

DOI: 10.15593/2224-9400/2017.2.04

УДК 66.012-52

А.Г. Шумихин, М.П. ЗоринПермский национальный исследовательский
политехнический университет, Пермь, Россия**А.М. Немтин, В.Г. Плехов**

ООО «Инфраструктура ТК», Пермь, Россия

**ОПЫТ РАЗРАБОТКИ СИСТЕМЫ ВИРТУАЛЬНОГО
АНАЛИЗА ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ПРОДУКТОВ
УСТАНОВОК КАТАЛИТИЧЕСКОГО РИФОРМИНГА
БЕНЗИНОВЫХ ФРАКЦИЙ И СИСТЕМЫ
ИХ ПОДСТРОЙКИ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ**

Представлены результаты разработки и внедрения системы виртуального анализа качества продуктов установок каталитического риформинга бензиновых фракций ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез». Риформинг – это промышленный процесс переработки бензиновых фракций нефти с целью получения высококачественных бензинов и ароматических углеводородов.

Виртуальный анализатор качества представляет собой математическую модель связи показателя качества нефтепродукта со значениями технологических переменных процесса. Виртуальный анализатор позволяет в темпе с технологическим процессом прогнозировать значения показателя качества. Параметры (например, коэффициенты полинома) виртуального анализатора определяются по значениям показателя качества в пробах продукта, отбираемого на технологической установке в известные моменты времени, с которыми синхронизируются измерения технологических переменных, входящих в модель. По мере поступления новой аналитической информации о значениях показателя качества параметры модели корректируются.

Для подстройки виртуальных анализаторов была разработана программа автоматической подстройки. Каждый виртуальный анализатор подстраивается примерно раз в неделю, мониторинг осуществляется практически каждый день. Текущий порядок отслеживания качества работы виртуальных анализаторов на ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез» заключается в том, что инженер, ответственный за эксплуатацию АРС, вручную ведет мониторинг и подстройку всех виртуальных анализаторов. АРС (Advanced Process Control) – усовершенствованное управление процессом.

Ключевые слова: контроль качества, показатели качества, виртуальные анализаторы, системы улучшенного управления, обратная регрессия.

A.G. Shumikhin, M.P. Zorin

Perm National Research Polytechnic University,
Perm, Russian Federation

A.M. Nemtin, V.G. Plekhov

ООО «Инфраструктура ТК» Perm, Russian Federation

**EXPERIENCE DEVELOPMENT OF PRODUCT
QUALITY VIRTUAL ANALYSIS FOR CATALYTIC
REFORMING OF GASOLINE FRACTIONS
AND SYSTEM OF THEIR ADJUSTMENT REAL-TIME**

The article presents the results of the development and implementation of the system of virtual analysis of the quality of catalytic reforming of gasoline fractions products OOO "Lukoil-Permnefteorgsintez." Reforming – an industrial process of refining petroleum gasoline fractions to produce high octane gasoline and aromatics.

Virtual Quality Analyzer is a mathematical model of the communications quality index of oil product with the values of technological variables process. Virtual Analyzer allows to pace with the technological process predict value of the quality index. The parameters (eg, the coefficients of the polynomial) virtual analyzer are determined by values of the quality index of the product samples from the process plant into known points in time, with which are synchronized measurements of process variables in the model. As new of analytic information about the values of the quality index, the model parameters are adjusted.

The program automatic adjustment has been designed to adjust the virtual analyzers. Each virtual analyzer adjusted about once a week, monitoring is carried out almost every day. The current procedure for monitoring the quality of virtual analyzers OOO "Lukoil-Permnefteorgsintez" is that the engineer responsible for the APC operation, manually monitors and adjusts all virtual analyzers. APC (Advanced Process Control) – advanced process control.

Keywords: quality control, quality indicators, virtual analyzers, improved control systems, reverse regression.

В нефтеперерабатывающей, нефтехимической и химической отраслях промышленности в настоящее время активно внедряются системы усовершенствованного управления технологическими процессами. Системы усовершенствованного управления также называют APC-системами. Системы APC, реализованные в ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез», специалистами ООО «Инфраструктура ТК» используются на предприятии с 2009 г.

Одним из возможных путей решения проблем является реализация принципа автоматической подстройки виртуальных анализаторов. Для этого была разработана и внедрена система виртуального анализа качества продуктов установок каталитического риформинга ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез». Каталитический риформинг используется:

- 1) для повышения октанового числа бензина за счет увеличения содержания аренов, обладающих большей детонационной стойкостью;
- 2) производства индивидуальных аренов (бензола, толуола, ксилолов);
- 3) производства водорода, необходимого для гидрогенизационных процессов.

Разработанная система виртуальных анализаторов (ВА) состоит из моделей показателей качества продуктов установок каталитического риформинга – 35-11/300, 35-6/300 с блоком 35-20, 35-11/600. По каждому разработанному виртуальному анализатору были приведены входные параметры модели, регрессионное уравнение, косвенные вычисления, графики наложения трендов модели и лабораторных анализов.

