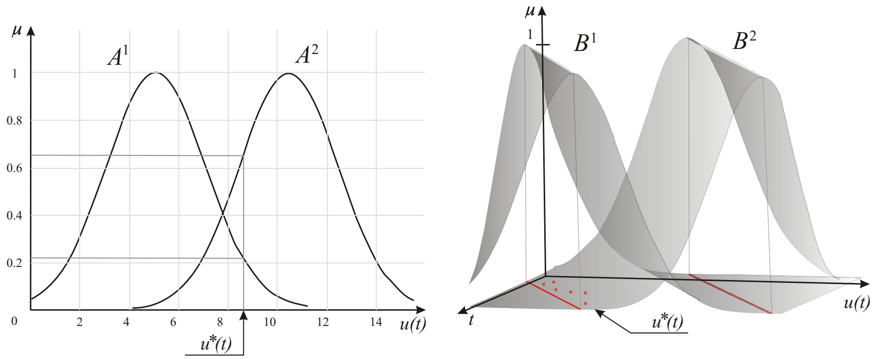
Модели (4) учитывают большее количество информации о моделируемом объекте, и более точно отражают реальную ситуацию. Далее будет рассматриваться частный случай модели (4) — модель базой правил (5):

$$R^k : \mathbf{U}(t) = A^k \to y(t+1) = \mathbf{a}^k \mathbf{U}(t) \mathbf{b}^k + c^k. \tag{5}$$

Здесь $y(t) \in R^1$ — выход системы; $\mathbf{a}^k \in R^{1\times m}$, $\mathbf{b}^k \in R^{n\times 1}$, $c^k \in R^1$ — векторы параметров заключений правил. Аргументом предпосылок правил является матрица $\mathbf{U}(t) = [\mathbf{u}(t), ..., \mathbf{u}(t-n+1)]$ размера $m \times n$, включающая в себя только входные значения $u(t)$. Выход модели (5) определяется стандартно.

В развернутом виде база правил (5) имеет вид:

$$\begin{aligned} R^k &: \big(u_1(t) = A^k_{11}\big) \wedge \dots \wedge \big(u_1(t-n+1) = A^k_{1n}\big) \wedge \dots \\ &\wedge \big(u_m(t) = A^k_{m1}\big) \wedge \dots \wedge \big(u_m(t-n+1) = A^k_{mn}\big) \to y(t+1) = \\ &\qquad = \mathbf{a}^k \mathbf{U}(t) \mathbf{b}^k + c^k. \end{aligned} \tag{6}$$



а) б)

Рис. 1. Стандартная гауссовская функция принадлежности (а) и предлагаемая функция принадлежности (б)

Степень принадлежности входа $u_i(t-j+1)$ гауссовскому нечёткому множеству A_{ij}^k вычисляется по формуле (3). Множества гауссовского типа представлены на рис. 1 (а). Чтобы идентифицировать нечёткую модель (6), требуется определить параметры набора гауссовских нечётких множеств для каждого элемента входной матрицы $u_i(t-j+1)$, $i = 1, \ldots, m$, $j = 1, \ldots, n$. Большое количество параметров, требующих идентификации, является недостатком моделей с запаздыванием.

Предлагается использовать функции принадлежности, которые фаззифицируют не одно входное значение $u_i(t-j+1)$, а сразу вектор из n элементов $\mathbf{u}_i(t) = [u_i(t), \ldots, u_i(t-n+1)]$. При этом предполагается, что входной параметр u_i изменяется во времени по линейному или близкому к линейному закону — в этом случае вектор $\mathbf{u}_i(t)$ можно фаззифицировать предлагаемой трёхмерной функцией принадлежности, центр которой определяет прямая. Трёхмерная функция принадлежности B определяет близость входного вектора к прямой так же, как гауссовская функция принадлежности A определяет близость входного значения к своему центру.

На рис. 1 (б) показана предлагаемая трёхмерная функция принадлежности, оценивающая близость входного вектора $\mathbf{u}(t)$ к центрам нечётких множеств B^1, B^2. Степень принадлежности вектора

$\mathbf{u}_i(t)$ нечёткому множеству B_i^k вычисляется по формуле:

$$(7) \qquad \mu_i^k = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} exp\left[-\frac{1}{h_i^k}\left((t-j+1)+\frac{g_{1i}^k - u_i(t-j+1)}{g_{0i}^k}\right)^2\right].$$

У предложенного нечёткого множества B_i^k три параметра: g_{0i}^k и g_{1i}^k — параметры прямой, определяющей центр множества, h_i^k — параметр, определяющий ширину нечёткого множества.

