

Выводы

1. Разработана математическая модель формирования магнитного поля в воздушном зазоре концентратора поля, дающая возможность определить степень увеличения коэффициента преобразования магниточувствительного измерителя.

2. Использование концентратора магнитного поля увеличивает коэффициент преобразования магниточувствительного измерителя напряжённости в 1,6 – 2,5 раза.

ЛИТЕРАТУРА

1. Афанасьев Ю. В. Феррозондовые приборы / Ю. В. Афанасьев. — Л. : Энергоатомиздат, 1986. — 186 с.
2. Поливанов К. М. Теоретические основы электротехники. Т. 3. / К. М. Поливанов. — М. : Энергия, 1972. — 299 с.
3. Курбатов П. А. Численный расчёт электромагнитных полей / П. А. Курбатов, С. А. Аринчин. — М. : Энергоатомиздат, 1984. — 167 с.
4. Букреев В. В. Метод расчёта быстродействия подвесных железоотделителей / В. В. Букреев // Вісник Кременчуцького університету ім. М. Остроградського. — 2009. — № 3(56). — С. 99—102.

пост.03.10.12.

Идентификация математической модели процесса каталитического риформинга на базе нейросетевых технологий

ЛЕВЧУК И. Л.

Украинский государственный химико-технологический университет

Рассматривается применение нейросетевых технологий при идентификации математической модели процесса каталитического риформинга позволяющих минимизировать время поиска настроечных коэффициентов модели. Разработанный комбинированный алгоритм идентификации может быть использован в системах оптимального управления.

Розглядається застосування нейромережових технологій при ідентифікації математичної моделі процесу каталітичного риформінгу, які дозволяють мінімізувати час пошуку настроювальних коефіцієнтів моделі. Розроблений комбінований алгоритм ідентифікації може бути використаний в системах оптимального управління.

Application of neuron net technologies is examined during identification mathematical model of process catalytic riforming allowing to minimize time of search tuning model coefficients. The developed combined algorithm of identification can be used in the systems of optimum management.

Для идентификации математических моделей процесса каталитического риформинга в современных АСУТП используются различные итерационные алгоритмы, позволяющие с заданной точностью определять настроечные коэффициенты математической модели путем последовательного приближения к искомому значению [2]. Такой подход не всегда эффективен, ведь на каждом шаге поискового алгоритма необходимо просчитывать математическую модель процесса, что бы определить, достигнуто ли искомое значение. В случае использования достаточно сложной математической модели, имеющей несколько настроечных коэффициентов, даже на современных ЭВМ, процесс идентификации занимает длительное время, что не удовлетворяет требованиям к современным АСУТП по качеству и оперативности управления.

Использование нейронных сетей для идентификации, позволяет практически мгновенно находить новые значения настроечных коэффициентов, за счет аппроксимации информации о ранее найденных коэффициентах модели [1,2]. Однако при значительном изменении параметров процесса каталитического риформин-

га, таких как изменении характеристик исходного сырья либо при замене катализатора в реакторном блоке, выборка значений, по которой проводилось обучение нейронной сети перестает быть адекватной [1,3]. И расчет настроечных коэффициентов по нейронной сети становится невозможным, либо осуществляется с погрешностью. Подготовка новой обучающей выборки и переобучение нейронной сети опять же занимает длительное время.

Целью данной работы является разработка комбинированного алгоритма идентификации математической модели процесса каталитического риформинга, совмещающего классический итерационный алгоритм и нейронную сеть для минимизации времени поиска настроечных коэффициентов.

Поставленная задача решалась путем определения направления поиска настроечных коэффициентов модели и использования нейронной сети для уменьшения количества шагов итерационного алгоритма.

Химические превращения в реакторах каталитического риформинга протекают с поглощением тепла. Величина перепада температур реакционной смеси на

входе-выходе текущего реактора зависит от интенсивности протекающих в реакторе химических превращений и таким образом косвенно описывает интенсивность химических превращений и состояние (активность) катализатора в текущем реакторе [6]. Разница температур на выходе текущего реактора, рассчитанная

по математической модели и полученная с реального процесса, используется для определения направления поиска (уменьшение или увеличение) нового значения настроечного коэффициента математической модели, рис 1.1.

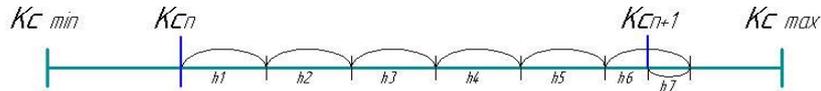


Рис. 1.1. Идентификация ММ с выбранным направлением в сторону возрастания настроечного коэффициента

$K_{c_{\min}} \dots K_{c_{\max}}$ – 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 $h_7 = h_6/2$.

аппроксимации информации о ранее найденных настроечных коэффициентах математической модели и соответствующих им перепадах температур. Полученное путем аппроксимации даже приблизительное значение настроечного коэффициента, позволит минимизировать количество шагов итерационных алгоритмов и таким образом значительно сократить общее время идентификации математической модели рис 1.2.

