



УДК 66.011

© А. А. Круценко, А. А. Борисов, В. А. Соловьев, 2012

МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕЖИМОВ РАБОТЫ БЛОКА СТАБИЛИЗАЦИИ УСТАНОВКИ КАТАЛИТИЧЕСКОГО РИФОРМИНГА

Круценко А. А. – асп. кафедры «Электропривод и автоматизация промышленных установок»; *Борисов А. А.* – асп. кафедры «Электропривод и автоматизация промышленных установок»; *Соловьев В. А.* – д-р техн. наук, проф. кафедры «Электропривод и автоматизация промышленных установок», e-mail: kerpau@knastu.ru (КнАГТУ)

Рассматривается задача многокритериальной оптимизации статических режимов функционирования установки каталитического риформинга Л-35-11/450К ООО «РН – Комсомольский НПЗ» при многоцелевом управлении процессом ректификации. Разработана модель процесса стабилизации катализата установки каталитического риформинга ООО «РН – Комсомольский НПЗ», которая позволяет решать широкий круг производственных задач, в частности:

- выявление оптимальных режимов работы установки;
- выявление оптимальных свойств входного сырья;
- получение численных оценок выигрышей и потерь при использовании тех или иных технологических и сырьевых режимов.

Multi-criteria optimization for the static modes of operation of the installation L-35-11/450K ООО "RN - Komsomolskiy NPZ designed for catalytic reforming in the management of multi-purpose distillation process is considered. The model of catalysate stabilization for this installation has been developed, which makes possible a wide range of production tasks to be solved, such as:

- identification of optimal operating modes;
- identification of the optimal properties of input materials;
- obtaining numerical estimates of gains and losses in the use of certain technology and raw modes.

Ключевые слова: оптимизация, нечеткая логика, нейронные сети, каталитический риформинг, ректификация, стабилизация.

Введение

Авторами в настоящей работе решается задача увеличения выхода целевого продукта (стабильного катализа) с заданным октановым числом на установке каталитического риформинга Л-35-11/450К с предварительной гидроочисткой ООО «РН – Комсомольский НПЗ», являющегося важным звеном



технологически увязанного комплекса дочерних предприятий нефтяной Компании «Роснефть» на Дальнем Востоке России.

Для выполнения поставленной задачи авторами были разработаны методы и алгоритмы построения и предложены способы использования нечетких моделей в качестве базовой структуры системы. В качестве математического аппарата предлагается использовать теорию нечетких множеств, изложенную в работе [7].

Необходимость создания такой системы обосновано. Вступивший в силу, утвержденный 27 февраля 2008 года правительством Российской Федерации технический регламент на топливо, с изменениями, принятыми 30 декабря 2008 г. N 1076 и 7 сентября 2011 г. № 748 определяет стандарты и качество всех производимых видов топлива, классификацию топлива, определение основных понятий, экологические требования и предусматривает контроль за производством топлива на перспективу до 2016 года. Технический регламент на топливо установил выпуск в оборот автомобильного бензина и дизельного топлива допускающий в отношении: класса 2 - до 31 декабря 2012 г.; класса 3 - до 31 декабря 2014 г.; класса 4 - до 31 декабря 2015 г.; класса 5 - срок не ограничен.

На нефтеперерабатывающих предприятиях для получения бензина заданного качества начато строительство новых установок (предфракционирования, изомеризации и алкилирования). Пока переход не осуществлен, получение бензина требуемого стандарта евро может быть достигнуто на действующем оборудовании при ужесточении режимов функционирования установок. Так, на Комсомольском НПЗ пока не закончено строительство установки предфракционирования получение бензина класса евро 3 достигается при максимальном отпаривании на блоке стабилизации, но со снижением выхода целевого продукта. В связи с этим была поставлена задача, исследовать режимы работы блока стабилизации (взяв период 01.03.2011 по 28.02.2012) с целью увеличения выхода целевого продукта (стабильного катализа) с заданным октановым числом. Кроме того, полученные данные помогут и в дальнейшем за счет четкого регулирования процесса максимизировать выход конечного продукта (стабильного катализата), выявлять оптимальные режимы работы установки.