В основе моделей ВА лежат регрессии результатов лабораторного контроля на согласованные с ними по времени технологические данные. Все показатели анализируются на периодической основе, поэтому проведение дополнительных анализов не требуется. В табл. 1 представлены показатели качества и количество лабораторных данных по ним на данный момент.

Таблица 1

Количество анализов по ВА

№ п/п	Показатель качества	Количество анализов	Показатель R^2	Значение средней ошибки
<i>Установки 35-6/300 с блоком 35-20</i>				
Стабильный гидрогенизат				
1	Массовая доля серы	278		
Стабильный катализат				
2	Давление насыщенных паров (Л)	126	0,921	1,578

Окончание табл. 1

№ п/п	Показатель качества	Количество анализов	Показатель R^2	Значение средней ошибки
3	Давление насыщенных паров (З)	57	0,7148	2,654
4	Октановое число по исследовательскому методу	307	0,565	0,66
5	Объемная доля бензола	39	0,446	0,45
6	Объемная доля ароматических у/в	36	0,645	1,065
7	Температура начала кипения (Л)	160	0,368	1,868
8	Температура начала кипения (З)	107	0,565	2,564
9	Температура конца кипения	267	0,235	2,565
<i>Установки 35-11/300</i>				
Стабильный гидрогенизат				
1	Массовая доля серы	285		
Стабильный катализат				
2	Давление насыщенных паров (Л)	127	0,8222	1,513
3	Давление насыщенных паров (З)	49	0,8174	2,563
4	Октановое число по исследовательскому методу	292	0,8526	0,44
5	Объемная доля бензола	40	0,5565	0,07754
6	Объемная доля ароматических у/в	40	0,7252	1,098
7	Температура начала кипения (Л)	151	0,3418	1,395
8	Температура начала кипения (З)	119	0,1541	2,239
9	Температура конца кипения	271	0,249	2,456
<i>Установки 35-11/600</i>				
Стабильный гидрогенизат				
1	Массовая доля серы	319		
Стабильный катализат				
2	Давление насыщенных паров (Л)	161	0,945	1,564
3	Давление насыщенных паров (З)	46	0,798	2,456
4	Октановое число по исследовательскому методу	353	0,8208	0,39
5	Объемная доля бензола	46	0,333	0,07562
6	Объемная доля ароматических у/в	46	0,6466	0,77
7	Температура начала кипения (Л)	154	0,345	1,456
8	Температура начала кипения (З)	159	0,564	2,896
9	Температура конца кипения	316	0,655	2,689

Все показатели анализируются на периодической основе, поэтому проведение дополнительных анализов не требуется. Создание моделей проводилось с использованием данных, собранных в ходе предыдущего этапа по сбору и анализу данных.

Принципы работы виртуальных анализаторов

Принцип функционирования ВА – непрерывный косвенный расчет показателя качества исходя из имеющихся параметров технологического процесса (температур, давлений, расходов и т.д.). Таким обра-

зом, какой параметр процесса будет использован для расчета, определяется в модели ВА. Модель может иметь различную структуру, однако наибольшее распространение получили модели, представляющие собой обратную регрессию, т.е. уравнения типа

$$BA = A_0 + A_1 \times X_1 + A_2 \times X_2 + \dots + A_N \times X_N,$$

где ВА – показания виртуального анализатора; X_1, X_2, \dots, X_N – параметры процесса; A_1, A_2, \dots, A_N – коэффициенты регрессии; A_0 – свободный член регрессии.

Спектр качественных характеристик нефтепродуктов, для которых разрабатывают ВА, широк: различные точки разгонки, вязкость, низкотемпературные свойства, содержание различных веществ и др.

Подстройка виртуальных анализаторов

При использовании ВА для оценки качества материальных потоков установок встречается ряд трудностей:

1. Модели, основанные на уравнениях типа обратной регрессии, линейные, а большинство реальных процессов – нелинейные.

2. В технологическом процессе постоянно присутствуют ненаблюдаемые (неизмеряемые) возмущения, которые нельзя как-либо учесть в модели ВА.

3. При разработке ВА используются исторические данные по процессу и анализы лаборатории. Качество данных по процессу определяется точностью показаний соответствующих датчиков, достаточным объемом данных; качество лабораторных данных определяется наличием данных о точном времени отбора проб, правильностью отбора и последующего анализа проб, достаточным объемом данных.

4. В истории, взятой для разработки ВА, могут отсутствовать какие-либо значимые изменения технологического режима и соответствующие изменения качества по данным лаборатории.