В случае использования множеств со степенью принадлежности, определяемой по формуле (7), упростится идентификация нечёткой модели — для нее понадобится задать уже не $m \cdot n$, а m наборов нечётких множеств. С учетом того, что у предложенных функций принадлежности на один параметр больше, чем у гауссовских, число настраиваемых параметров снизится в $2n/3$ раз.

Правила разностной нечёткой TS-модели в случае использования предложенных функций принадлежности имеют вид:

$$R^k: \ \left(\mathbf{u}_1(t) = B_1^k\right) \wedge \ldots \wedge \left(\mathbf{u}_m(t) = B_m^k\right) \to y(t+1) = \mathbf{a}^k \mathbf{U}(t) \mathbf{b}^k + c^k.$$

Здесь $\mathbf{U}(t) \in R^{m\times n}$ — матрица входных значений, $y(t) \in R^1$ — выход системы; $\mathbf{a}^k \in R^{1\times m}$, $\mathbf{b}^k \in R^{n\times 1}$ — векторы коэффициентов системы. Видно, что по сравнению с базой правил (6) функций принадлежности требуется меньше.

Предложенные функции принадлежности можно использовать и в сочетании с переключающимися нечёткими или нейронечеткими системами. База правил для переключающейся системы имеет вид:

$$(8) \qquad R_\sigma^k: \ \left(\mathbf{u}_1(t) = B_{\sigma 1}^k\right) \wedge \ldots \wedge \left(\mathbf{u}_m(t) = B_{\sigma m}^k\right) \\ \to y(t+1) = \mathbf{a}_\sigma^k \mathbf{U}(t) \mathbf{b}_\sigma^k + c_\sigma^k.$$

Ниже рассматривается применение модели (8) для описания процесса варки сахара.

3. Моделирование процесса варки разностной переключаемой ННС

Заметим, что ход, результат процесса варки и контрольные точки D зависят не только от конкретного значения параметров L, V и P в каждый момент времени, но и от скорости их изменения. Это факт обосновывает применение для описания варки разностной нейронечеткой модели, учитывающей запаздывание входных параметров.

Как было сказано во введении, сложность процесса варки привела к необходимости разбить его на этапы и вместо классической нейронечёткой модели использовать модель с переключением. Всего было выделено 4 этапа варки, и каждому поставлена в соответствие отдельная подмодель.

Все подмодели представляют собой разностные ННС типа ANFIS. Набор правил подмодели имеет вид:

$$R_\sigma^k : \left(\mathbf{u}_1(t) = B_{\sigma 1}^k\right) \wedge \ldots \wedge \left(\mathbf{u}_3(t) = B_{\sigma 3}^k\right) \to y(t+1) = \mathbf{a}_\sigma^k \mathbf{U}(t) \mathbf{b}_\sigma^k + c_\sigma^k.$$

Здесь переключающий сигнал $\sigma \in S = 1, \ldots, 4$ определяется значением уровня сиропа L. Набор множеств для фаззификации каждого из трех входов состоял из двух нечётких множеств предложенного в п. 2 типа $B_{\sigma i}^1$, $B_{\sigma i}^2$. Количество правил в каждой подмодели $k = 1, \ldots, 8$.

Входная матрица $\mathbf{U}(t) \in R^{3\times 15}$ каждой подмодели составляется из значений трех параметров варки L, V, P с одинаковой глубиной памяти $n = 15$. Степень принадлежности входных векторов $\mathbf{u}_1(t) = [l(t), \ldots, (l(t-14)]$, $\mathbf{u}_2(t) = [v(t), \ldots, (v(t-14)]$, $\mathbf{u}_3(t) = [p(t), \ldots, (p(t-14)]$ нечётким множествам $B_{\sigma i}^k$ вычисляется по формуле (7). Угловые коэффициенты прямых, являющихся центрами нечётких множеств $B_{\sigma i}^k$, вносят в подмодели информацию о скорости изменения параметров варки.

