

УДК 62-52621.923

А. А. Лялько, ассистент; И. Ф. Кузьмицкий, доцент

СИНТЕЗ ГИБРИДНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ РЕЗАНИЯ ДРЕВЕСИНЫ В УСЛОВИЯХ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

In article are observed questions of synthesis of the hybrid control systems uniting fuzzy systems of a logic conclusion and simulated neural networks. Control system synthesis is carried out on the basis of architecture of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). As investigated process is chosen a process of wood cutting. For the description of process of cutting in terms of the theory of fuzzy sets are used input linguistic variables, such as radius of tool dulling a cutting edge and diameter of a knot, and output linguistic variable – specific force of cutting. Parametres of process of cutting are described on the basis of membership function. Membership function of system are adjusted so that to minimise deviations between results of fuzzy modelling and experimental data. Tuning of scales of an adaptive nevro-indistinct control system is carried out on the basis of algorithm of return distribution of an error. Modelling of a control system by process of cutting of wood is spent in system MATLAB.

Введение. Проблема управления в условиях неопределенности занимает ключевое место в общей проблеме управления, и возможность ее решения рассматривают в применении новых информационных технологий, составной частью которых являются интеллектуальные средства обработки информации. Следует заметить, что сам термин «неопределенность» трактуется довольно неоднозначно и напрямую зависит от характера той задачи, которую стараются решить. Но можно утверждать, что проблема неопределенности присуща всем сложным системам и для описания этой неопределенности современная теория управления сложных систем широко применяет, в частности, аппарат нечетких множеств и его составные части – теорию нечетких множеств, нечеткую математику.

Большинство процессов деревообработки, в частности процесс резания древесины, относятся к сложным системам, параметрам которых присуща неопределенность.

Построение системы управления процессами деревообработки в значительной мере зависит от адекватности динамических моделей отдельных элементов системы «прибор – инструмент – деталь» (СПИД). Процесс резания древесины является стохастической системой, подверженной, в общем случае, случайным воздействиям с априори неопределенным законом распределения. С целью выработки адекватного управляющего сигнала для управления динамикой состояний объекта необходимо применять новые математические методы, хорошо зарекомендовавшие себя при использовании в условиях значительной априорной неопределенности. К таким методам относится теория нечетких множеств [1].

Иногда применение систем управления на основе нечеткой логики вызывает ряд проблем.

Они заключаются в том, что установленная неадаптивная функция принадлежности не может гарантировать необходимое качество работы системы, а нечеткие правила существенно опираются на опыт эксперта. Необходим симбиоз с нейронной сетью для адаптации функции состояния и самоорганизации нечетких правил.

Основная часть. Нейро-нечеткие системы (ННС) представляют собой гибрид нечетких систем логического вывода (НСЛВ) и искусственных нейронных сетей (ИНС). Наиболее распространенной архитектурой ННС являются адаптивные нейро-нечеткие системы вывода (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS))[2].

Для использования в качестве нейронного эмулятора объекта была выбрана гибридная технология адаптивной нейро-нечеткой системы заключений (ANFIS), обладающая по сравнению с другими методами высокой скоростью обучения, простотой алгоритма и оптимальной проработанностью программного обеспечения в системе математического моделирования MATLAB (рис. 1).

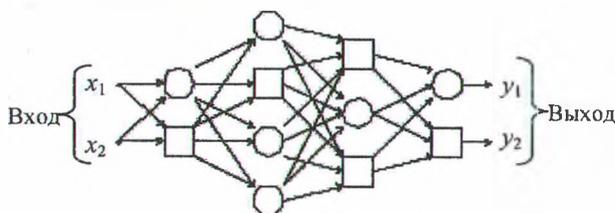


Рис. 1. Общая схема адаптивной сети прямого распространения

Адаптивные сети – обобщенная система всех типов нейронных сетей прямого распространения с возможностью управляемого обучения.

Часть узлов сети являются адаптивными, т. е. выходные значения этих узлов зависят от параметров, принадлежащих данному узлу. Правила обучения определяют методы изменения характеристик адаптивных узлов для минимизации отклонения от тестового набора данных [3].