В качестве объекта исследования принята ректификационная колонна, предназначенная для разделения многокомпонентной смеси. В колонну подается нестабильный катализат. В его состав входят: метан, этан, пропан, бутан, пентан и др. Верхом выходит основная часть легких компонентов, а кубовая жидкость, содержит тяжелые компоненты. Не выделенные в исследуемой ректификационной колонне легкие компоненты остаются в готовом продукте, что непосредственно сказывается на его качестве. Качество конечного продукта (октановое число) в кубовой жидкости измеряется путем периодического отбора проб, с последующим их анализом в лаборатории. Задержка по времени при анализе проб делает своевременную коррекцию режимов управления невозможной.



Технологический персонал, опираясь на личный опыт, корректирует технологический режим после получения лабораторного анализа.

Была поставлена задача исключения человека из цепи управления и определение оптимального технологического режима при данных условиях. Для выполнения поставленной задачи разработаны методы и алгоритмы создания математической модели. Так как режимы работы установки с течением времени редко меняются, возьмем построение статической модели объекта на основе нечеткой информации, получаемой от оператора установки в виде его суждений о функционировании объекта и учитывающего его предпочтения в процессе выбора решений, показаний датчиков, используемых на установке и лабораторных исследований качества конечного продукта.

Кратко опишем работу блока стабилизации (рис. 1).

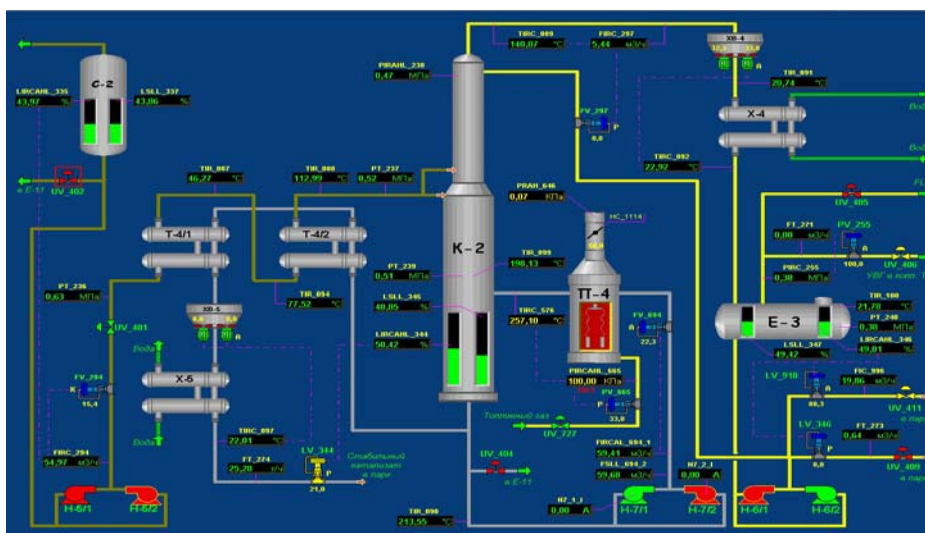


Рис. 1. Блок стабилизация

Нестабильный катализат поступает в межтрубное пространство теплообменников Т-4 от насосов Н-5, где нагревается за счет тепла стабильного катализата и направляется на тарелку 18 колонны К-2.

Предусмотрено два режима работы колонны К-2:

- дебутанизации;
- разделения катализата на 2 бензиновые фракции.

Колонна К-2 – простая ректификационная колонна с отбором только головной фракции. Применяемое орошение – острое.

