

Машиностроение, 1985. – 248 с.

2. Кухарчук В. В. Элементы теории контроля динамических параметров электрических машин : монография / В. В. Кухарчук. – Винница: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1998. – 125 с.

3. Ведміцький Ю. Г. Контроль моменту інерції електротехнічних комплексів та систем на основі удосконаленої теорії електродинамічних аналогій : дис. ... кандидата техн. наук : 05.09.03 / Ведміцький Юрій Григорович. – Вінниця, 2013. – 260 с.

References

1. Gernet M. M., Ratoby'lskij V. F. Opredelenie momentov inerczii. M., – 1985. – 248 с. [in Russian]
2. Kukharchuk V. V. Elementy teorii kontroliu dynamichnykh parametrov elektrychnykh mashyn. Vinnitsia, – 1998. – 125 с. [in Ukrainian]
3. Vedmits-kyi Yu. H. Kontrol momentu inertsi elektrotekhnicheskikh kompleksiv ta system na osnovi udoskonalenoj teorii elektrodynamichnykh analogii. Vinnitsia, – 2013. – 260 с. [in Ukrainian]

Рецензія/Peer review : 20.1.2015 р.

Надрукована/Printed :25.1.2015 р.

Рецензент: д.т.н., проф., Кучерук В. Ю.

УДК 665.64

И.Л. ЛЕВЧУК

Украинский государственный химико-технологический университет

ИДЕНТИФИКАЦИЙ КИНЕТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ХТП С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

В статье предложен новый комбинированный метод идентификации сложных кинетических моделей химико-технологических процессов, использующий итерационный алгоритм и искусственную нейронную сеть для минимизации времени поиска настроечных коэффициентов модели. Разработан алгоритм итерационно-нейросетевой идентификации. Выполнена проверка эффективности предложенного метода и алгоритма на базе кинетической модели процесса каталитического риформинга.

Ключевые слова: математическое моделирование, кинетическая модель, идентификация, нейронная сеть, настроечный коэффициент, каталитический риформинг.

I.L. LEVCHUK

Ukrainian State University of Chemical Technology

IDENTIFICATION OF THE KINETIC MODEL OF CHEMICAL-ENGINEERING PROCESSES USING NEURAL NETWORK TECHNOLOGY

This paper proposes a new combined method of identifying complex kinetic models of chemical and technological processes, using an iterative algorithm and artificial neural network to minimize search time adjusting coefficients of the model. Developed the algorithm iteratively-neural network identification. Perform test the effectiveness of the proposed method and algorithm based on the kinetic model of catalytic reforming process.

Keywords: mathematical modeling, kinetic model, identification, neural network, adjusting coefficient, catalytic reforming.

Введение

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].

Постановка задачи

Математические модели, используемые в системах управления химико-технологическими процессами, можно разделить на две группы [2]. Первая - кинетические 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.

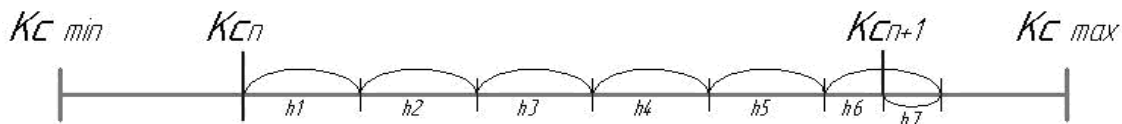


Рис. 1. Идентификация модели методом последовательных приближений, с изменением шага и направления поиска. Тут: $K_{c_{min}}, K_{c_{max}}$ – диапазон возможных значений настроечного коэффициента; K_{c_n} – известное значение настроечного коэффициента; $K_{c_{n+1}}$ – искомое значение настроечного коэффициента; $h_1 \dots h_7$ – шаги итерационного алгоритма поиска настроечного коэффициента, величина шага $h_7 = h_6 / 2$.

Модели второй группы, основанные на анализе накопленной статистической информации об объекте, отличаются более высоким быстродействием и в ряде случаев более удобны. Однако им свойственна низкая объяснимость полученных результатов, они 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 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.

Нейронная сеть 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 нейронной сети, перестает быть актуальной и расчет настроечных коэффициентов по нейронной сети становится невозможным, либо осуществляется со значительной погрешностью. Подготовка новой обучающей выборки и переобучение нейронной сети опять же занимает длительное время. Упрощение структуры сети, используемой для идентификации, также ведет к снижению точности определения настроечных коэффициентов и, как следствие, к снижению адекватности идентифицируемой модели [3].