Каждый узел адаптивной сети выполняет определенное преобразование входных сигналов в соответствии с набором параметров, принадлежащих данному узлу (узловая функция). Узловые функции различных узлов могут отличаться друг от друга, изменяя при этом и полную функцию адаптивной сети. Заметим, что связи адаптивной сети показывают в данном случае лишь направление распространения сигналов в сети.

Рассмотрим адаптивную сеть, содержащую L слоев, причем k -й слой имеет $n(k)$ узлов. Обозначим узел в i -й позиции k -го слоя как (k, i) и узловую функцию как O_i^k . Выходное значение узла зависит от входных сигналов и собственного набора параметров:

$$O_i^k = O_i^k(O_i^{k-1}, \dots, O_{n(k-1)}^{k-1}, a, b, c, \dots), \quad (1)$$

где a, b, c и т. д. – параметры, принадлежащие узлу.

В случае если набор данных для обучения состоит из P элементов, погрешность для p -го элемента ($1 \leq p \leq P$) равна сумме квадратов отклонений:

$$E_p = \sum_{m=1}^{n(L)} (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2, \quad (2)$$

где $T_{m,p}$ – m -я компонента p -го вектора заданных выходных значений; $O_{m,p}^L$ – m -я компонента вектора действительных выходных значений, полученных при подстановке p -го входного значения. Полная погрешность рассчитывается по формуле

$$E = \sum_{p=1}^P E_p.$$

Для выполнения процедуры обучения, выполняемой с помощью метода снижения градиента E , необходимо вычислить уровень ошибки $\frac{\partial E_p}{\partial O}$ для p -го элемента и для каждого выходного значения узла O . Уровень ошибки для выходного узла (L, i) может быть рассчитан из выражения (2)

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L). \quad (3)$$

Для внутренних узлов (k, i) уровень ошибки определяется как линейная комбинация уровней ошибок узлов следующего слоя:

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^k} = \sum_{m=1}^{n(k+1)} \frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^{k+1}} \frac{\partial O_{m,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k}, \quad (4)$$

где $1 \leq k \leq L-1$. Следовательно, для всех

$$1 \leq k \leq L \quad \text{и} \quad 1 \leq i \leq n(k) \quad \text{можно найти} \quad \frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^k},$$

используя выражения (3) и (4).

Существует два варианта обучения адаптивных сетей. В так называемом автономном (off-line) обучении изменения имеют место только после получения полного набора данных на обучение. С другой стороны, если необходимо немедленное обновление параметров после получения каждой пары входных и выходных значений, тогда такой процесс называется интерактивным (on-line) обучением.

Предположим, что адаптивная сеть имеет один выход:

$$\text{output} = F(\bar{I}, S), \quad (5)$$

где \bar{I} – набор входных переменных; S – множество параметров адаптивной сети. Если существует функция H такая, что составная функция $H \circ F$ является линейной для некоторых элементов S , тогда эти элементы могут быть определены методом наименьших квадратов. Другими словами, если множество параметров S можно разделить на два множества

$$S = S_1 \oplus S_2, \quad (6)$$

так, что является линейным для элементов множества S_2 . Тогда применяя H к выражению (5), получим

$$H(\text{output}) = H \circ F(\bar{I}, S). \quad (7)$$

Подставив данные для обучения в выражение (7), получим матричное уравнение:

$$AX = B, \quad (8)$$

где X – вектор неизвестных элементов множества S_2 . Пусть размерность S_2 равна M , тогда размер A, X и B равен $P \times M, M \times 1, P \times 1$ соответственно. Так как число пар данных для обучения P больше чем число линейных параметров M , то уравнение (8) не имеет точного решения. Для минимизации квадратичной ошибки $\|AX - B\|^2$ используется метод наименьших квадратов.

При обновлении параметров адаптивной сети используется сочетание градиентного метода и метода наименьших квадратов. Каждый шаг итерационного процесса процедуры гибридного обучения состоит из прямого и обратного проходов. Во время прямого прохода входные данные подаются в сеть для вычисления выходных значений каждого из узлов и формирования матриц A и B из выражения (8), после чего определяются параметры множества S_2 . Во время обратного прохода рассчитывается погрешность получаемых функциональных сигналов относительно данных для обучения и производится обновление параметров

множества S_i с помощью градиентного метода в соответствии с формулами (3) и (4).

