

ПОДГОТОВКА ДАННЫХ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ВИРТУАЛЬНЫХ АНАЛИЗАТОРОВ В ЗАДАЧАХ УСОВЕРШЕНСТВОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ

А.П. Веревкин, С.В. Денисов, Т.М. Муртазин, К.Ю. Устюжанин (УГНТУ)

Системы усовершенствованного управления (АРС-системы) базируются, как правило, на использовании моделей технологических процессов, позволяющих оперативно прогнозировать изменение показателей качества продуктов (ПКП) производства и технико-экономических показателей (ТЭП). Методы построения и общая структура моделей расчета ПКП и ТЭП (виртуальных анализаторов) достаточно разработаны, но для параметрической идентификации обычно используется статистическая информация, которая представляет собой результаты пассивных экспериментов. Данные режимных параметров в системах управления архивируются в базе данных в виде временных последовательностей без обеспечения их достоверности и однородности. Неоднородность данных резко снижает качество моделей расчета ПКП и ТЭП, поэтому они не могут быть применены для разработки моделей без предварительной обработки и выделения кластеров данных, в соответствие которым в дальнейшем будут ставиться ситуационные модели.

Рассматриваются методы и ПО задачи приведения данных из архивов АСУТП в общедоступный формат для возможностей использования известного ПО, методы фильтрации и кластеризации данных. Приведено описание методов фильтрации и кластеризации на основе использования так называемых контрольных моделей и коэффициентов парной корреляции технологических параметров. Изложены сведения об оригинальном ПО, поддерживающем процедур фильтрации и кластеризации. Приведены примеры успешного использования описанных методов для подготовки данных для сложной ректификационной колонны.

Ключевые слова: системы усовершенствованного управления, однородные данные, моделирование, кластеризация, анализ данных.

Введение

Задачи усовершенствованного управления — это задачи оперативного управления технологическими процессами по показателям качества продуктов (ПКП) производства, оптимизации технологических режимов в смысле технико-экономических показателей (ТЭП).

Системы усовершенствованного управления технологическими процессами (СУУТП) или АРС-системы (Advanced Process Control) базируются, как правило, на использовании моделей, позволяющих оперативно производить расчет и прогнозирование показателей качества получаемых ПКП и ТЭП так называемых виртуальных анализаторов (ВА).

Для большинства процессов нефтеперерабатывающей и нефтехимической промышленности методы построения и общая структура моделей ВА хорошо известны [1–4]. Для параметрической идентификации ВА обычно используется статистическая информация, которая представляет собой результаты пассивных экспериментов [5–7].

Целью анализа является выявление секторов (кластеров) данных с характерным (закономерным) поведением наблюдаемых объектов, определение статистических характеристик временных трендов и идентификация закономерностей, которые будут использованы для получения ситуационных моделей [1] ВА. Возникающие при этом проблемы являются общими для задач прогнозирования на основе временных рядов в разных областях [7–10], но в тоже время имеются особенности.

Данные режимных параметров в современных распределенных системах управления архивируются в базе данных в виде временной последовательности с периодичностью от 1 с до нескольких десятков минут, как правило, без специальных средств проверки на достоверность.

Спецификой данных, получаемых с АСУТП, является их неоднородность, вызываемая многосвязностью и не стационарностью объекта, наличием переходных режимов, нелинейностью связей, высоким влиянием фактора неопределенности из-за наличия неконтролируемых возмущений (например, состав сырья), а также не равномерностью интервалов изменения отдельных технологических параметров, ПКП и ТЭП, наличием искаженных данных и пропусков.

Неоднородность данных резко снижает качество моделей, поэтому они не могут быть применены для разработки моделей ВА без предварительной обработки и выделения кластеров данных, которым будут присущи признаки однородности.

Известные программные приложения для разработки АРС-систем, например PACE (Platform for Advanced Control and Estimation — Yokogawa Electric Corporation), Profit® Suite (Honeywell), содержат инструменты, позволяющие проводить предварительную обработку данных. Однако предоставляемая функциональность ПО, анализирующего данные, главным образом предназначен для визуализации временного тренда, расчета статистических оценок и «ручного» исключения аномальных, по мнению разработчика, сегментов данных. При этом процедура подготовки данных для моделирования технологического объекта не автоматизирована, и основные операции выполняются вручную.

