

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОМБИНИРОВАННЫХ ИТЕРАЦИОННО-НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ

В статье предложен комбинированный интеллектуальный метод идентификации математических моделей ХТП, позволяющий минимизировать время поиска настроечных коэффициентов за счет использования нейронной сети для снижения количества шагов поисковых итерационных алгоритмов на различных этапах идентификации.

У статті запропоновано комбінований інтелектуальний метод ідентифікації математичних моделей ХТП, що дозволяє мінімізувати час пошуку настроювальних коефіцієнтів за рахунок використання нейронної мережі для зниження кількості кроків пошукових ітераційних алгоритмів на різних етапах ідентифікації.

There suggested combined intellectual method of identification of complex mathematical models of chemical technology processes, which allows to minimize search time for adjusting coefficients using neural network for reduction of number of steps of searching iterative algorithms at different stages of identification.

Введение, постановка задачи. Непрерывное совершенствование компьютерной техники и рост вычислительной мощности микропроцессорных управляющих устройств позволяет в современных системах управления ХТП использовать сложные математические модели, как наиболее точно описывающие моделируемый процесс и специфику его протекания. При этом одной из проблем, затрудняющих продвижение в данном направлении, остается обеспечение адекватности математической модели объекта управления на протяжении достаточно длительного промежутка времени [1].

Математические модели, используемые в системах управления ХТП, можно разделить на две группы [2]. Первая - аналитические модели, основанные на теоретическом анализе физических и химических процессов, протекающих в исследуемом объекте, а также учете конструкций аппаратов и характеристик перерабатываемых веществ. Вторая - эмпирические модели, рассматривающие ХТП в виде «черного ящика» и построенные на основе анализа входной и выходной информации конкретных объектов управления.

Модели первой группы из-за своей сложности требуют значительных временных затрат на этапе идентификации. Уточнение всех настроечных коэффициентов модели занимает длительное время, ведь в процессе поиска с использованием классических итерационных методов при поиске каждого коэффициента приходится многократно, на каждом шаге поискового алгоритма просчитывать математическую модель процесса, что бы выяснить достигнуто ли искомое значение (рис. 1). В итоге время, затрачиваемое на процедуру идентификации, с трудом поддается прогнозированию, что не позволяет эффективно использовать подобные модели в современных АСУ, реализующих режимы реального и квазиреального времени на различных уровнях системы и предъявляющих высокие требования к оперативности и качеству управления.

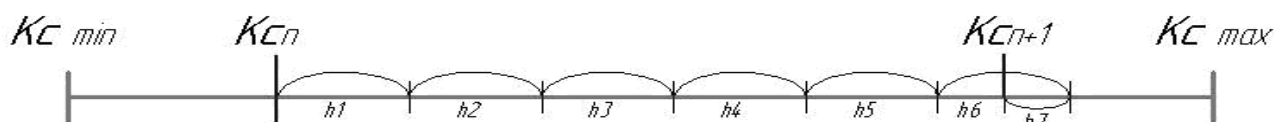


Рис. 1. Идентификация ММ методом последовательных приближений, с изменением шага и направления поиска.

$K_{c_{\min}}$, $K_{c_{\max}}$ – диапазон возможных значений настроечного коэффициента;
 K_{c_n} – известное значение настроечного коэффициента;
 $K_{c_{n+1}}$ – искомое значение настроечного коэффициента;
 $h_1 \dots h_7$ – шаги итерационного алгоритма поиска настроечного коэффициента, величина шага $h_7 = h_6/2$.

Модели второй группы отличаются низкой объяснимостью полученных результатов и не учитывают тонкостей протекающих в моделируемом объекте реакций, а потому быстро теряют адекватность при значительном изменении входных координат процесса и требуют постоянной текущей идентификации.

Применение искусственных нейронных сетей (НС) на этапе идентификации частично решает данную проблему и позволяет определять настроечные коэффициенты практически мгновенно за счет аппроксимации информации о ранее найденных коэффициентах модели [1], однако также имеет ряд существенных недостатков.

НС учитывающая все параметры влияющие на адекватность математической модели оказывается избыточно сложна и требует значительных временных затрат на формирование и корректировку адекватной обучающей выборки. При значительном изменении параметров моделируемого процесса, таких как изменение характеристик исходного сырья, регенерация либо замена катализатора, чистка аппаратов, фильтров и т.д., выборка значений, по которой проводилось обучение НС, перестает быть актуальной и расчет настроечных коэффициентов по НС становится невозможным, либо осуществляется со значительной погрешностью. Подготовка новой обучающей выборки и переобучение нейронной сети опять же занимает длительное время. Упрощение структуры НС, используемой для идентификации, также ведет к снижению точности определения настроечных коэффициентов и, как следствие, к снижению адекватности идентифицируемой модели [3].