Все перечисленные факторы приводят к тому, что показания ВА почти всегда содержат определенную ошибку, если эталоном данных по качеству считать лабораторию. Поэтому ВА нуждаются в периодической подстройке. Мировой опыт эксплуатации АРС-систем предполагает постоянную подстройку датчиков с использованием как лабораторных анализов, так и показаний поточных анализаторов. Такой подход, несомненно, улучшает работоспособность систем улучшенного управления. Отсутствие же регулярной и своевременной подстройки ведет к их быстрой деградации.

Необходимость адаптации моделей ВА исследована на примере одного показателя качества бензина К-1 – температуры конца кипения (ТКК).

При построении математической модели прогнозирования показателя качества бензина К-1 – температуры конца кипения (ТКК) исследованы методы: множественной линейной регрессии, нейросетевой, на основе логических решающих функций.

Модели были обучены и тестировались на выборках, сформированных в «историческом» отношении из одного множества данных функционирования установки первичной переработки нефти. Входными переменными моделей являлись: температура нефти на входе колонны К-1; температура низа колонны К-1; температура верха колонны К-1; флегмовое число; отношение объемного расхода бензина К-1 к массовому расходу нефти. Анализ результатов исследования моделей указывает на целесообразность использования линейной множественной регрессии.

Для идентификации объекта исследования подготовлена выборка реализаций технологических параметров и соответствующих результатов лабораторного анализа.

При формировании выборки технологические параметры усреднялись в течение 20 мин относительно времени отбора пробы на лабораторный анализ. Кроме непосредственно измеряемых технологических параметров в выборку включены значения расчетных переменных, имеющих физический смысл для процессов ректификации. Из полученной выборки удалены реализации с выбросами по любому из параметров, определение которых реализовано по правилу «трех сигм» относительно среднего значения параметра.

Для построения и верификации математической модели ТКК бензина К-1 из общей выборки сформированы обучающая и тестовая выборки, путем равномерного по представителям отнесения 70 % реализаций общей выборки к обучающей и оставшихся 30 % – к тестовой. В результате обучающая выборка состоит из 731 реализации технологических параметров и результатов лабораторного анализа, объем тестовой выборки – 282 реализации.

Для параметрической идентификации модели ТКК использованы методы множественной линейной регрессии, регрессор на основе нейронной сети (НС) и регрессор на основе логических решающих функций.

Для оценки качества математических моделей использованы следующие критерии (показатели): дисперсионное отношение F (критерий Фишера), коэффициент корреляции R между выборочными и рас-

четными значениями показателя качества, средняя ошибка $\bar{\Delta}$ прогнозирования показателя качества, максимальное значение абсолютной ошибки $|\Delta|_{\max}$ прогнозирования показателя качества, вычисляемые по следующим формулам:

$$F = \frac{S_{\text{полн}}^2}{S_{\text{ост}}^2}; S_{\text{полн}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^{\ominus} - \bar{y})^2}{N-1}; \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i^{\ominus}}{N}; S_{\text{ост}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^{\ominus} - \hat{y}_i)^2}{N-l};$$

$$R = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i^{\ominus} - \bar{y})^2 \cdot (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{(N-1) \cdot S^{\ominus} \cdot S^{\wedge}}; \bar{\hat{y}} = \sum_{i=1}^N \hat{y}_i / N; \bar{\Delta} = \sum_{i=1}^N (y_i^{\ominus} - \hat{y}_i) / N;$$

$$|\Delta|_{\max} = \max_{i=1, N} |y_i^{\ominus} - \hat{y}_i|,$$

где $S_{\text{полн}}^2$ – выборочная дисперсия; $S_{\text{ост}}^2$ – оценка остаточной дисперсии; y_i^{\ominus} – экспериментальное значение показателя качества; \bar{y} – среднее выборочное значение показателя качества; \hat{y}_i – расчетное по модели значение показателя качества; N – объем соответствующей выборки (обучающей, тестовой); l – число параметров уравнения регрессии; $\bar{\hat{y}}$ – среднее расчетное значение показателя качества; S^{\ominus} – оценка среднеквадратического отклонения (СКО) выборочных значений; S^{\wedge} – оценка СКО значений, рассчитанных по модели.

1. *Множественная линейная регрессия.* Из всего набора переменных обучающей выборки определен набор переменных наиболее сильно коррелированных с показателем качества и при этом имеющих физическое обоснование их влияния на показатель качества.

В результате регрессионного анализа получена следующая линейная регрессионная модель:

$$FBP = 148.1929 - 0.6101 \cdot t1014 - 0.2446 \cdot t1015 + 0.7599 \cdot t1013 - 8.2814 \cdot FlegNum - 45.05 \cdot FbnzDivMoil,$$

где FBP – ТКК бензина К-1; $t1014$ – температура нефти на входе в колонну К-1; $t1015$ – температура низа колонны К-1; $t1013$ – температура верха колоны К-1; $FlegNum$ – флегмовое число; $FbnzDivMoil$ – отношение объемного расхода бензина К-1 к массовому расходу нефти.