Более глубокий анализ данных, который предусмотрен средствами пакетов, предполагает коррекцию по интерполированным значениям, скорости изменения параметра, с использованием фильтра Калмана. Но данные инструменты редко используются в силу особенностей применения в практических задачах. Задача автоматизированного сегментирования (кластеризации) данных по признакам однородности вообще не решается.

Таким образом, качество подготовки данных и получаемой модели объекта управления во многом определяется квалификацией разработчика системы управления. В связи с этим для повышения эффективности разработки проектов APC-систем целесообразна автоматизация процедур первичной обработки данных. Следует отметить, что задача фильтрации данных при разработке моделей ВА не является новой, уже предложены различные методы ее решения [5-8]. В настоящей работе представлен ряд подходов к подготовке данных, применяемых преимущественно при построении ВА для сложных ректификационных колонн установок первичной переработки нефти, но излагаемые идеи могут использоваться и в других процессах. Рассмотренные методы доведены до реализации в виде программного комплекса.

Концептуальные подходы и методы автоматизированной обработки исходных данных

Объем обучающих выборок, как правило, достаточно велик и может достигать десятков тысяч измерений по каждому параметру. В этих условиях очевидна необходимость автоматизированной подготовки статистической информации, в том числе фильтрации данных, получаемых с АСУТП («выгрузки» данных), приведение их к виду, удобному для стандартизированной автоматизированной обработки, разбиение данных на кластеры, в рамках которых данные могут рассматриваться как однородные. В конечном счете для каждого кластера могут быть получены ситуационные модели с достаточной для практики точностью [1,8].

Рассмотрим некоторые методы подготовки данных для получения моделей ВА и краткие сведения о стандартном и оригинальном ПО, поддерживающем процедуры фильтрации и кластеризации.

В самом общем случае, когда объект представляет собой «черный ящик», то есть априорная информация о структуре и параметрах модели объекта отсутствует, анализ случайных процессов начинают с выяснения следующих вопросов.

1. Есть ли в составе временного ряда детерминированные, не случайные составляющие? В том числе может проводиться анализ фрактальности временного ряда [11]. Наличие фрактальности показывает, что случайные колебания, возникающие в технических системах, имеют детерминированный характер. Они порождаются самой системой и поэтому могут служить важным источником информации о ее внутренних характеристиках. В [11] приведены конкретные примеры технологических ситуаций, в которых применение фрактальных характеристик позволяет получить практически важную информацию по данным нормальной эксплуатации, то есть без проведения активного эксперимента.

2. Вне зависимости от объекта и природы временного ряда каждый временной ряд обычно анализируется на наличие следующих компонентов [5]:

1) тренд или долгосрочная тенденция в развитии ряда; например, изменение характеристик процесса из-за дезактивации катализатора;

2) периодические компоненты — некоторые эффекты в динамике ряда, которые повторяются через определенные периоды; появление таких компонент характерно для процессов с рециклами [8];

3) интервенция — резкие изменения характера поведения процесса под воздействием каких-либо причин. Такими причинами для процессов нефтепереработки являются изменение нагрузки, состава сырья;

4) случайный остаток или не систематический случайный эффект.

Деление динамики временного ряда на вышеуказанные компоненты определяет выбор математических методов, применяемых для выявления соответствующей компоненты.

Так для выявления и анализа тренда используют аппарат регрессионного анализа и скользящих средних.

Для анализа периодических составляющих применяют модели сглаживания и авторегрессии, а также широко используются методы спектрального анализа.

Специальный класс моделей предназначен для выявления и прогнозирования последствий интервенций. Практический смысл таких моделей состоит в том, что на ранних стадиях по косвенным признакам определяется существенное изменение технологического режима (например, при не измеряемом изменении состава сырья), что позволяет использовать методы прогнозного управления.

Методы кросс-анализа используют для выявления связей между различными временными рядами с целью учета в дальнейшем этих связей при прогнозировании ПКП.

Задача преобразование данных в общедоступный формат

При решении задачи преобразования данных, характеризующих работу технологических установок и получаемых штатными средствами распределенной системы управления в формат, удобный для автоматизации процедур разработки APC, используется возможность экспорта данных в SCADA-пакетах в пространственные форматы файла с расширением txt или html. Задача представления данных к анализу решена авторами путем преобразования данных из текстового формата в формат табличного редактора Excel.