Необходимое для процесса стабилизации тепло обеспечивается циркуляцией насосами кубового остатка через печь П-4 с огневым подогревом. Из верхней части колонны К-2 выводятся газы стабилизации и пары орошения. Парогазовая смесь с верхней части колонны К-2 поступает в воздушные хо-



лодильники ХВ-4, где охлаждается и частично конденсируется, затем доохлаждается в водяном холодильнике Х-4 и поступает в виде газожидкостной смеси в емкость орошения Е-3. В емкости орошения Е-3 газожидкостная смесь разделяется в режиме дебутанизации на углеводородный газ (C_1 , C_2 , H_2) и стабильную головку (сжиженный углеводородный газ) или на углеводородный газ (H_2 , C_1 , C_2 , C_3 , C_4) и бензиновую фракцию (для варианта работы в режиме разделения катализата на две фракции). Стабильная головка из емкости орошения Е-3 забирается насосами Н-6/1, Н-6/2 и подается в виде острого орошения на 24 тарелку колонны К-2. Балансовое количество стабильной головки по уровню LIRCAHL-346 в Е-3 выводится через клапан регулятора LV-346 и клапан - отсекабель UV-409 в парк в виде продукта - сжиженного газа. При работе К-2 в режиме разделения катализата на две фракции предусмотрен вывод низкооктановой фракции насосами Н-6/1,2 по уровню LIRCAHL-346 через клапан-регулятор LV-918 и клапан отсекабель UV-411 в парк фракции НК-85.

Стабильный катализат на выходе из куба колонны К-2 делится на 2 потока. Первый поток забирается насосами Н-7/1, Н-7/2 и подается через печь П-4 в колонну К-2 для поддержания теплового режима стабилизации. Второй поток стабильного катализата из куба колонны К-2 поступает в теплообменники Т-4/1, Т-4/2, охлаждается нестабильным катализатом, далее охлаждается в воздушном холодильнике ХВ-5 и доохлаждается в водяном холодильнике Х-5. После водяного холодильника Х-5 стабильный дебутанизованный катализат выводится в товарно-сырьевой парк.

Моделирование данного объекта производилось с использованием программной среды MATLAB. Для этого весь процесс стабилизации был разделен на функциональные блоки и зависимости:

Колонна ректификации - входные параметры (для обучаемой нейросетевой модели) которой будут: температура верха колонны; объем и температура нестабильного катализата, поступающего на тарелку питания; давление в колонне; температура низа колонны. Выходные параметры: объем выхода стабильного катализата (конечного продукта); октановое число конечного продукта. Для увеличения 'мощности' нейросетевой модели расчета объема выхода конечного продукта и октанового числа смоделируем их отдельными блоками:

- Зависимость давления в колонне от входных параметров: объем нестабильного катализата, поступающего на тарелку питания и температура низа колонны;
- Блок теплообмена - входные параметры: объем нестабильного катализата, поступающего на тарелку питания и температура низа колонны. Выходным параметром будет являться температура нестабильного катализата, поступающего на тарелку питания;
- Печь для поддержания теплового режима стабилизации - входные параметры: объем газа поступающего на горелки печи и давление с которым



подается газ. Выходным параметром будет являться температура низа колонны.

В первую очередь были подготовлены данные для обучения нейронной сети. Предварительная подготовка данных для обучения искусственной нейронной сети во многих случаях оказывается более эффективным средством получения адекватной модели системы, чем попытки использования различных модельных структур и стратегий оптимизации [5]. Данные для создания статистической модели собираются из различных баз данных, содержащих значения связанные с объектом исследования в единую таблицу (Табл. 1).

Таблица 1

Пример обучающей выборки

Дата	Тверх	Vпит	Tпит	Pк	Tниз	Vвых	ОЧ
START TIMES	TIR-089	FIRC- 294	TIR-088	RHL- 238	TIR-099	FT-274	
	°С	м ³ /ч	°С	МПа	°С	т/ч	
21.06.11	137,204	53,207	150,536	0,65237	202,337	30,209	97,7
28.06.11	137,204	50,568	153,916	0,65244	203,241	27,074	98,4
28.06.11	137,204	51,359	153,506	0,65237	203,272	28,240	98
05.07.11	137,204	51,506	152,155	0,64226	203,31	28,888	98,3

Из полученного набора данных удаляется недостоверная информация, которая появляется при отказах измерительного канала. По значениям коэффициентов корреляции, аналитическим зависимостям и априорным знаниям о процессе выбираются наиболее вероятные временные характеристики. На основе полученных временных характеристик рассчитывается выборка данных «вход-выход» пригодная для определения функциональной зависимости между ними. Далее данные масштабируются и из полученной выборки удаляются избыточные значения, что положительно сказывается на качестве модели и скорости обучения [5]. Определяется оптимальная структура нейронной сети, определяющая функциональную зависимость между входными и выходными параметрами.