2. *Регрессор на основе нейросетевой модели.* Набор входных переменных нейросетевой модели идентичен набору входных переменных линейной регрессионной модели.

В качестве структуры нейронной сети использован однослойный перцептрон (один скрытый слой нейронов с сигмоидальными функциями активации и один нейрон выходного слоя с линейной функцией активации). Количество нейронов скрытого слоя принято равным 10. Таким образом, парадигма НС – {5-10-1}.

Обучение нейронной сети осуществлялось градиентным алгоритмом обратного распространения ошибки с максимальным количеством эпох обучения равным 100.

3. *Регрессор на основе логических решающих функций.* Метод логических решающих функций основан на построении двоичного дерева решающих правил, относящих ту или иную технологическую ситуацию, характеризующуюся вектором входных переменных, к тому или иному поддиапазону. Алгоритму присущи наглядность и легкость интерпретации решающего правила.

Алгоритм строит модель процесса в виде корневого дихотомического дерева, у которого каждой внутренней вершине (узлу) ставится в соответствие некоторый логический предикат $J(a, E_j)$, а ветвям, исходящим из внутренней вершины, соответствует истинность или ложность высказывания на том или ином объекте. Конечным вершинам приписываются имена образов из множества $\Omega (b^1, \dots, b^l, \dots, b^M)$.

Набор входных переменных модели идентичен набору входных переменных линейной регрессионной модели. Разбиение области определения D_j на подмножества E_j по каждой из входной переменной X_j проводилось путем ее равномерного деления на 10 поддиапазонов. Классы выходной переменной также сформированы путем разбиения области определения выходной переменной на 10 поддиапазонов. Абсолютное значение выходной величины математической модели принято как среднее значение поддиапазона соответствующего класса, к которому в результате классификации отнесен предлагаемый объект.

Построение модели ограничивалось максимальным количеством узлов ветвления, равным 25. Деление конкретного узла ограничивалось минимальным числом объектов обучающей выборки, попавших в узел и принадлежащих приписанному к узлу классу, равным 25.

Качественные характеристики рассмотренных выше множественной линейной регрессии, нейросетевой модели и регрессора на основе логических решающих функций представлены в табл. 2.

Нейросетевая модель показывает наилучшие результаты при реализации на обучающей выборке, что обусловлено хорошими интерполяционными свойствами обученных нейросетевых моделей из-за нали-

чия в них большого количества настраиваемых весовых коэффициентов. При этом по экстраполяционным свойствам нейросетевая модель проигрывает линейной регрессионной модели (присутствует эффект «переобучения» нейросетевой модели).

Таблица 2

Сводная таблица показателей качества математических моделей ТКК бензина К-1

Критерий (показатель качества модели)	Линейная регрессия		Нейронная сеть		Метод логических решающих функций	
	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая
F	1,6850	1,5966	1,8012	1,5607	1,1628	1,1848
R	0,6369	0,6146	0,6664	0,5990	0,4635	0,4335
$\bar{\Delta}$	0,0000	-0,1305	-0,0002	-0,0873	0,3355	0,1461
$ \Delta _{\max}$	8,0268	8,2281	7,9367	8,6185	10,0500	8,7500

Примечание. При обучающей выборке $N = 731$, при тестовой $N = 282$.

Модель на основе логических решающих функций обладает худшими качественными характеристиками по сравнению с математическими моделями других видов. При этом качество реализации модели на обучающей и тестовой выборке практически идентично, что свидетельствует о хороших экстраполяционных свойствах разработанной модели. Более низкое качество модели данного вида может быть частично обусловлено классификационной природой данной модели, поэтому вправе ожидать улучшение качественных характеристик модели при увеличении количества классов выходной и поддиапазонов разбиения входных переменных.

Таким образом, результаты исследования моделей показывают, что для объекта (установки АВТ) наиболее приемлемыми являются регрессионные модели.

Для оценки качества регрессионной модели использовались следующие критерии: дисперсионное отношение F (критерий Фишера) выборочной дисперсии к остаточной, коэффициент корреляции R между выборочными и расчетными значениями ТКК, средняя ошибка $\bar{\Delta}$ прогнозирования ТКК, максимальное значение абсолютной ошибки $|\Delta|_{\max}$ прогнозирования ТКК.

Среднее значение ошибки и абсолютное значение максимальной ошибки прогнозирования ТКК находились как

$$\bar{\Delta} = \sum_{i=1}^N (y_i^{\text{э}} - \hat{y}_i) / N ; |\Delta|_{\text{max}} = \max_{i=1, N} (y_i^{\text{э}} - \hat{y}_i).$$

Значения перечисленных критериев оценки качества регрессионных моделей, вычисленные по трем выборкам, приведены в табл. 2. Для уточнения оценки точности регрессионной модели была сформирована проверочная выборка из 107 представителей. На рис. 1 представлены в хронологической последовательности выборочные лабораторные и рассчитанные по уравнению регрессии значения ТКК для проверочной выборки.