Теперь рассмотрим более подробно класс адаптивных нейро-нечетких систем заключений (ANFIS). Для нечеткой системы, имеющей два входа x и один выход y , эквивалентная ANFIS-архитектура показана на рис. 2. База знаний такой системы содержит два нечетких правила если-то типа Такаги-Сугено.

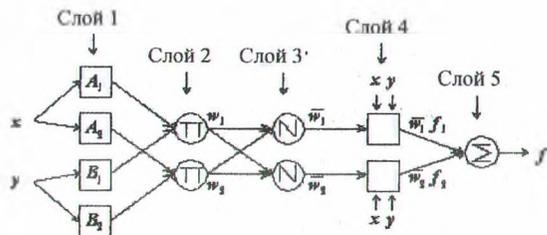


Рис. 2. Структура адаптивной нейро-нечеткой системы заключений

Ниже приводятся функции, которые выполняет каждый из слоев системы ANFIS [4].

1-й слой. Каждый узел данного слоя является адаптивным узлом, содержащим функции принадлежности $\mu_A(x)$ и $\mu_B(x)$, которые описывают входные лингвистические переменные A и B .

2-й слой. Каждый узел данного слоя является фиксированным узлом, перемножающим входные сигналы, причем выходное значение узла представляет собой вес некоторого правила:

$$\omega_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(x), \quad i = 1, 2.$$

3-й слой. Каждый i -й узел данного слоя определяет отношение веса i -го правила к сумме весов всех правил:

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, \quad i = 1, 2.$$

4-й слой. Узлы данного слоя характеризуются линейными (для модели типа Сугено) функциями принадлежности выходных переменных.

5-й слой. Единственный узел данного слоя является фиксированным узлом, в котором вычисляется полное выходное значение адаптивной сети как сумма всех входных сигналов.

При синтезе системы управления на основе ANFIS-архитектуры примем в качестве входных переменных радиус затупления режущей кромки (ρ) и диаметр сучков на примере древесины березы (d). В качестве выходной лингвистической переменной возьмем удельную силу резания.

В качестве функции принадлежности правил выберем функцию гауссовского типа, получившей распространение в нечетких сетях.

Процедура обучения нейро-нечеткой сети будет осуществляться с помощью метода обратного распространения ошибки.

Моделирование системы управления процессом резания проводится в системе MATLAB, с помощью ANFIS-редактора [5]. ANFIS-редактор позволяет автоматически синтезировать из экспериментальных данных нейро-нечеткие сети. Нейро-нечеткую сеть можно рассматривать как одну из разновидностей систем нечеткого логического вывода типа Сугено. При этом функции принадлежности синтезированных систем настроены (обучены) так, чтобы минимизировать отклонения между результатами нечеткого моделирования и экспериментальными данными.

Общий вид ANFIS-редактора представлен на рис. 3.

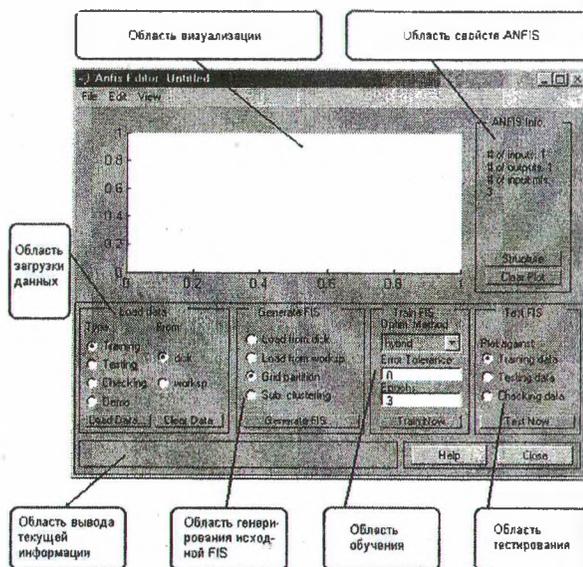


Рис. 3. Структура ANFIS-редактора

В терминах теории нечетких множеств входная лингвистическая переменная «радиус затупления режущей кромки» принимает следующие значения:

1. Большой радиус затупления.
2. Средний радиус затупления.
3. Малый радиус затупления.