Фильтрация данных по ограничению значений параметров

Фильтрация по заданным ограничениям используется для предварительного удаления данных, являющихся грубыми промахами, и предполагает сравнение параметров с предельными значениями,

$$p^- < p(t) < p^+, \quad (1)$$

где $p(t)$ — множество измеряемых переменных (режимных параметров), элементы которого образуют

дискретизированные временные тренды, p^-, p^+ — множества нижних и верхних допустимых значений параметров.

Метод широко используется в АСУТП для исключения данных, относящихся к категории промахов. Стандартные способы назначения значений p^-, p^+ связаны с использованием ограничений технологического регламента, а также основываются на проверке принадлежности данных межквартильному расстоянию, параметры которого в конечном счете задаются эвристически.

По результатам проверки данных по заданным ограничениям на параметры образуют множество p^1 , для которых выполняется условие (1).

Фильтрация данных по моделям взаимосвязи параметров

Задачу анализа характерного изменения данных предлагается решать на основе корреляции между параметрами технологического режима двумя методами на основе:

- 1) анализа невязок с использованием контрольной модели (КМ);
- 2) использования коэффициентов кросс-корреляции параметров выборки.

Идея первого метода базируется на анализе невязок между экспериментальными данными и данными, полученными по КМ взаимосвязи параметров. В качестве КМ, получаемой в результате предварительной обработки статистики, в достаточно общем случае может использоваться модель множественной регрессии. В качестве входных переменных КМ, как правило, используются только те переменные, которые априори имеют взаимосвязь с расчетным (выходным) параметром модели, то есть структура КМ определяется феноменологически. В частном случае используется модель парной регрессии, когда независимый параметр модели выбирается по результатам анализа коэффициентов парной корреляции. Таких моделей может быть несколько. Например, для реакторов процесса риформинга любая из температур в слое катализатора может приниматься за выходной параметр, а остальные температуры и расход сырья — за входные. В случаях отсутствия эвристических знаний об объекте предварительно может проводиться корреляционный анализ, по результатам которого для каждого из выходных параметров выбираются свои подмножества входных параметров.

На первом шаге по исходной статистике строится одна или несколько моделей $M_i, i=1, 2, \dots$. Далее, по i -ой модели определяется множество значений p_i^2 (отфильтрованных данных), которые удовлетворяют условию:

$$|p_i^1 - p_i^{\text{calc}}| < \varepsilon_i^{\text{max}}, i=1, 2, \dots, (2)$$

где p_i^1 — множество исходных данных, p_i^{calc} — множество зависимых значений параметров p_i , вычисленных по модели $M_i = M_i(p^1)$, $\varepsilon_i^{\text{max}}$ — множество допусти-

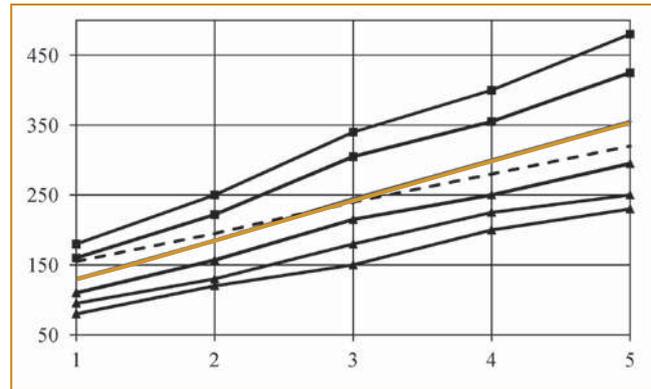


Рис. 1. Температурные профили вакуумной колонны для различных технологических режимов

мых погрешностей расчета параметров p_i , значения которого численно равны погрешностям моделей M_i , для данных обучающей выборки. Значения $\varepsilon_i^{\text{max}}$ подбираются эвристически в результате итеративного выполнения первого шага. Множество отфильтрованных данных при числе моделей больше одной может формироваться как пересечение отфильтрованных данных по каждой из моделей.

Для некоторых технологических объектов, для которых характерно наличие устойчивой взаимосвязи нескольких технологических переменных, характеризующих технологическое состояние объекта, в качестве КМ может применяться оператор преобразования такой совокупности в формальный признак или правило фильтрации [13]:

$$\Psi\{p(t)\} \xrightarrow{J} \eta,$$

где $\Psi\{\bullet\}$ — оператор преобразования множества технологических параметров $p(t)$ в множество признаков; J — критерий, с помощью которого из множества признаков формируется обобщенный признак или правило фильтрации η .