Алгоритм получения наиболее оптимальной внутренней структуры нейронной сети реализован на основе последовательного ее наращивания, обучения, тестирования и определения наиболее адекватной.

Для определения адекватности выходного значения совместно с ним выдается значение его статуса. Входные данные, используемые для расчета, помимо значения имеют статус, который определяет их истинность. Входные данные совместно со статусом проходят несколько стадий обработки информации, прежде чем будут использованы в расчете выходного значения нейронной сети. При обработке входных данных их статус изменяется в зависимости от особенностей расчета звеньев с помощью специальных алгоритмов. Каждое входное значение проходит через звено запаздывания, фильтр,

пределы, по скорости изменения и масштабирование. Те же самые стадии данные проходят при обучении нейронной сети, поэтому характеристики для этих звеньев уже известны. Статус выходного значения нейронной сети определяется по специальному алгоритму в зависимости от статуса входных значений и особенностей расчета. Далее результат масштабируется, проходит алгоритм допускового контроля и фильтр скользящего среднего.

Выходные значения каждой из нейронных сетей в математической модели автоматически корректируются на основе полученной зависимости.

С помощью разработанного программного приложения из отдельных нейронных сетей создается математическая модель.

Процесс обучения нейросетевой модели реализуем с использованием однонаправленной сети, обучаемой с применением алгоритма обратного распространения ошибки:

Синтаксис:

$$net = newff(PR, [S1 S2...SN], \{TF1 TF2...TFNI\}, BTF, BLF, PF)$$

Описание:

net = newff создает новую сеть с использованием диалогового окна *NEWFF(PR, [S1 S2...SN], {TF1 TF2...TFNI}, BTF, LF, PF)* в качестве входных параметров использует:

- *PR* - $R \times 2$ матрица минимальных и максимальных значений строк входной матрицы с размерностью $R \times Q$. Для получения матрицы *PR* можно использовать функцию *minmax*, которая вычисляет минимальные и максимальные значения строк матрицы;
- *Si* - количество нейронов в *i* – ом слое, *NI* – количество слоев;
- *TFi* - функция активации *i* - го слоя, по умолчанию = '*tansig*' - функция активации гиперболический тангенс;
- *BTF* - обучающая функция обратного распространения, по умолчанию = '*trainlm*' - метод Левенберга-Маркара;
- *BLF* - алгоритм подстройки весов и смещений (обучающий алгоритм), по умолчанию = '*learngdm*' - функция градиентного спуска с учетом моментов;
- *PF* - функция оценки функционирования сети, по умолчанию = '*mse*'; и возвращает однонаправленную сеть, состоящую из *N* слоев.

Для решения поставленной задачи, для каждого выделенного блока, выбрана трехслойная однонаправленная сеть, обученная с применением алгоритма обратного распространения ошибки (рис. 2). Каждая нейросетевая модель содержит 2 или 5 нейронов во входном слое (по числу компонентов входного вектора), от 100 до 150 нейронов с функцией активации *logsig* и 1 нейрон в выходном слое (по числу компонентов выходного вектора) с функцией активации *purelin*. При этом в качестве обучающего алгоритма выбран алгоритм Левенберга-Маркара (*trainlm*). Этот алгоритм обеспечивает быстрое обучение, но требует много ресурсов.

Указанная сеть формируется с помощью процедуры:

$$net = newff(minmax(P), [5, 150, 1], \{'logsig' 'logsig' 'purelin'\}, 'trainlm')$$



где P - сформированный входной вектор из обучающей выборки; 'logsig' - сигмоидная функция активации входного и скрытого слоев; 'purelin' - линейная функция активации выходного слоя.

Следующий шаг - обучение созданной сети. Перед обучением необходимо задать параметры обучения. Задаем функцию оценки функционирования mse :

$$net.performFcn = 'mse';$$

В этом случае в качестве оценки вычисляется сумма квадратичных отклонений выходов сети от эталонов.