Рис. 1. Выборочные (1) и рассчитанные (2) значения ТКК бензина К-1 для представителей проверочной выборки

Для проверочной выборки были получены следующие значения критериев качества модели: $F = 0,4403$; $R = 0,5953$; $\bar{\Delta} = -2,6795$; $|\Delta|_{\text{max}} = 7,3717$, которые, как и рис. 1, свидетельствуют о невысокой прогнозирующей способности модели, связанной, очевидно, с наличием систематической погрешности.

Для обеспечения достаточной степени адекватности модели необходима оперативная адаптация модели к текущей технологической ситуации с периодичностью один-два раза в сутки аналитического контроля качества продуктов установки.

Для оценки необходимости адаптации моделей ВА на примере одного показателя качества бензина К-1 – температуры конца кипения (ТКК) были исследованы три алгоритма адаптации регрессионной модели на прогнозировании показателя качества бензина К-1 – температуры конца кипения (ТКК):

1) компенсация систематической ошибки путем коррекции значения свободного члена в уравнении модели;

2) одношаговый алгоритм Качмажа;

3) полное перестроение модели по схеме классического регрессионного анализа на текущей выборке фиксированного объема.

Результаты вычислительного эксперимента в сравнении с данными проверочной выборки сведены в табл. 3. Ниже представлены алгоритмы адаптации модели:

1. Вариант устранения статистически значимой систематической ошибки с алгоритмом, включающим операции расчета средней ошибки моделирования, расчета статистически значимой (по критерию Стьюдента с уровнем значимости, равным 0,05) ошибки моделирования, устранение статистически значимой систематической ошибки моделирования.

Таблица 3

Результаты вычислительного эксперимента по адаптации модели линейной регрессии (объем проверочной выборки $N = 107$)

Вариант алгоритма адаптации модели	Критерий оценки качества модели	Периодичность адаптации, число лабораторных анализов ТКК бензина К-1, после которого проводится адаптация модели						
		1	5	10	15	20	25	30
1	F		1,141	1,075	1,107	1,058	0,909	0,912
	R		0,594	0,606	0,615	0,620	0,582	0,585
	$\bar{\Delta}$		-0,300	-0,889	-0,872	-0,963	-1,246	-1,155
	$ \Delta _{\max}$		4,630	5,090	5,045	6,001	6,001	6,001
2	F	1,667	1,055	0,908	0,732	0,895	0,924	0,697
	R	0,673	0,575	0,607	0,622	0,577	0,572	0,589
	$\bar{\Delta}$	-0,143	-0,860	-1,186	-1,298	-1,249	-0,913	-1,444
	$ \Delta _{\max}$	4,630	5,435	5,401	6,156	6,001	6,001	6,001
	$\alpha \max F$	0,3	0,3	0,6	0,5	1	0,5	0,9
3	F	1,652	1,052	0,909	0,730	0,893	0,919	0,700
	R	0,671	0,566	0,603	0,623	0,576	0,574	0,589
	$\bar{\Delta}$	-0,139	-0,800	-1,152	-1,304	-1,244	-0,929	-1,441
	$ \Delta _{\max}$	4,684	5,436	5,357	6,154	6,001	6,001	6,001
	$\gamma \max F$	240590	208112	60279	112711	0	116394	9560
4	F		1,515	1,201	1,102	1,023	0,900	0,824
	R		0,613	0,537	0,571	0,533	0,508	0,555
	$\bar{\Delta}$		-0,382	-0,554	-0,853	-0,902	-0,947	-1,396
	$ \Delta _{\max}$		4,887	5,049	5,311	6,001	6,001	6,211
	$N_1 \max F$		40	40	50	50	70	40

Для оценки применимости алгоритма адаптации на проверочной выборке проведен вычислительный эксперимент с вариацией периодичности адаптации, задаваемой числом лабораторных анализов, после которого корректируется модель. Наилучшим является вариант адаптации по результатам каждого пятого лабораторного анализа.

2. Вариант с частичным устранением ошибки моделирования, заключающийся в корректировке при адаптации свободного члена уравнения регрессии на долю от ошибки моделирования на текущем шаге. Расчет значения свободного члена производится по следующему алгоритму:

$$k_0 := k_0 + \alpha(y^{\ominus} - \hat{y}),$$

где k_0 – свободный член уравнения; α – адаптируемая доля ошибки.

При исследовании алгоритма варьировались периодичность адаптации и значение адаптируемой доли ошибки моделирования. Дополнительно к критериям оценки качества модели введен показатель $\alpha | \max F$ – адаптируемая доля ошибки, обеспечивающая максимальное значение критерия Фишера.