Цель работы. Целью данной работы является разработка комбинированного интеллектуального алгоритма идентификации математических моделей ХТП совмещающего классический итерационный алгоритм и нейронную сеть для минимизации времени поиска настроечных коэффициентов. При этом НС, имеющая упрощенную структуру и достаточно простая в обучении, используется для определения приближенного значения настроечного коэффициента математической модели, а итерационный алгоритм - для дальнейшего поиска настроечного коэффициента с заданной точностью и значительно меньшим количеством шагов (рис. 2).

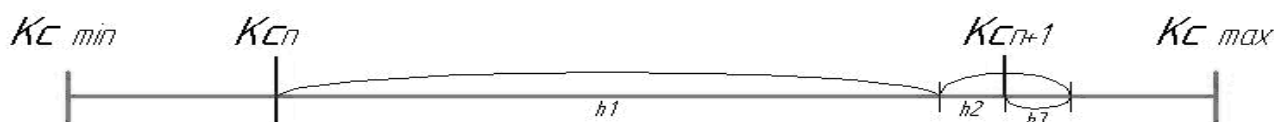


Рис. 2. Итерационно-нейросетевая идентификация математической модели.

h_1 – дистанция поиска скомпенсированная нейронной сетью;
 h_2, h_3 – шаги выполняемые итерационным алгоритмом.

В процессе работы алгоритма идентификации, база данных содержащая информацию о найденных в прошлом настроечных коэффициентах, непрерывно растет. Соответственно непрерывно увеличивается количество примеров для обучения нейронной сети, а значит и точность определения настроечных коэффициентов. Если погрешность определения настроечных коэффициентов нейронной сетью соизмерима с погрешностью используемых итерационных алгоритмов, расчет настроечных коэффициентов математической модели может осуществляться только посредством нейронной сети и практически мгновенно.

Обобщенный алгоритм итерационно-нейросетевой идентификации математических моделей ХТП представлен на рис. 3.

На вход алгоритма идентификации поступают экспериментальные данные с технологического объекта и эти же данные рассчитанные по математической модели. Проверка адекватности модели осуществляется путем анализа функции ошибок модели. Если идентификация необходима, начинается циклическое уточнение настроечных коэффициентов $K_1 \dots K_n$ начиная с последнего, до тех пор, пока не выполнится условие минимума функции ошибок. Для минимизации количества шагов поискового алгоритма, стартовое приближенное значение настроечных коэффициентов рассчитывается по НС. Дальнейшее уточнение значения настроечных коэффициентов осуществляется итерационным методом, с изменением шага и направления поиска. Уточненные настроечные коэффициенты передаются на вход математической модели.

Проверка эффективности предложенного метода итерационно-нейросетевой идентификации математических моделей была произведена с помощью модифицированной кинетической модели трехреакторного блока установки каталитического риформинга Л35-11/300. Модель представляет собой систему из трех последовательно соединенных кинетических моделей отдельных реакторов с тремя индивидуальными настроечными коэффициентами [4].

Нейросетевая часть алгоритма идентификации была реализована на базе нейронной сети обучаемой по принципу обратного распространения ошибки в виде трехслойного персептрона с одним скрытым слоем (рис. 4).

Оптимальное количество нейронов в скрытом слое определялось экспериментально и равно семи. Дальнейшее увеличения количества нейронов не давало заметного повышения точности расчета настроечного коэффициента, но значительно увеличивало объем исходных данным, необходимых для обучения сети.

В качестве активационной функции нейрона использовался сигмоид:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (1)$$