Задаем максимальное количество циклов обучения, критерий окончания обучения. После ввода параметров обучения происходит процесс инициализации. После инициализации сети можно начинать обучение с помощью следующей функции:

$$net = train(net,P,T),$$

где P - сформированный входной вектор из обучающей выборки; T - сформированный выходной вектор из обучающей выборки.

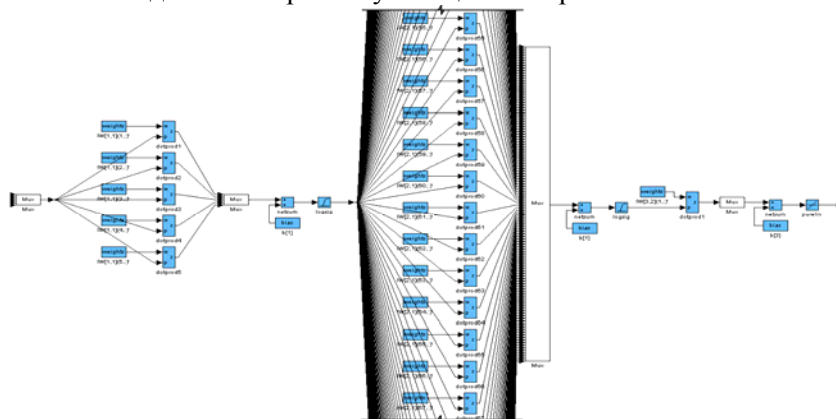


Рис. 2. Трехслойная однонаправленная сеть

Процесс обучения иллюстрируется графиком зависимости оценки функционирования от номера цикла обучения. Для одного из блоков моделирования имеет следующий вид (рисунок 3).

Из графика видно обучение сети окончено по прошествии 643 эпох при этом значение среднеквадратичной ошибки принимает минимальное значение.

Для того, чтобы применить обученную сеть для обработки данных, необходимо воспользоваться функцией sim :

$$Y = sim(net,P),$$

где Y - результат анализа в виде набора выходных векторов; P - сформированный входной вектор из обучающей выборки.

Для визуального представления полученной нейросетевой модели и дальнейших анализов воспользуемся функцией $gensim$:

$$gensim(net,-1)$$

После моделирования каждого выделенного блока и проверки на адекватность, была составлена модель блока стабилизации рис. 5).