Значительно снизить время поиска нового значения настроечного коэффициента возможно путем

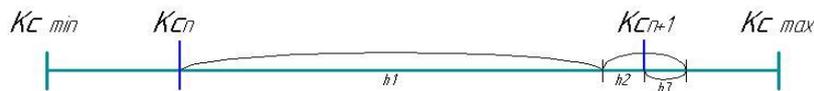


Рис. 1.2. Идентификация ММ с выбранным направлением в сторону возрастания настроечного коэффициента и компенсацией дистанции поиска по НС

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

Для решения поставленной задачи была использована нейронная сеть (НС) представляющая собой трехслойный персептрон с одним скрытым слоем [5], обучаемая по методу обратного распространения ошибки [4], рис. 1.3.

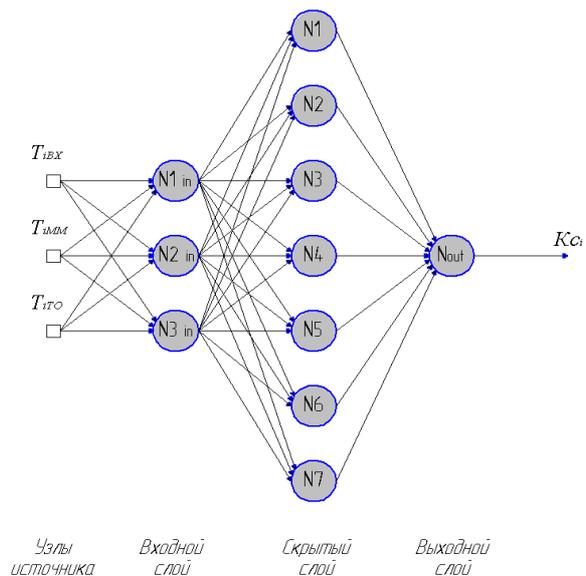


Рис. 1.3. Трехслойный персептрон с тремя нейронами во входном слое и одним скрытым слоем с семью нейронами

В процессе работы алгоритма идентификации ММ на вход нейронной сети поступают:

T_{iBX} – температура смеси на входе i -го реактора;

T_{iMM} – температура смеси на выходе i -го реактора рассчитанная по математической модели;

T_{iTO} – температура смеси на выходе i -го реактора полученная с технологического объекта.

На выходе НС рассчитывает Kc_i' – приближенное значение настроечного коэффициента ММ i -го реактора.

Оптимальным критерием продолжения идентификации служит сравнение ошибки модели с данными реального процесса. Если идентификация необходима, начинается циклическое уточнение корректирующих коэффициентов Kc_1 , Kc_2 , Kc_3 для трех реакторов начиная с последнего, до тех пор, пока не выполнится условие минимума функции ошибок (1.2). Для минимизации времени поиска, стартовое приближенное значение настроечных коэффициентов рассчитывается по нейронной сети. Для дальнейшего уточнения коэффициентов используются метод итераций совмещенный с методом прямого перебора. Направление поиска (уменьшение или увеличение коэффициента) и его шаг выбирается в зависимости от знака и значения функции:

$$F(T) = T_{iMM} - T_{iTO} \quad (1.3)$$

где T_{iMM} – температура смеси на выходе i -го реактора рассчитанная по математической модели;

T_{iTO} – температура смеси на выходе i -го реактора полученная с технологического объекта. Число нейронов в скрытом слое определялось экспериментально и равно семи. Дальнейшее увеличение количества нейронов в скрытом слое не дает заметного повышения точности расчета корректирующего коэффициента, но значительно увеличивает объем исходных данных, необходимых для обучения сети. В качестве активационной функции нейрона использовался сигмоид [4], который имеет следующий вид

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (1.1)$$

Пока погрешность определения настроечных коэффициентов математической модели нейронной сетью соизмерима с погрешностью используемого итерационного алгоритма, расчет настроечных коэффициентов

ММ осуществляется только по нейронной сети и практически мгновенно.

Структурная схема демонстрирующая принципы функционирования предложенного комбинированного алгоритма идентификации математической модели реакторного блока каталитического риформинга, представлена на рис 1.4.

На вход алгоритма поступают данные рассчитанные по математической модели – выход катализатора, его октановое число, температуры смеси на входах и выходах реакторов риформинга. Также на вход алгоритма поступают эти же данные, но с технологического объекта.

В процессе идентификации осуществляется минимизация функции ошибок математической модели [2].

Уточненные настроечные коэффициенты передаются на вход математической модели.

Для количественной оценки нейросетевой составляющей алгоритма был проведен эксперимент, в ходе которого одинаковые исходные данные подавались на вход двух алгоритмов идентификации математической модели отдельного реактора каталитического риформинга, первый из которых использует для поиска корректирующего коэффициента классический метод итераций совмещенный с методом прямого перебора. А второй – нейронную сеть, работающую совместно с итерационными методами.

Сравнительный анализ показал, что при использовании нейронной сети, количество итераций, необходимых для поиска нового значения корректирующего коэффициента математической модели отдельного реактора уменьшается при 500 обучающих примерах для нейронной сети на 17 - 42%, при 1500 обучающих примерах на 36 - 79%.