Целью данной работы является разработка комбинированного интеллектуального алгоритма идентификации математических моделей химико-технологических процессов, совмещающего классический итерационный алгоритм и нейронную сеть для минимизации времени поиска настроечных коэффициентов. При этом нейронная сеть, 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).

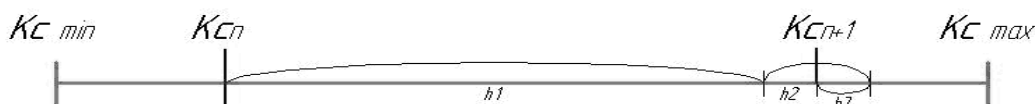


Рис. 2. Итерационно-нейросетевая идентификация математической модели. Тут: h_1 – дистанция поиска скомпенсированная нейронной сетью; h_2, h_3 – шаги выполняемые итерационным алгоритмом.

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 нейронной

сети. Дальнейшее уточнение значения настроечных коэффициентов осуществляется итерационным методом, с изменением шага и направления поиска. Уточненные настроечные коэффициенты передаются на вход математической модели.

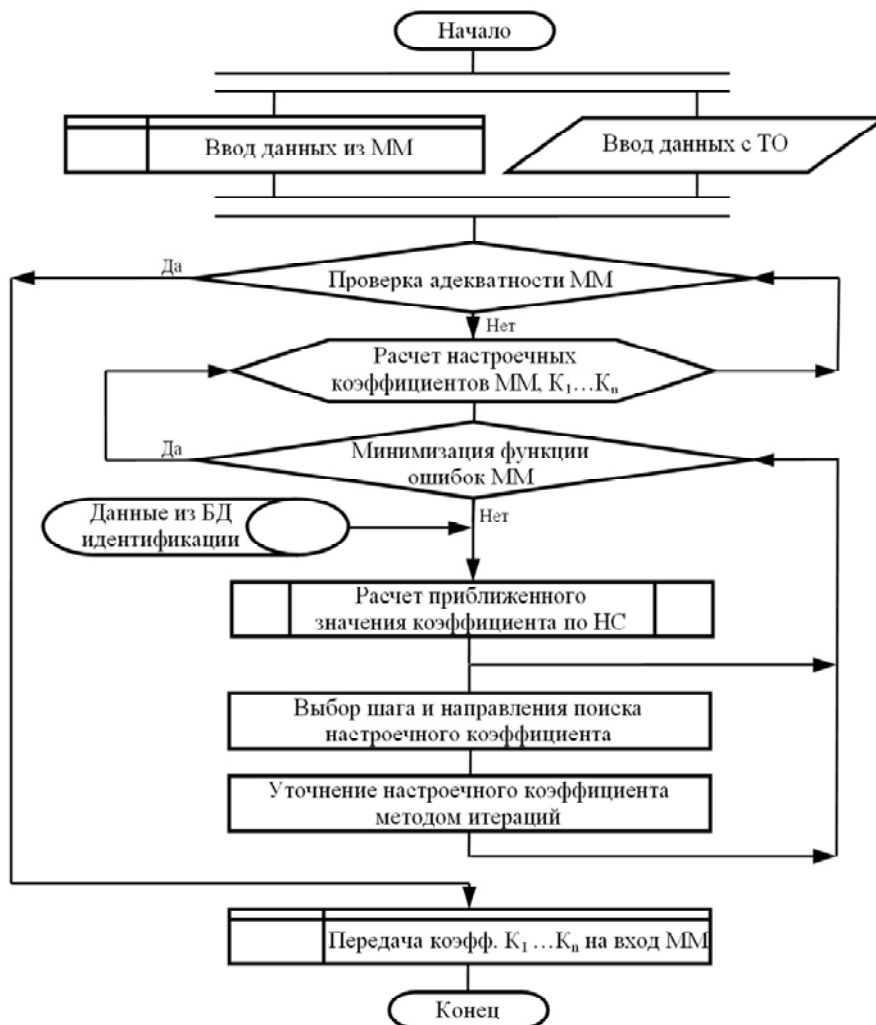


Рис. 3. Обобщенный алгоритм итерационно-нейросетевой идентификации кинетических моделей ХТП

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 семью нейронами в одном скрытом слое (рис. 4).