3. Одношаговый алгоритм адаптации Качмажа, в котором уточнение оценок параметров модели в каждом такте адаптации производится по рекуррентному алгоритму стохастической аппроксимации для линейных моделей. При исследовании алгоритма варьировались периодичность адаптации и настроечный параметр алгоритма Качмажа γ . Дополнительно к критериям качества модели был введен показатель $\gamma | \max F$, обеспечивающий максимальное значение критерия Фишера.

Исследование алгоритма показало, что наиболее эффективной является адаптация по результатам каждого лабораторного анализа качества бензина.

4. Перестроение модели по схеме регрессионного анализа, при котором с заданной периодичностью осуществляется параметрическая идентификация модели линейной регрессии на выборке фиксированного объема из последних «исторических» данных.

Для оценки алгоритма также проведен вычислительный эксперимент с варьированием глубины от последнего нового представителя переобучающей выборки. Дополнительно к критериям оценки качества модели введен показатель $N_1 | \max F$ – глубина переобучающей выборки, обеспечивающая максимальное значение критерия Фишера.

Наилучшие результаты качества модели в смысле критерия F были достигнуты при периодичности адаптации – каждый пятый лабораторный анализ. Результат вычислительного эксперимента позволяет сделать предположение об эффективном объеме переобучающей выборки, равном 40–50 представителям, что согласуется с широко используемым эмпирическим правилом – на один коэффициент модели необходимо 10 прецедентов в обучающей выборке.

Причины, которые вызывают «старение» моделей, носят аддитивный и часто мультипликативный характер, что делает необходимым адаптацию моделей за счет корректировки не только свободного члена модели, но и всех ее коэффициентов. С точки зрения вычислительной сложности алгоритм Качмажа является предпочтительным, так как не требует хранения обучающей выборки и состоит из достаточно простых математических операций.

Когда активность катализатора падает, виртуальные датчики начинают показывать неправильно, поэтому необходимо их корректировать. На рис. 2 представлен пример того, что активность катализатора падает после планово-предупредительного ремонта.

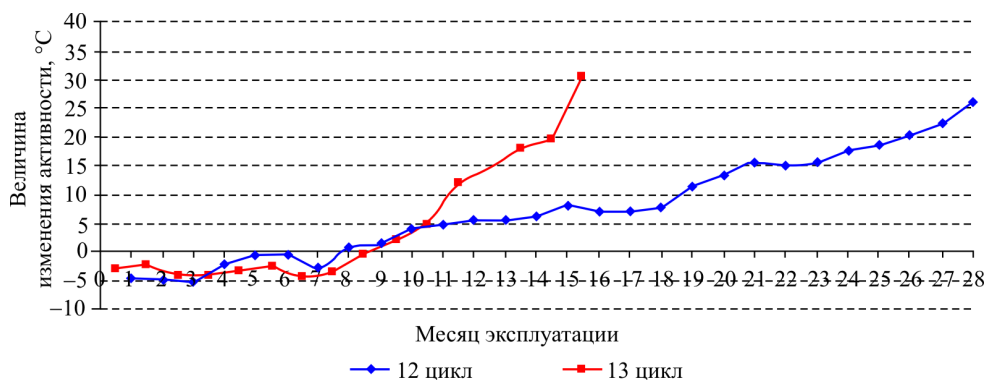


Рис. 2. Пример изменения активности катализатора R-56 установки Л35-11/600

При адаптации моделей возможен также двухуровневый подход. Так, при возникновении на очередном шаге значительной ошибки моделирования, за счет быстро меняющихся случайных возмущений, производится адаптация модели свободным членом пропорционально доле этой ошибки.

В результате исследования для реализации алгоритма автоподстройки выбран алгоритм 2 – с частичным устранением ошибки моде-

лирования, заключающийся в корректировке при адаптации свободного члена уравнения регрессии на долю от ошибки моделирования на текущем шаге.

Программное обеспечение для автоматической подстройки виртуальных анализаторов

Подстройка ВА осуществляется посредством изменения абсолютного значения свободного члена регрессии, т.е. вводится поправка. Для того чтобы рассчитать значение поправки, необходимо сравнить показания выбранного виртуального анализатора с соответствующими им по времени анализами испытательной лаборатории за определенный период времени.

На ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез» для сбора и хранения данных по лабораторным анализам и ВА используются две разнородные системы: автоматизированная система «Диспетчеризация», созданная на основе реляционных баз данных Oracle, и база данных реального времени PI System компании OSIsoft (для ВА). Однако количество манипуляций при этом довольно велико, если учесть специфику сравнения данных анализов с прогнозами ВА, связанную с необходимостью:

- временного отступа от времени лабораторных анализов, так как место отбора пробы находится не там, где формируется качество продукта;
- временного усреднения показаний ВА для исключения технологического шума, просмотра ежеминутной истории ВА, чтобы оценить динамику;
- введения для нескольких ВА в ячейках Excel своих функций, а затем извлечения истории из АС «Диспетчеризация» для каждого показателя качества по одному;
- построения для оценки поправки графиков сходимости, что требует больших затрат времени и сил.