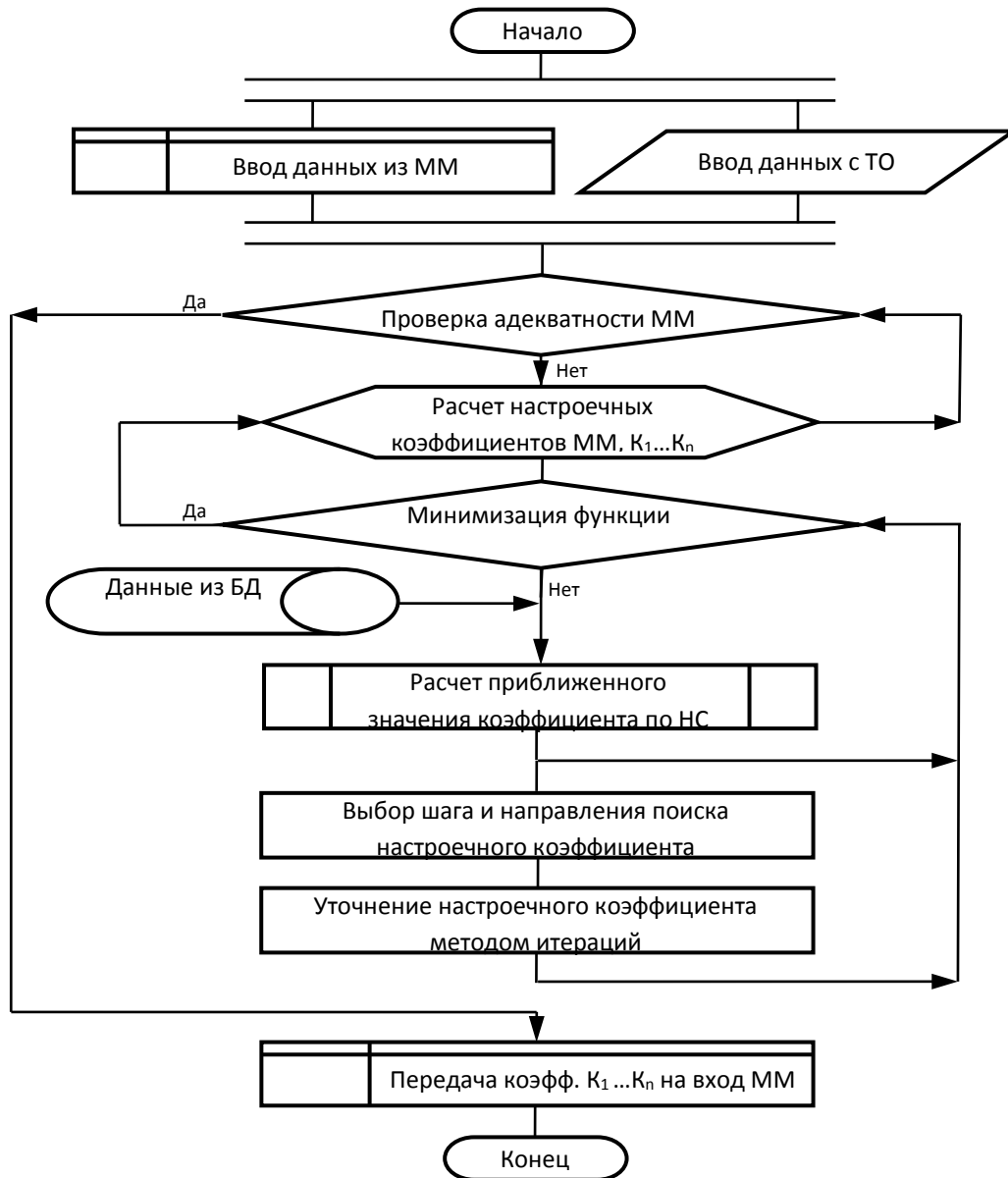


Рис. 3. Обобщенный алгоритм итерационно-нейросетевой идентификации математических моделей ХТП.

Параметр сигмоида также подбирался экспериментально и равен 0,92. Итерационная составляющая алгоритма реализована на базе метода поразрядного приближения со сменой шага и направления поиска.

Время работы алгоритма идентификации в значительной мере зависит от аппаратных и программных особенностей компьютера, на котором проводятся исследования. Поэтому для количественной оценки эффективности применения нейронной сети использовался такой параметр, как суммарное количество итераций совершенное поисковым алгоритмом при идентификации математической модели отдельного реактора каталитического риформинга. Это

позволило определить количество шагов поискового итерационного алгоритма, скомпенсированных нейронной сетью, что практически линейно соотносится со временем, затрачиваемым на идентификацию математической модели.