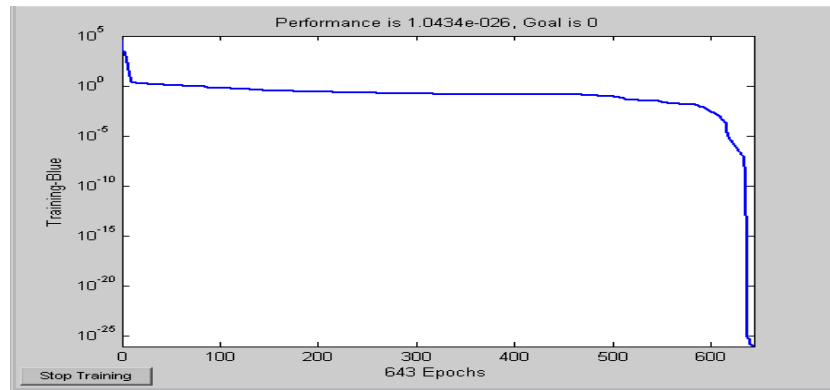


Рис. 3. Значение среднеквадратичной ошибки на каждой эпохе обучения

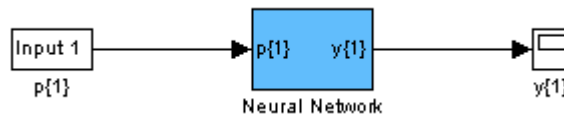


Рис. 4. Нейросетевая модель в пакетном приложении визуализации Simulink

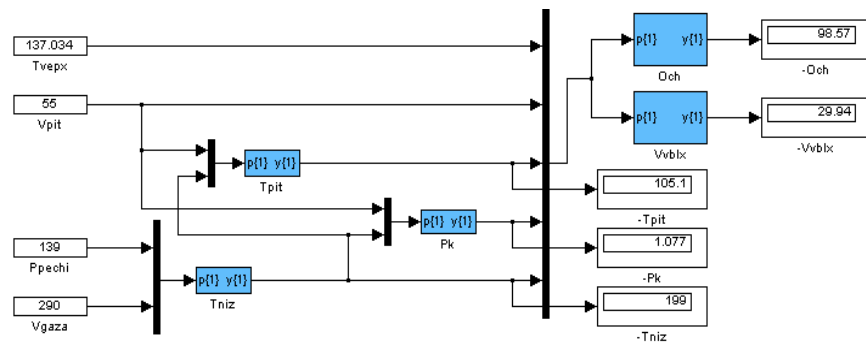


Рис. 5. Нейросетевая модель блока стабилизации

Используя данные, полученные при работе реального объекта (таблица обучающей выборки) и данные полученные при моделировании объекта с помощью искусственных нейронных сетей (таблица оптимальных режимов работы печи П-4), произведем сравнение количественных и качественных показателей конечного продукта. Полученные результаты отобразим графически. Из рисунка 6 видно, что значение объема выхода конечного продукта



при моделировании несколько выше, чем у реального объекта. По общему числу технологических режимов этот показатель, в среднем, больше на 0,4 %. А качество, (рис. 7) преобладает заданным нами значением.



Рис. 6. Объем выхода конечного продукта



Рис. 7. Качество выхода конечного продукта

Заключение

На основе сравнительного анализа существующих систем управления процессом ректификации в условиях неопределенности установлено, что качественное управление статическими режимами может быть достигнуто с



использованием нелинейных моделей на основе нейронных сетей. Для достижения поставленной цели разработана модель процесса стабилизации катализатора установки каталитического риформинга ООО «РН – Комсомольский НПЗ».

Эксперименты с моделью процесса стабилизации катализатора позволили обнаружить новые технологические режимы, при которых одновременно

- уменьшается доля потерь;
- увеличивается выработка более дорогих продуктов (стабильного катализатора) за счет уменьшения выхода газообразных составляющих (бензиновая фракция НК 85 с Е-3). Кроме того, использование разработанной математической модели в системе управления позволяет реализовать механизм статической развязки контуров регулирования.

Решена задача многокритериальной оптимизации статических режимов при многоцелевом управлении процессом ректификации.

На примере установки вторичной переработки нефти Комсомольского НПЗ для поддержания оптимальных статических режимов синтезирована система управления на основе нейросетевых моделей. Установлено, что повышение эффективности функционирования установки по получению стабильного бензина может быть достигнуто стабилизацией ряда технологических параметров на уровне предельных значений. Проведенные исследования на реальной установке подтвердили адекватность модели и ее эффективность по сравнению с существующей системой управления. Показано что использование разработанной модели обеспечивает экономию на уровне 0,4 % по выходу целевого продукта (стабильного катализатора).

Библиографические ссылки

1. Попков В. Ф. Разработка систем управления статическими режимами ректификационных установок / В. Ф. Попков. М.: Диссертация кандидата технических наук, 1983. - 207 с.
2. Ядыкин И. Б. Адаптивное управление непрерывными технологическими процессами / И. Б. Ядыкин, В. М. Шумский, Ф. А. Овсепян. М. : Энергоатомиздат, 1985. - 240 с.
3. Себряков Г. Г. Проектирование линейных стационарных многомерных систем на основе вход-выходных отображений. Методы НС-теории управления / Г. Г. Себряков, А.В. Семенов. М.: Техническая кибернетика, 1989. - 3-16 с.
4. Кондратьев А. А. Расчет ректификации непрерывной смеси в колонне с несколькими вводами питания и отборами / А. А. Кондратьев. – Минск: Теоретические основы химических технологий, 1972. - 477-479 с.
5. Позняк А. С. Новые результаты в НС-теории управления / А.С. Позняк, А.В. Семенов, Г.Г. Себряков, Е.А. Федосов. М. : Техническая кибернетика, 1991. - 10-39 с.
6. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С. Д. Штовба – М.: Горячая линия – Телеком, 2007
7. MATLAB exponenta [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/>