Была разработана программа автоматической подстройки, получившая название VAsog. Использование программы автоматической подстройки позволяет:

- 1) снизить среднюю ошибку показаний ВА относительно анализов лаборатории;
- 2) свести к минимуму ручную подстройку;
- 3) оперативно реагировать на изменившееся качество продукции при неточной модели ВА. Несвоевременность же ручной подстройки может обернуться снижением отбора соответствующего продукта.

Результат работы программы – поправка для каждого ВА, также записывается на сервер систем АРС посредством PI System.

Список литературы

1. Шумихин А.Г., Плехов В.Г., Кондрашов С.Н. Анализ процесса каталитического риформинга бензинов с целью формирования факторного пространства для разработки его математической модели / Перм. гос. техн. ун-т. – Пермь, 1997. – 39 с. – Деп. в ВИНТИ 19.03.97, № 839-B97.

2. Исследование процесса каталитического риформинга бензинов и разработка его экспериментально-статистической математической модели / А.Г. Шумихин, А.Г. Аликин, В.Г. Плехов, С.Н. Кондрашов; Перм. гос. техн. ун-т. – Пермь, 1997. – 23 с. – Деп. в ВИНТИ 19.05.97, № 1662-B97.

3. Плехов В.Г., Аликин А.Г., Шумихин А.Г. Разработка математической модели каталитического риформинга на неподвижном слое катализатора для оперативного управления промышленным процессом // Перспективные химические технологии и материалы: тез. докл. междунар. науч.-техн. конф. / Перм. гос. техн. ун-т. – Пермь, 1997. – С. 107.

4. Плехов В.Г., Шумихин А.Г. Постановка задачи управления стабилизацией бензиновых фракций // Химия и химическая технология: тез. докл. 29-й науч.-техн. конф. – Пермь, 1998. – С. 93–94.

5. Плехов В.Г., Кондрашов С.Н., Шумихин А.Г. Подход к формированию базы знаний системы управления каталитического риформинга бензиновых фракций / Перм. гос. техн. ун-т. – Пермь, 1999. – 17 с. – Деп. в ВИНТИ 15.03.00, № 669-B99.

6. Власов С.С., Шумихин А.Г. Моделирование процесса отбензинивания нефти при прогнозировании показателей качества бензина // Вестник Саратовского государственного технического университета. – 2012. – Т. 1, № 1 (63). – С. 90–94.

7. Власов С.С., Шумихин А.Г. Разработка и исследование моделей и алгоритмов для системы нечеткого управления атмосферным блоком установки атмосферно-вакуумной перегонки нефти // Автоматизация в промышленности. – 2010. – № 9. – С. 8–15.

8. Власов С.С., Шумихин А.Г. Управление технологическим режимом колонны К-1 установки атмосферно-вакуумной перегонки нефти на основе математической модели прогнозирования качества бензина // Вестник Пермского государственного технического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2010. – № 4. – С. 129–139.

9. Плехов В.Г., Кондрашов С.Н., Шумихин А.Г. Применение многоуровневой математической модели процесса каталитического риформинга бензиновых фракций в системе управления промышленными установками // Автоматизация в промышленности. – 2009. – № 7. – С. 37–42.

10. Плехов В.Г., Шумихин А.Г., Кондрашов С.Н. Разработка и исследования алгоритмов системы управления процессом каталитического риформинга бензиновых фракций // Автоматизация. Современные технологии. – 2008. – № 11. – С. 14–21.

References

1. Shumikhin A.G., Plekhov V.G., Kondrashov, S.N. Analiz protsessa kataliticheskogo riforminga benzinov s tsel'iu formirovaniia faktornogo prostranstva dlia razrabotki ego matematicheskoi modeli [Analysis of the process of catalytic reforming of gasoline to form factor space for the development of its mathematical model]. Permskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, Perm', 1997, 39 p.

2. Shumikhin A.G., Alikin A.G., Plekhov V.G., Kondrashov S.N. Issledovanie protsessa kataliticheskogo riforminga benzinov i razrabotka ego eksperimental'no-statisticheskoi matematicheskoi modeli [Investigation of the process of catalytic reforming of gasoline and the development of its experimental and statistical mathematical model]. Permskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, Perm', 1997, 23 p.

3. Plekhov V.G., Alikin A.G., Shumikhin A.G. Razrabotka matematicheskoi modeli kataliticheskogo riforminga na nepodvizhnom sloe katalizatora dlia operativnogo upravleniia promyshlennym protsessom [Development of mathematical model of catalytic reforming on the fixed catalyst bed for the operational management of industrial process]. *Mezhdunarodnaia nauchno-tekhnicheskaiia konferentsiia "Perspektivnye khimicheskie tekhnologii i materialy"*. Perm', 1997, p. 107.