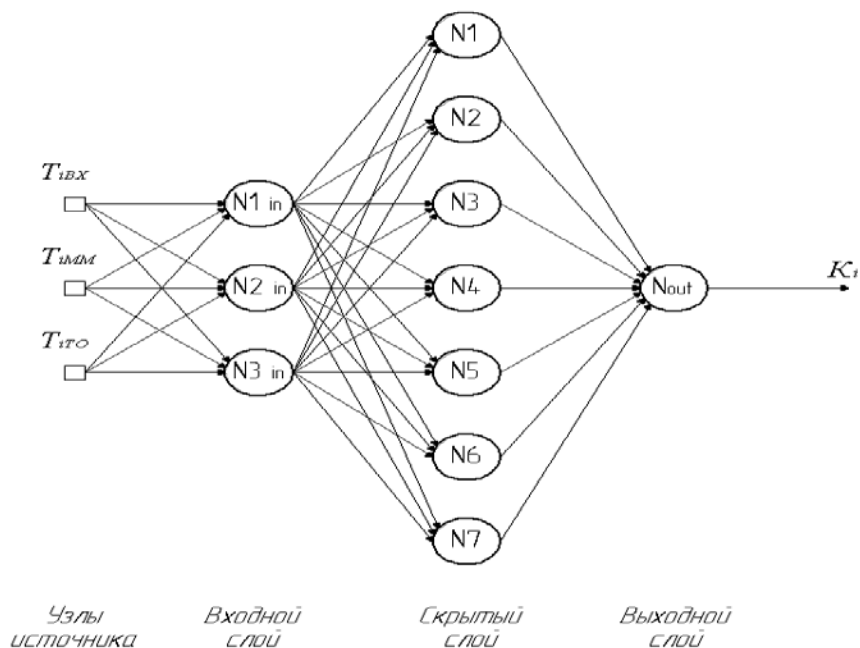


Рис. 4. Структура нейронной сети, трехслойный персептрон.

K_i – настроечный коэффициент модели отдельного реактора;

T_i – корректирующий фактор модели, перепад температур на входе-выходе реактора.

Для анализа использовались экспериментальные данные полученные с установки каталитического риформинга ПАТ «ЛУКОЙЛ - Одеський НПЗ», которые подавались на вход двух математических моделей. Для идентификации первой модели использовался классический итерационный алгоритм без НС. Для второй модели - разработанный алгоритм итерационно-нейросетевой идентификации, использующий НС для компенсации шагов поискового алгоритма.

Сравнительный анализ показал, что при использовании НС суммарное количество итераций, необходимых для поиска нового значения настроечного коэффициента математической модели уменьшается на 17...34% при 300 обучающих примерах и на 34...76% при 800 обучающих примерах для НС;

Вывод. Проведенная экспериментальная проверка предложенного комбинированного алгоритма итерационно-нейросетевой идентификации математических моделей ХТП показала, что применение нейронной сети для компенсации шагов поискового итерационного алгоритма позволяет снизить время идентификации на 30-70% и с ростом обучающей выборки для НС данная тенденция сохраняется.

Список литературы

1. Цыпкин, Я. З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин – М.: Наука, 1995. – 336 с.
2. Быков В. И. Моделирование и оптимизация химико-технологических процессов / В.И. Быков, В.М. Журавлев. – Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2002.-298 с.

3. Левчук И.Л. Идентификация математической модели процесса каталитического риформинга на базе нейросетевых технологий / И.Л. Левчук // Математичне моделювання. – Дніпродзержинськ. – 2012. – №2. – С. 77-80.
4. Левчук И.Л. Разработка математической модели процесса каталитического риформинга в каскаде реакторов / И.Л. Левчук // Збірник наукових праць НГУ. – 2012. – №39. – С. 122 – 127.

*Рекомендовано к публикации д.т.н. Слесаревим В.В.
Поступила в редакцию 16.01.15*

УДК 629.78.018

©И.Л. Левчук, Е.В. Белоброва, В.И. Корсун

ПРИНЦИПЫ ИНТЕГРАЦИИ СПЕЦИАЛЬНОГО ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННО УПРАВЛЯЮЩИХ СИСТЕМ В СОВРЕМЕННЫЕ SCADA СИСТЕМЫ

В работе исследована проблема интеграции специального программного обеспечения, реализованного на языках программирования высокого уровня, в современные SCADA системы. Разработана обобщенная структура взаимодействия и произведена экспериментальная апробация предложенного способа интеграции на примере SCADA TRACE-MODE 6.

У роботі досліджена проблема інтеграції спеціального програмного забезпечення, реалізованого на мовах програмування високого рівня, в сучасні SCADA системи. Розроблено узагальнену структуру взаємодії спеціального програмного забезпечення з SCADA. Проведена експериментальна апробация запропонованого способу інтеграції на прикладі SCADA TRACE-MODE 6.

We have studied the problem of the integration of special software implemented on high level programming languages, in modern SCADA system. The generalized structure of the interaction of special software with SCADA and experimental validation of the proposed method on the example of the integration of SCADA TRACE-MODE 6.

Вступление. Современные АСУТП представляют собой сложные информационно-управляющие системы, функционал которых реализуется с использованием средств микропроцессорной вычислительной техники и соответствующего общего программного обеспечения. Решение задач верхнего уровня АСУТП, таких как оптимальное управление технологическими процессами по математическим моделям, требует разработки специального программного обеспечения которое, как правило, реализуется на распространенных языках программирования высокого уровня (Delphi, C++, VB). На определенном этапе перед разработчиками встает проблема интеграции общего и специального программного обеспечения в рамках единого комплекса, обеспечивающего функционирование системы управления.

Анализ исследований и публикаций. Область применения АСУТП значительно расширилась в последние годы, благодаря прогрессу в области вычислительной техники, коммуникаций и программного обеспечения. В то же время интенсивное использование информационных технологий в промышленной автоматизации вызвало перераспределение функций между