Например, для сложной ректификационной колонны (СРК) с боковыми отборами в качестве КМ может использоваться некоторая граничная аппроксимация температурного профиля по высоте колонны, на основе которого формируется формальный признак принадлежности технологического режима некоторым кластерам. На рис. 1 показано разделение (коричневая линия) множества температурных профилей на два

Таблица. Программные блоки по обработке архивных данных АСУТП

№ блока	Назначение блока	Имя функции
0	Инициализация проекта	init
1	Формирование стандартных таблиц данных	import
2	Фильтрация данных по ограничениям параметров	specbound
3	Фильтрация данных по температурному профилю колонны	specclusters-temps
4	Фильтрация по значению невязки контрольной модели	specfiltrate-model
5	Анализ формы профиля температур	profiles
6	Фильтрация данных по таблице кросс-корреляции	specfiltrate-corr

кластера: верхний, нижний. Оператор $\Psi\{\bullet\}$ в этом случае — это температурный профиль ректификационной колонны, определяемый по значениям температур верха колонны (цифра 1 по оси абсцисс), на тарелке отбора первого погона (цифра 2), второго погона (цифра 3), третьего погона (цифра 4) и температура низа колонны (цифра 5). Поскольку для стационарных режимов СРК градиент температуры по высоте колонны изменяется мало, критерием J для формирования кластеров является условие, по которому все температуры текущего профиля лежат в одной области, выделенной кривой граничного температурного профиля. На рис. 1 показана кривая температурного профиля некоторого режима (пунктирная линия), который не соответствует данному критерию, поэтому значения параметров такого режима будут отфильтрованы.

Идея второго метода фильтрации по значению коэффициента кросс-корреляции параметров выборки заключается в следующем.

На первом шаге временные тренды по параметрам разбиваются на интервалы с достаточно большими объемами выборок параметров. Например, если отсчеты параметров архивируются каждые 10 мин, в сутки это составит 144 значения, за неделю — около тысячи, то есть обычный объем данных на интервале составляет несколько сотен или даже тысяч наблюдений. Критерием выбора величины интервалов разбиения является невысокая вариативность технологического режима на интервале. Для большинства процессов переработки нефти эти интервалы составляют, как правило, от нескольких суток до недель.

Для каждого интервала t рассчитываются парные коэффициенты корреляции r_{p_i, p_k} между параметрами p_i и p_k , $i \neq k$.

На следующем шаге определяются средние коэффициенты корреляции (оценка математического ожидания $M[t, r_{p_i, p_k}]$ или медиана) по всем переменным.

Формирование множества «хороших» данных p^2 проводится на основании того, что коэффициенты корреляции для отдельных интервалов будут

$$|r_{p_i, p_k}(t)| > [M(|r_{p_i, p_k}|) + \Delta], \quad (3)$$

где Δ — заданное отклонение значения коэффициента кросс-корреляции от математического ожидания (или медианы), которое для рассматриваемых задач составляет 3...5% от математического ожидания $M(|r_{p_i, p_k}|)$. Считается, что в стационарном технологическом режиме коэффициенты корреляции между параметрами не должны сильно изменяться для разных временных интервалов.

Таким образом, по характерной взаимосвязи значений параметров, получают некоторые подмножества однородных значений p_s^2 , где s — номер подмно-

жества, для которого выполняется условие (2) и (или) (3), образующих кластер однородных значений технологических переменных, которые можно использовать в дальнейшем для получения ситуационных моделей, когда каждому подмножеству s ставится в соответствие индивидуальная модель [1, 13].

Подчеркнем, что рассмотренные процедуры можно итеративно повторять для каждого из полученных подмножеств однородных значений p_s^2 до тех пор, пока не будут достигнуты приемлемые коэффициенты корреляции (что в будущем обеспечивает высокий уровень адекватности модели), либо мощность подмножеств (и соответствующих интервалов времени, для которых идентифицируется ситуационная модель) не снизится до не приемлемых значений.

Краткая характеристика программного обеспечения для решения задач обработки данных

Для автоматизации рассмотренных методов подготовки данных средствами языка программирования Python разработаны программные модули (таблица).