4. Plekhov V.G., Shumikhin A.G., Postanovka zadachi upravleniia stabilizatsiei benzinovykh fraktsii [Production stabilized gasoline fraction control problems]. *Khimiiia i khimicheskaiia tekhnologiia: 29-ia nauchno-tekhnicheskaiia konferentsiia khimiko-tekhnologicheskogo fakul'teta*. Perm', Permskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 1998, pp. 93-94.

5. Plekhov V.G., Kondrashov S.N., Shumikhin A.G. Podkhod k formirovaniuu bazy znaniia sistemy upravleniia kataliticheskogo riforminga benzinovykh fraktsii [The approach to the formation of knowledge man-

agement system of catalytic reforming of gasoline fractions]. Permskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, Perm', 1999, 17 p.

6. Vlasov S.S., Shumikhin A.G. Modelirovanie protsessa otbenzinirovaniia nefi pri prognozirovaniia pokazatelei kachestva benzina [Modeling process in predicting of oil topping gasoline quality indicators]. *Vestnik Saratovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2012, vol. 1 (63), no. 1, pp. 90–94.

7. Vlasov S.S., Shumikhin A.G. Razrabotka i issledovanie modelei i algoritmov dlia sistemy nechetkogo upravleniia atmosferynym blokom ustanovki atmosferno-vakuumnoi peregonki nefi [Development and research of models and algorithms for system of fuzzy control unit installation atmospheric atmospheric-vacuum distillation of oil]. *Avtomatizatsiya v promyshlennosti*, 2010, no. 9, pp. 8–15.

8. Vlasov S.S., Shumikhin A.G. Upravlenie tekhnologicheskim rezhimom kolonny K-1 ustanovki atmosferno-vakuumnoi peregonki nefi na osnove matematicheskoi modeli prognozirovaniia kachestva benzina [Column process management regime to-1 installation of atmospheric and vacuum distillation of of oil on the basis of a mathematical model predicting the quality of gasoline]. *Vestnik Permskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Elektrotehnika, informatsionnye tekhnologii, sistemy upravleniia*, 2010, no. 4, pp. 129–139.

9. Plekhov V.G., Kondrashov S.N., Shumikhin A.G. Primenenie mnogourovnevoi matematicheskoi modeli protsessa kataliticheskogo riforminga benzinovykh fraktsii v sisteme upravleniia promyshlennymi ustanovkami [Application of multi-level mathematical model of process catalytic reforming of gasoline fractions in industrial installations management system]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2009, no. 7, pp. 37–42.

10. Plekhov V.G., Shumikhin A.G., Kondrashov S.N. Razrabotka i issledovaniia algoritmov sistemy upravleniia protsessom kataliticheskogo riforminga benzinovykh fraktsii [Development and research of algorithms of the process control system of catalytic reforming of gasoline fractions]. *Avtomatizatsiia. Sovremennye tekhnologii*, 2008, no. 11, pp. 14–21.

Получено 13.04.2017

Об авторах

Шумихин Александр Георгиевич (Пермь, Россия) – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского

ского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: shumichin@gmail.com).

Зорин Михаил Павлович (Пермь, Россия) – магистрант кафедры автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614013, г. Пермь, ул. Профессора Поздеева, 9, корпус Б, e-mail: zorin.mihail.2015@gmail.com).

Немтин Артем Михайлович (Пермь, Россия) – руководитель группы оптимизации технологических процессов, отдела инновационных проектов, ООО «Инфраструктура ТК» (614016, г. Пермь, ул. Глеба Успенского, 15а, e-mail: Artem.Nemtin@infra.ru).

Плехов Владимир Геннадьевич (Пермь, Россия) – ведущий специалист группы оптимизации технологических процессов, отдела инновационных проектов, ООО «Инфраструктура ТК» (614016, г. Пермь, ул. Глеба Успенского, 15а, e-mail: Vladimir.Plekhov@infra.ru).

About the authors

Aleksandr G. Shumikhin (Perm, Russian Federation) – Doctor in Technical Sciences, Professor, Head of Department of Automation of Technological Processes, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: shumichin@gmail.com).

Mikhail P. Zorin (Perm, Russian Federation) – Undergraduate, Department of Automation of Technological Processes, Perm National Research Polytechnic University (9, Building B, Professor Pozdeev str., Perm, 614013, Russian Federation; e-mail: zorin.mihail.2015@gmail.com).

Artem M. Nemtin (Perm, Russian Federation) – Head groups optimization of technological processes, innovative projects department, ООО “Infrastructure LC” (15a, Gleb Uspenskij str., Perm, 614016, Russian Federation; e-mail: Artem.Nemtin@infra.ru).

Vladimir G. Plekhov (Perm, Russian Federation) – Leading specialist groups optimization of technological processes, innovative projects department, ООО “Infrastructure LC” (15a, Gleb Uspenskij str., Perm, 614016, Russian Federation; e-mail: Vladimir.Plekhov@infra.ru).