В терминах теории нечетких множеств входная лингвистическая переменная «диаметр сучка» принимает следующие значения:

1. Большой диаметр (50 мм и более).
2. Средний диаметр (20–25 мм).
3. Малый диаметр (5–10 мм).

В терминах теории нечетких множеств выходная лингвистическая переменная «удельная сила резания» принимает следующие значения:

1. Очень большая.
2. Большая.
3. Средняя.
4. Малая.

Лингвистические входные и выходные переменные связаны с помощью базы правил. В нашем случае она имеет следующий вид:

1. Если радиус затупления большой и диаметр сучка большой, то сила резания очень большая.

2. Если радиус затупления большой, а диаметр сучка средний, то сила резания большая.

3. Если радиус затупления большой, а диаметр сучка малый, то сила резания средняя.

4. Если радиус затупления средний, а диаметр сучка большой, то сила резания большая.

5. Если радиус затупления средний и диаметр сучка средний, то сила резания большая.

6. Если радиус затупления средний, а диаметр сучка малый, то сила резания малая.

7. Если радиус затупления малый, а диаметр сучка большой, то сила резания большая.

8. Если радиус затупления малый, а диаметр сучка средний, то сила резания средняя.

9. Если радиус затупления малый, а диаметр сучка средний, то сила резания малая.

Система нечеткого логического вывода в виде нейро-нечеткой сети для нашего процесса в ANFIS-редакторе будет представлена следующим образом (рис. 4).

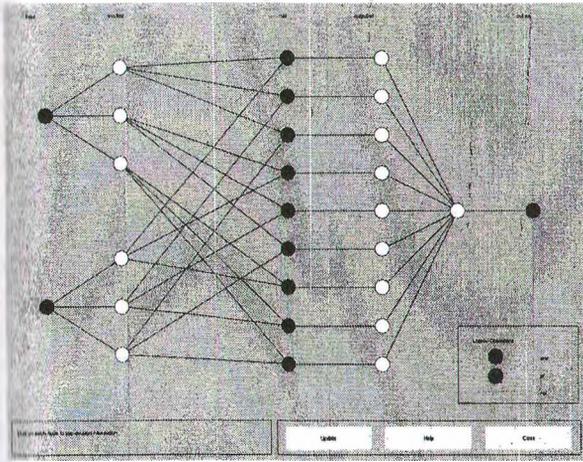


Рис. 4. Структуры нейро-нечеткой сети системы управления ПР

Здесь белые кружки – функции принадлежности, а черные – логические операции «И».

Проектирование системы управления посредством обучения по некоторому набору входных и выходных данных, требуемому современным алгоритмами нейро-нечеткой идентификации, предполагает наличие тестового регулятора, действие которого в различных схемно-режимных условиях собирается в некоторую базу данных. В качестве тестовой системы регулирования в данной работе использованы алгоритмы линейно-квадратного управления (от англ. LQG – Linear – Quadratic – Gaussian), позволяющие достичь компромисса между эффективностью регулирования и величиной сигнала управления, принимая во внимание шум входных и выходных переменных [6].

Рассмотрим следующую стохастическую модель системы управления:

$$X(k+1) = F_x[X(k+1), k] + B_u[s(k+1), k]U(k) + G_x[X(k), k]N_x(k),$$

$$Y(k+1) = F_y[X(k+1)] + f(k+1),$$

$$f(k+1) = F_f[Y(k+1), k] + G_f[X(k), k]N_f(k),$$

где $X(k)$ – n -мерный вектор в пространстве состояний; $Y(k)$ – вектор наблюдений; $f(k+1)$ – вектор шумов наблюдения; $N_x(k)$, $N_f(k)$ – вектора гауссовских случайных процессов; $F_x(\cdot)$, $F_f(\cdot)$, $F_y(\cdot)$, $G_x(\cdot)$, $G_f(\cdot)$ – некоторые известные функции своих аргументов; $U(k)$ – вектор управления, $k = 0, 1, \dots, N$ – индекс дискретизации по времени.