По результатам работы в блоке 1 «Формирование стандартных таблиц данных» получают файлы в формате «*.xlsx» отдельно для данных технологических параметров и данных лабораторных анализов.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
		Дата и время создания образца	Отб.нефть из П1 в К2 (1). TIC1055. Температура продукта из печей.	Низ К-1. TI1005. Колонна К-1.	Низ К-1а. TI1006. Колонна К-1а.	Пар из К1 в КВО 1.2.3. PIC246. Давление.	Верх колонны К-1. PI245.	Отб.нефть из П1 в К2(2). TIC1056. Температура продукта из печей.	Нефть из П-1 в К-2 (II). TI1065	Нефть из П-1 в К-2 (I). TI1064
1										
2	max	2043-11-26 00:00:00	385.696	251.0669	251.1528	3.172083	3.102522	374.9944	374.9163	411.4187
3	min	2017-01-01 00:00:00	132.7926	87.72929	86.51841	1.489482	1.525994	130.4572	129.821	133.8091
4										

Рис. 2. Пример оформления таблицы границ вариации технологических параметров

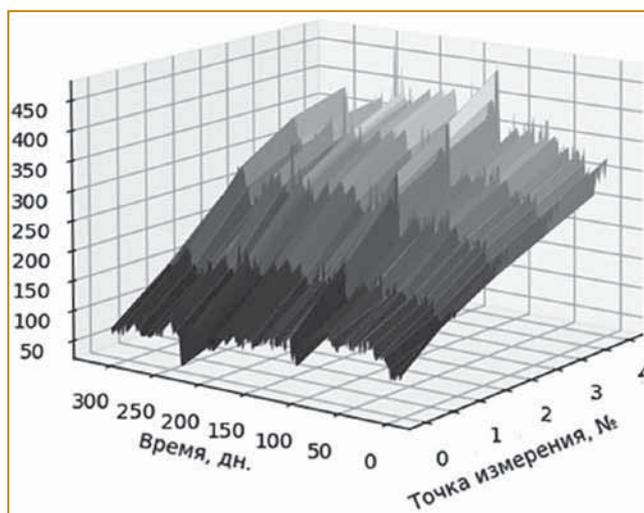


Рис. 3. Температурные профили вакуумной колонны установки АВТ, приведенные к одинаковому давлению

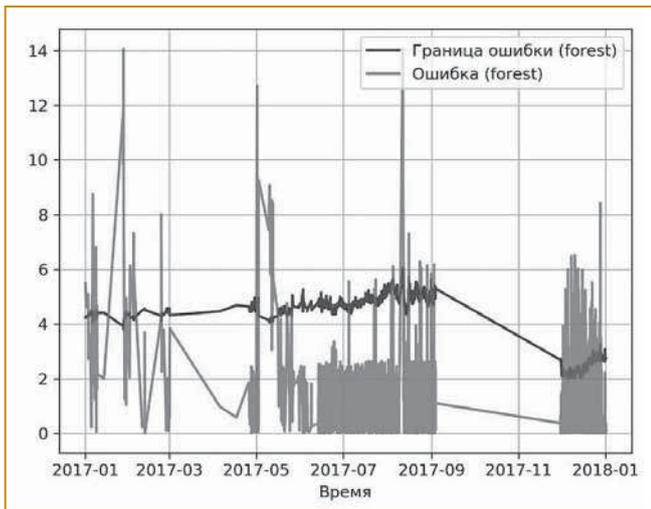


Рис. 4. Графики изменения невязки исходных данных и рассчитанных по КМ и предельного значения невязки

Для работы с функцией фильтрации данных по ограничениям параметров необходимо в файле Excel с заданной структурой таблицы указать максимальное и минимальное допустимое значение параметра по каждому столбцу (рис. 2).

По результатам обработки данных программным блоком 3 «Кластеризация данных по температурному профилю колонны» получают графическое представление температурного профиля для данных выборки. В качестве примера на рис. 3 представлен температурный профиль для вакуумной колонны установки АВТ. При этом значения температур для разных режимов пересчитываются к общему базовому давлению, в качестве которого может быть принято, например, давление верха колонны для первого измерения.