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

В качестве активационной функции нейрона использовался сигмоид:

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

Основное достоинство этой функции в том, что она дифференцируема на всей оси абсцисс и имеет очень простую производную.

$$f'(x) = af(x) \cdot (1 - f(x)) \quad (2)$$

Значение параметра a сигмоида также определялось экспериментально и равно 0,92.

Итерационная составляющая алгоритма реализована на базе метода поразрядного приближения со сменой шага и направления поиска.

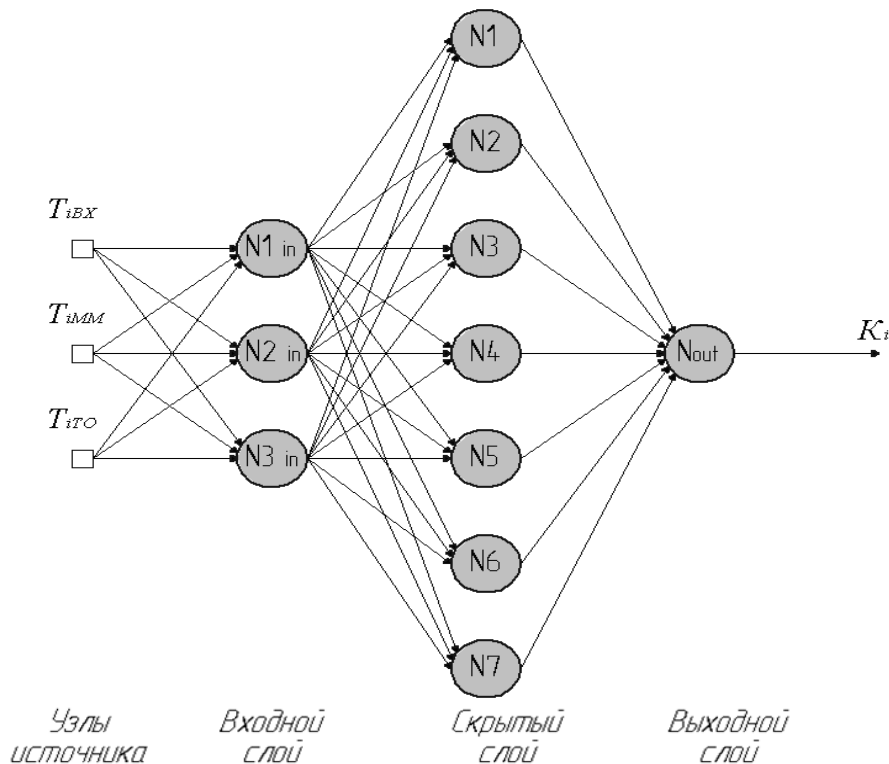


Рис. 4. Структура нейронной сети, трехслойный перцептрон. Тут: K_i – настроечный коэффициент модели отдельного реактора; T_i – корректирующий фактор модели, перепад температур на входе-выходе реактора

Время работы алгоритма идентификации в значительной мере зависит от аппаратных (производительность центрального процессора, объем оперативной памяти) и программных (операционная система, количество программ работающих в фоновом режиме) 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.

Для анализа эффективности предложенного комбинированного алгоритма итерационно-нейросетевой идентификации моделей ХТП использовались экспериментальные данные полученные с установки каталитического риформинга ПАТ «ЛУКОЙЛ - Одесский НПЗ», которые подавались на вход двух математических моделей [4].

Для идентификации первой модели использовался классический итерационный алгоритм без нейронной сети. Для второй модели - разработанный алгоритм итерационно-нейросетевой идентификации, использующий нейронную сеть для компенсации шагов поискового алгоритма.

Сравнительный анализ показал, что при использовании нейронной сети 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. С ростом обучающей выборки для нейронной сети, данная тенденция сохраняется.

Вывод

Проведенная экспериментальная проверка предложенного комбинированного алгоритма итерационно-нейросетевой идентификации сложных кинетических моделей химико-технологических процессов показала, что применение нейронной сети для компенсации шагов поискового итерационного алгоритма позволяет снизить время идентификации в среднем на 30-70%, без потери точности определения настроечных коэффициентов модели.

Литература

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.