Выводы

Проведенный сравнительный анализ показал, что предложенный комбинированный алгоритм идентификации математической модели каталитического риформинга значительно, в отдельных случаях до 80%, снижает время, затрачиваемое на идентификацию математической модели.

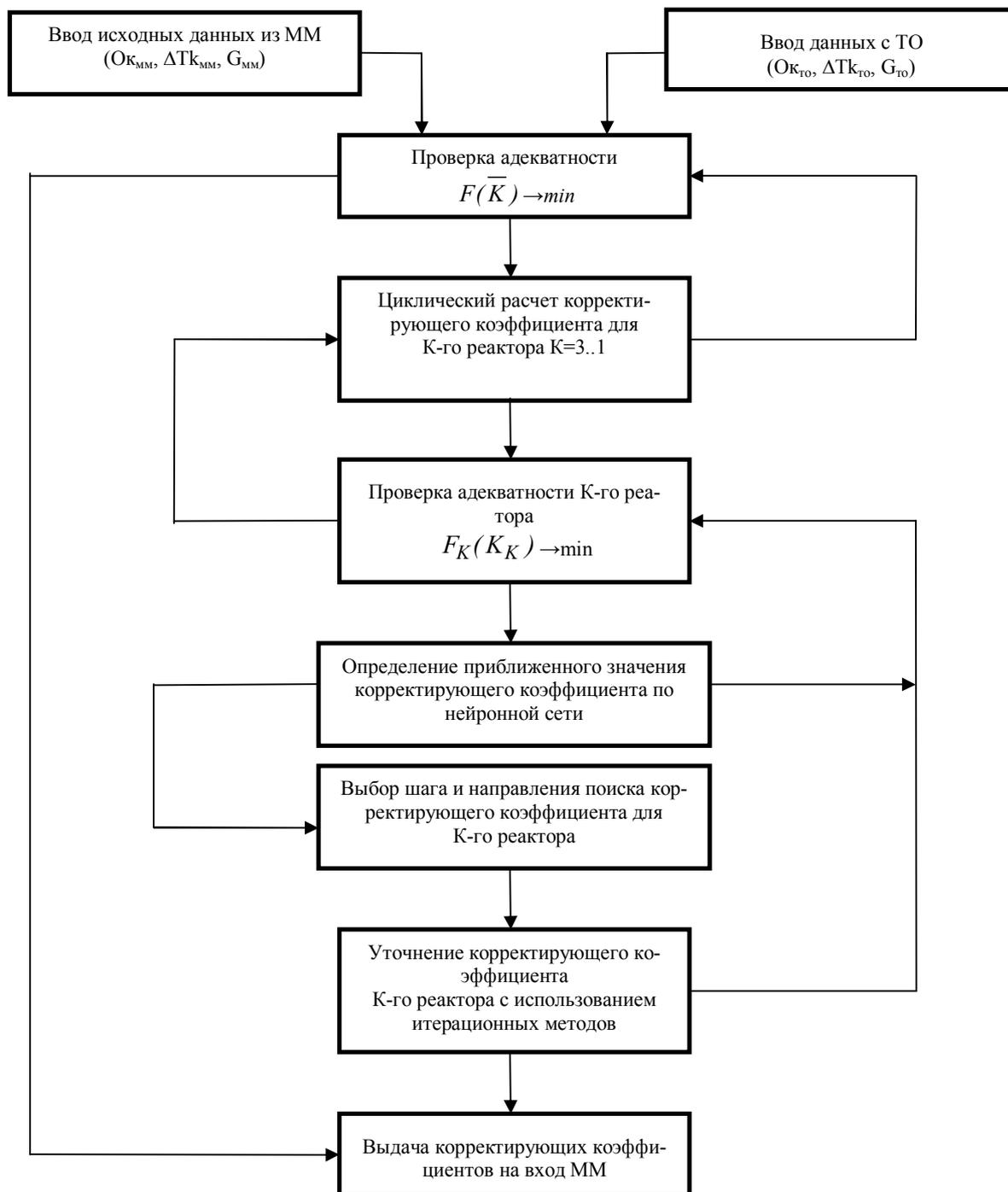


Рис. 1.4. Структурная схема алгоритма идентификации математической модели процесса каталитического риформинга.

ЛИТЕРАТУРА

1. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации. — М. : Наука, 1984. — 520 с.
2. Эйкхофф Н. Современные методы идентификации. — М. : Мир, 1983. — 400 с.
3. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн.4. Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А. И. Галушкина — М. : ИПРЖР, 2001. — 256 с.
4. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. М : СП Параграф, 1990. — 160 с.
5. Щемель А. Л. Нейронные сети, их разработка и применение для управления системами. М. : 1997. — 90 с.
6. Ахметов С. А и др. Технология и оборудование процессов переработки нефти и газа. Учеб. пособие / Под ред. С. А. Ахметова. — СП : Недра, 2006. — 868 с.