Дальнейшая обработка и анализ температурных профилей ведется блоком 5 «Анализ формы профиля температур». При этом назначаются границы температурного профиля, соответствующие условно стационарному (базовому) технологическому режиму, и автоматически формируют выборку с данными, соответствующими данному режиму, которые считают

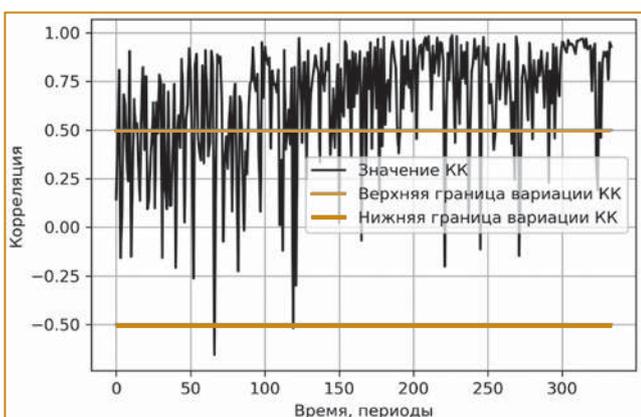


Рис. 5. График изменения коэффициента кросс-корреляции для температур соседних боковых погоней сложной ректификационной колонны

В наш век нескончаемых усовершенствований и преобразований единственное средство не быть позади других – это стремиться быть впереди всех.
И.Ф. Лихачёв

однородными. При этом исключаются режимы, для которых температурный профиль пересекает больше, чем один кластер.

Блок 4 «Фильтрация по значению невязки контрольной модели» позволяет получить КМ регрессионного типа для выбранных переменных, задать значение невязки, по которому будут отсеиваться данные и автоматически сформировать выборку однородных данных.

Программный блок позволяет представлять результаты в графической и табличной форме значения предсказания по модели, ошибки предсказаний (невязки), совмещенные графики сравнения расчетных значений по модели с данными выборки, а также графики изменения невязки модели. На рис. 4 представлен график изменения невязки модели и ее сравнение с предельным значением. Для областей, где значения невязки превышают допустимую величину, данные будут автоматически исключены из подмножества однородных данных. Подчеркнем, что удаленные значения также могут быть подвергнуты анализу с целью формирования отдельной группы однородных данных по своей КМ, соответствующей другому базовому технологическому режиму.

Блок 6 «Фильтрация данных по таблице кросс-корреляции» позволяет решать задачу, аналогичную блоку 4. Аналогом КМ являются значения парной корреляции между технологическими переменными. Пользователю предлагается определить длину временного интервала в пределах заданных ограничений, за который будут рассчитываться коэффициенты корреляции. После выполнения расчетов доступна функция просмотра графиков изменения значений кросс-корреляций и их сравнение с медианным значением ряда кросс-корреляций для всех рассчитанных интервалов тренда.

По результатам работы блока 6 будет сформирована таблица с данными, для которых значение парной корреляции для всех расчетных интервалов лежит в пределах допустимого отклонения от математического ожидания коэффициентов корреляции ряда.

Оценка эффективности предлагаемых методов обработки данных

Проиллюстрируем результат фильтрации данных по контрольной модели (блок 4) и коэффициенту кросс-корреляции (блок 6) на примере данных режимов работы сложной ректификационной колонны с боковыми погонями. Исходная выборка содержит данные работы колонны за один год с периодичностью записи значений 10 мин., всего 52560 значений.

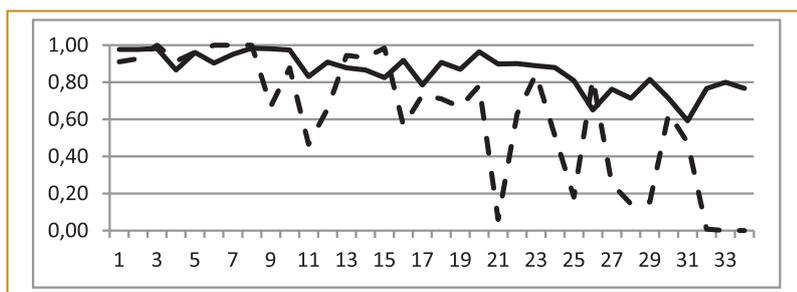


Рис. 6. График изменения среднего значения коэффициента кросс-корреляции для температур соседних боковых погонов (тип линии —) и плотности данных по выборке, удовлетворяющих условию фильтрации по КМ (тип линии - - -)

На рис. 5 представлено результат расчета коэффициента кросс-корреляции для температур соседних боковых погон T_1 и T_2 за период в одни сутки.

Для удобства анализа на рис. 6 показано изменение среднего значения коэффициента кросс-корреляции за 10 сут. (сплошная линия).

По той же группе данных была получена контрольная модель расчета температуры погона как функция $T_2 = F(T_1)$. На рис. 6 пунктиром представлено изменение плотности данных (в относительных единицах) в интервалах 10 сут., которые удовлетворяют условию фильтрации по предельному значению невязки исходных данных и рассчитанных по КМ, определяемой как N_f/N , где N_f — число данных которые удовлетворяют условию фильтрации (2), N — общее число данных на заданном временном интервале.