References

1. Tsyipkin, Ya. Z. Informatsionnaya teoriya identifikatsii / Ya.Z. Tsyipkin – М.: Nauka, 1995. – 336 s.
2. Byikov V. I. Modelirovanie i optimizatsiya himiko-tehnologicheskikh protsessov / V. I. Byikov, V. M. Zhuravlev. — Krasnoyarsk: IPTs KGTU, 2002. - 298 s.
3. Levchuk I.L. Identifikatsiya matematicheskoy modeli protsessa kataliticheskogo riforminga na baze neyrosetevyih tehnologiy / I.L. Levchuk // Matematichne modelyuvannya. – DnIprodzerzhinsk. – 2012. – №2. –С. 77-80.
4. Levchuk I.L. Razrabotka matematicheskoy modeli protsessa kataliticheskogo riforminga v kaskade reaktorov / I.L. Levchuk // Zblrnik naukovih prats NGU. – 2012. – №39. – S. 122 – 127.

Рецензія/Peer review : 24.1.2015 р. Надрукована/Printed :24.1.2015 р.
Стаття рецензована редакційною колегією

УДК 621.397:004.932

Е.В. ОШАРОВСКАЯ, Н.С. САМУСЬ
Одесская национальная академия связи им. А.С. Попова

СТАТИСТИЧЕСКОЕ КОДИРОВАНИЕ ТОПОЛОГИИ СЕТОК 3D ИЗОБРАЖЕНИЙ

Представлены результаты статистического сжатия топологии сеток, представляющих форму 3D изображений. Координаты вершин предсказываются, корректирующие векторы имеют в среднем меньшую разрядность, затем сжимаются с помощью статистического кодирования, используя, кодирование Хаффмана или арифметическое.

Ключевые слова: 3D изображение, сетка, статистическое кодирование

E.V. OSHAROVSKAYA, N.S. SAMUS
O.S. Popov Odessa national academy of telecommunications

3D IMAGE MESH TOPOLOGY STATISTICAL CODING

Abstract - We have introduced a compressed representation for triangular meshes of 3D images. Implies geometric proximity of the corresponding vertices, we can predict vertex positions, and thus only need to encode the difference between predicted and actual vertex positions. When vertex coordinates are quantized, these corrective vectors have on average smaller magnitude than absolute positions and can therefore be encoded with fewer bits. The corrective terms are then compressed by statistical encoding using , Huffman or arithmetic coding.

Key words: 3D image, mesh, statistical coding.

Введение

Исследования в области технологий 3DTV в последнее время быстро развиваются, охватывая обработку процессов от создания видеосигналов до дисплеев. Различные 3DTV системы основаны на разных 3-D представлениях сцен объединяющих разные типы данных. Эффективное кодирование этих данных определяет успешность внедрения 3DTV, которое может быть представлено в виде левого и правого изображений в случае стерео телевидения, либо в виде многоакурсного телевидения. все больший интерес вызывают системы 3DTV с передачей дополнительного сигнала монохромного карт глубины. Для сжатия используются классические алгоритмы видеокодирования, но их эффективность можно повысить, если учитывать не только временную корреляцию но и корреляцию между ракурсами.

Представление объемных изображений возможно также и с помощью задания и формы и текстуры. Такие модели получили название сеточных. Они находят широкое применение в мультимедийных приложениях. Сжатие 3D сеток рассматривается в последних версиях MPEG-4 как 3DMC (3D mesh coding). Для представления мелких деталей сетка должна состоять из огромного числа ячеек, это число превышает количество элементов разложения в десятки раз. Таким образом, возникает вопрос об эффективном сжатии информации о самой сетке. Если использовать для ячеек сетки треугольники. тогда возникает необходимость передавать информацию о координатах вершин всех треугольников (геометрии сетки) и о последовательности этих треугольников (топологии сетки). Для сжатия информации о геометрии можно применять иерархические методы. А информацию о топологии необходимо передавать без потерь. [1]

В статье приводятся результаты кодирования топологии треугольных сеток с использованием статистических кодов переменной длины.

1. Сжатие статичных 3-D сеток

В последнее десятилетие было опубликовано достаточно много статей, посвященных сжатию статических сеток, описывающих форму объемных изображений. [1-7] Трехмерная сетка, полученная методом триангуляции Делоне, может быть представлена набором вершин, ребер и поверхностей, а также их связями.. Кроме указанных параметров сеток передаются такие атрибуты, как нормали к поверхностям, цвет поверхностей, текстура поверхностей. Точки 3D сетки в трехмерном пространстве могут быть заданы