На выходе каждая подмодель формирует значение контрольной точки D_σ для своего этапа.

Обучающее множество представляет собой данные по варке сахара за сезон 2009 года, предоставленные Добринским сахарным заводом. Данные по варке — это значения 3 параметров варки, измеренные с интервалом 10 секунд, сведения о качестве полученного сахара, и значения контрольных точек D. Для обучения модели были отобраны те циклы варки, в которых получился сахар хорошего качества.

Подмодели одинаковы по структуре и отличаются значениями параметров заключений правил $\mathbf{a}_\sigma^k$, $\mathbf{b}_\sigma^k$, c_σ^k и параметров функций принадлежности $B_{\sigma i}^k$, которые подбираются в процессе обучения; при этом использование предложенных функций принадлежности (7) позволяет сократить число настраиваемых параметров ННС в 10 раз (по сравнению с гауссовскими функциями принадлежности).

Таблица 1. Значения контрольных точек

№ цикла	D_1^{real}	D_1^{mod}	D_2^{real}	D_2^{mod}	D_3^{real}	D_3^{mod}	D_4^{real}	D_4^{mod}
152	79.80	78.65	82.88	83.91	87.36	88.41	89.43	88.52
236	83.29	83.98	85.15	85.98	88.12	88.76	91.83	92.87
264	83.13	82.55	84.87	85.01	87.53	88.95	91.45	92.04
267	83.06	82.06	86.11	86.99	89.13	90.01	93.01	94.34

4. Результаты моделирования

Разностная переключаемая ННС была запрограммирована в MATLAB. В обучающее множество вошли 15 циклов варки, в тестовое — 20 циклов. В таблице 1 приведены реальные и модельные значения контрольных точек D для 4 циклов варки. Видно, что модель вычисляет значение контрольной точки, близкое к реальному. Это значит, что она правильно описывает варку. Отклонения модельных значений контрольных точек от реальных по всем циклам тестового множества не превышали 2 % (при абсолютных значениях контрольных точек D примерно 80 brix).

Для подтверждения адекватности модели был вычислен коэффициент детерминации: $R^2 = 0,917$. Высокое значение говорит о достоверности построенной модели.

Список литературы

[1] Пегат А. Нечёткое моделирование и управление. М. : Бином, 2009. — 800 с. ↑[], 1

[2] Ojleska V., Stojanovski G. *Switched Fuzzy Systems: Overview and Perspectives* // 9th International PhD Workshop on Systems and Control: Young Generation Viewpoint. — Izola, 2008. ↑1

[3] Котов К. Ю., Шпилевая О. Я. *Переключаемые системы: устойчивость и проектирование (обзор)* // Автомерия. Системы автоматизации в научных исследованиях и промышленности — Новосибирск, 2008. Т. **44**, с. 71–87. ↑1

[4] Кудинов Ю. И., Венков А. Г., Келина А. Ю. Моделирование технологических и экологических процессов: монография. Липецк : ЛЭГИ, 2001 ISBN 5–90037–22–3. — 130 с. ↑2

Рекомендовал к публикации ***Программный комитет Молодёжной школы-семинара***

Модели и методы исследования гетерогенных систем

Об авторе:

Наталья Юрьевна Жбанова
Ассистент кафедры прикладной математики ЛГТУ.
e-mail: zbanina@yahoo.com

Образец ссылки на эту публикацию:

Н. Ю. Жбанова. *Моделирование процесса варки сахара разностной нейронечёткой системой с переключениями* // Программные системы: теория и приложения : электрон. научн. журн. 2012. Т. 3, № 5(14), с. 71–79.

URL: http://psta.psiras.ru/read/psta2012_5_71-79.pdf

N.Yu. Zhbanova. *Switched Difference Neuro-Fuzzy Modelling of a Sugar-making Process.*

Abstract. This article surveys switched difference neuro-fuzzy system application to sugar-making process modelling. Particular attention is given to system's input vector, which consists of not only current but also past values. The new type of membership function, which reduces the amount of neuro-fuzzy system's parameters, is suggested.

Key Words and Phrases: Switching Neuro-Fuzzy Systems, Difference Fuzzy Models, Sugar-making Process.