Можно заметить, что качество статистической информации начинает заметно снижаться примерно с 20 номеров отсчетов. Коэффициент корреляции между значениями графиков рис. 6, которые характеризуют рассматриваемые методы фильтрации, составляет 0,52, что по шкале Челдока соответствует умеренной связи. Соотношение среднего коэффициента корреляции и средней плотности данных (в%), прошедших фильтрацию, составляет для группы данных до номера 20 ... 0,92/83,48%, для группы данных с 20 номера — 0,78/33,61%.

Выводы

На основании рассмотренного примера можно сделать следующие выводы.

1. Рассмотренные процедуры фильтрации и кластеризации позволяют обеспечить формирование выборок, по которым возможно получение моделей расчета ПКП и ТЭП приемлемого качества.

2. Хорошая коррелированность результатов двух рассмотренных методов фильтрации подтвержда-

ет их эффективность, при этом каждый из них может использоваться либо раздельно, либо они могут использоваться в комплексе.

Список литературы

1. Веревкин А.П., Кирюшин О.В. Автоматизация технологических процессов и производств в нефтепереработке и нефтехимии. Уфа: УГНТУ. 2005. 71 с.
2. Дозорцев В.М., Ицкович Э.Л., Кнеллер Д.В. Усовершенствованное управление технологическими процессами (АРС): 10 лет в России // Автоматизация в промышленности. 2013. №1. С. 12-19.
3. Fortuna, L., Graziani, S., Rizzo A. and Xibilia M.G. Soft sensors for monitoring and control of industrial processes. 2007. London: Springer-Verlag.
4. Terrence Blevins, Willy K. Wojsznis, Mark Nixon. Advanced Control Foundation: Tools, Techniques and Applications. ISA. 2012. 556 p.
5. Орлова И.В., Половников В.А. Экономико-математические методы и модели: компьютерное моделирование. Уч. пособие. М.: 2007. 365 с.
6. Kadlec P., Gabrys B. and Strandt S. Data-driven soft sensors in the process industry. Computers and Chemical Engineering. 2009. Vol. 33. pp. 795-814.
7. Huynh N., Mahmassani H. S., Tavana H. Adaptive speed estimation using transfer function models for real-time dynamic traffic assignment operation // Transportation Research Record. (1783). 2002. p. 55-65.
8. Веревкин А.П., Калашиник Д.В., Хуснияров М.Х. Моделирование оперативного определения индекса расплава для управления процессом производства полиэтилена // Башкирский химический журнал. Уфа: УГНТУ. 2013. Т. 20. № 1.
9. Веревкин А.П., Матвеев Д.С., Хуснияров М.Х., Чикуров А.В. Построение математической модели трубчатой печи пиролиза для целей оптимизации режимов и диагностики прогаров змеевика // Нефтегазоведение. 2010. Т.8. №1. С. 70-73.
10. Дозорцев В.М. Компьютерные тренажеры для обучения операторов технологических процессов. М.: СИНТЕГ. 2009. 365 с.
11. Мирзаджанзаде А.Х., Хасанов М.М., Бахтизин Р.Н. Моделирование процессов нефтегазодобычи. Москва-Ижевск. 2004. 368 стр.
12. Веревкин А.П., Муртазин Т.М. Адаптация моделей для оперативного управления технологическими процессами по технико-экономическим показателям // Территория нефтегаз. 2016. №11. с. 14-19.
13. Ахметов С.А., Ишмияров М.Х., Веревкин А.П. и др. Технология, экономика и автоматизация процессов переработки нефти и газа: уч. пособие. под ред. Ахметова С.А. М.: Химия. 2005. 736 с.

Веревкин Александр Павлович — д-р техн. наук, проф.,

Денисов Сергей Валерьевич — канд. техн. наук, доцент кафедры АТПП,

Муртазин Тимур Мансурович — канд. техн. наук, доцент базовой кафедры автоматизации и электроэнергетики,

Устюжанин Константин Юрьевич — аспирант Уфимского государственного нефтяного технического университета.

E-mail: apverevkin@mail.ru, tm.murtazin@mail.ru, ustyuzhanin.ky@gmail.com

Поступило в редакцию 14.01.2019.

Принято к публикации 8.02.2019.