Алгоритм управления синтезируется на основе квадратичного критерия качества и приближенных (в случае нелинейной модели) или точных (в случае линейной или линеаризованной модели) методов оптимизации стохастического управления. Поскольку управляемая система подвержена возмущающему воздействию для синтеза закона управления будем использовать принцип разделения, заменяя ненаблюдаемый вектор фазовых координат его оценкой, полученной на основе алгоритма оптимальной фильтрации.

Критерий качества представим в виде

$$J = \left[\sum_{i=0}^N w_i(X_i, U_i) + w(X_{N+1}) \right],$$

где w_i , w – неотрицательные функции от $X^*(i)$, $X^*(N+1)$ и неотрицательные функционалы от $U(k)$; w_i и w будем называть функциями потерь.

Оптимальный вектор управления $U(i)_0$ в стохастической системе (1) выбирается из условия:

$$U(k)_0 = \arg \min J[X(k), U(k)] \quad U \in U,$$

где U – множество всех допустимых управлений.

Настройка весов адаптивной нейро-нечеткой системы управления осуществляется на основе алгоритма обратного распространения ошибки. На вход объекта управления подается тестовое множество и веса настраиваются таким образом, чтобы разность между реальным выходом объекта управления и выходом нейронной сети была минимальной.

Для исключения явления переобучения (когда нейронная сеть жестко настраивается на данное тестовое множество и ведет себя негибко по отношению к другим входным параметрам) используется контрольное множество. Контрольное множество позволяет в процессе обучения нейронной сети осуществлять независимый контроль результатов. Для того чтобы гарантировать надежность выбираемой нейросетевой модели, резервируется еще одно тестовое множество наблюдений. Итоговая модель

тестируется на данных из этого множества, чтобы убедиться, что результаты, достигнутые на обучающих и контрольных множествах, реальны.

На рис. 5 представлена кривая обучения в виде графика зависимости ошибки тестирования и обучения от порядкового номера итерации.

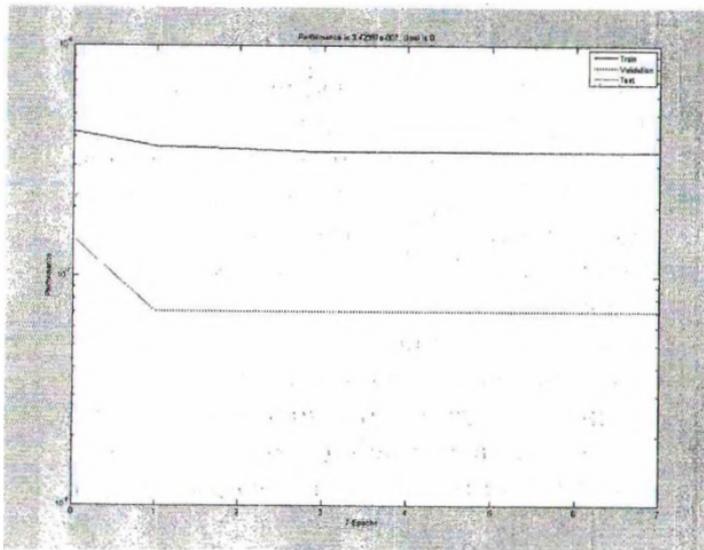


Рис. 5. Кривая обучения

Заключение. Таким образом, внедрение гибридных систем, объединяющих нечеткий логический вывод и искусственные нейронные

сети, в область управления процессом резания позволяет в значительной мере избавиться от априорной неопределенности в описании параметров исследуемого процесса.

Литература

1. Пивкин, В. Я. Нечеткие множества в системах управления / В. Я. Пивкин, Е. П. Бакулин, Д. И. Кореньков. – Новосибирский ГУ, 1997.

2. Jang, J. S. R. Neuro-fuzzy modelling and control / J. S. R. Jang, C. T. Sun // The Proceedings of the IEEE. – 1995. – Vol. 83.

3. Nauck, D. Neuro-fuzzy systems: review and prospects / D. Nauck // Proc. Fifth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing. – 1997.

4. Jang, J. S. R. ANFIS: Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System / J. S. R. Jang // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. – 1993. – Vol. 23.

5. Леоненков, А. Н. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. Н. Леоненков. – СПб.: БХВ-Петербург. – 2003.

6. Богуславский, И. А. Прикладные задачи фильтрации и управления / И. А. Богуславский. – М.: Наука, 1983.