

ВИРТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗАТОР СЫРЬЕВЫХ ПОТОКОВ

А. В. Костенко, А. А. Мусаев, А. В. Тураносов

Рассматривается задача построения виртуального анализатора сырьевых потоков, предназначенного для исследования и визуализации результатов мониторинга качества сырья, поступающего на технологическую установку. Виртуальный анализатор выполнен в виде программного комплекса, отвечающего на аналитические запросы дежурной смены относительно текущих свойств сырья, достоверности получаемых анализов и ожидаемых изменений его свойств.

ВВЕДЕНИЕ. АНАЛИТИЧЕСКИЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ВИРТУАЛЬНЫЕ АНАЛИЗАТОРЫ

Современные системы оперативного управления промышленного производства характеризуются широким внедрением информационных технологий, ориентированных, в первую очередь, на сбор и хранение технологической информации, отражающей изменение состояния ТП. Высокопроизводительные мониторинговые системы позволяют собирать и накапливать огромные массивы многомерных взаимосвязанных данных, содержащих в себе ценный производственный опыт. Однако непосредственное использование накопленной информации связано с существенными трудностями, обусловленными ограниченными возможностями человеческого мозга по переработке многопараметрических цифровых массивов данных. Непосредственная визуализация указанных данных, облегчающая их восприятие, ограничена возможностью двухмерного проецирования. В связи с этим возникает острая необходимость в развитии аналитических информационных технологий, обеспечивающих глубокую математическую обработку больших объемов многопараметрических данных и отображение полученных результатов на плоскость содержательной интерпретации (т.е. в форме, доступной и удобной для непосредственного пользователя – технолога, начальника установки, оператора и др.).

Таким образом, аналитические информационные технологии предназначены для разрешения противоречий

между огромным объемом массивов данных, формируемых в процессе мониторинга состояния ТП, и возможностью человеческого мозга по их восприятию и аналоговой (качественной) переработке в интересах выработки управляющих технологических решений;

между возможностями современной прикладной (компьютерной) математики и крайне низким уровнем ее применения в интересах количественного анализа производственной ситуации и автоматизированной подготовки проектов технологических управлений.

Основные тенденции развития аналитических технологий были отражены в цикле публикаций [7-10]. Следует отметить, что техническая реализация автоматизированной аналитики может осуществляться в самых разнообразных формах и масштабах – от аналитических центров стратегического управления промышленным предприятием до локальных программных комплексов, используемых в качестве *виртуальных анализаторов* (ВА) ТП. Однако идеологически данные системы обеспечивают решение идентичных задач – извлечение из совокупности ретроспективных и текущих данных, полученных в процессе мониторинга состояния производства, дополнительных знаний, отражающих тенденции развития и взаимосвязи объектов управления. Иными словами, ВА следует рассматривать как функциональный элемент системы поддержки принятия решений,

предназначенный для повышения эффективности формируемых технологических управлений, и, как следствие, самого промышленного производства.

Концептуальные основы построения виртуальных анализаторов и их применения в системах мониторинга состояния и управления ТП были подробно описаны в [8].

В настоящей статье рассмотрен конкретный пример реализации промышленного ВА ориентированного на задачи углубленного мониторинга сырьевых потоков.

ВИРТУАЛЬНЫЙ МОНИТОРИНГ СЫРЬЕВЫХ ПОТОКОВ

Результаты анализов сырьевых потоков представляют собой важнейшую информацию, во многом определяющую дальнейший процесс управления ТП. Однако качество указанных анализов, проявляющееся в таких показателях, как полнота, достоверность и оперативность, как правило, оказываются недостаточными.

В частности, достоверность результатов анализов, получаемых средствами заводских лабораторий, во многом определяется человеческим фактором (опытом и добросовестностью лаборантов), особенностями отбора проб, состоянием лабораторного оборудования и т.п. Низкая пропускная способность лабораторий, в сочетании с относительной дороговизной лабораторных анализов, приводят к вынужденным ограничениям по полноте проводимых анализов. И, пожалуй, самым слабым звеном лабораторных анализов является их крайне низкая оперативность.

Применение on-line анализаторов существенно повышает оперативность контроля состояния материальных потоков, однако, как указывалось в [8], стоимость таких приборов весьма велика и составляет десятки и сотни тысяч \$. В связи с этим возможность по оснащению производства такими приборами оказывается весьма ограниченной, что неизбежно сказывается на полноте мониторинга. Кроме того, большинство поточных анализаторов требует регулярного высококвалифицированного (а, следовательно, и дорогостоящего) эксплуатационного обслуживания.

В связи с этим возникает альтернативный подход к решению проблемы совершенствования мониторинга сырьевых потоков, основанный на принципах виртуального анализа данных.

Будем различать две основные (в общем случае, взаимосвязанные) функции *виртуального анализатора сырьевых потоков* (raw stream analyzer, RSA): производственную и исследовательскую.

Производственная функция сводится к:

- визуализации текущего состояния сырьевого потока, отклонения указанного состояния от средних характеристик потока за выбранный интервал времени, а также от состояния на момент времени, соответствующий предшествующему лабораторному анализу;
- выявление отбраковка ошибочных (недостоверных) анализов;
- краткосрочное прогнозирование состояния сырьевого потока с целью формирования предупреждающих управлений;
- косвенный контроль за состоянием контрольно-измерительных средств.

Исследовательская функция RSA состоит в изучении динамических и статистических характеристик ретроспективных данных (накопленных в БД) с целью повышения эффективности технологического управления на основе обнаружения и анализа факторов влияния, скрытых тенденций развития, взаимосвязей технологических и внешних (экзогенных) параметров.

ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ СТРУКТУРА RSA

Функциональная структура анализатора сырьевых потоков, приведенная на рис.1, отражает основные операции, реализуемые программой RSA.

Содержательная информация (лабораторные анализы параметров сырья) поступают в БД в виде временной последовательности многомерных данных. Накопленные данные образуют в БД двумерную таблицу размера $\langle N:M \rangle$, где N – количество векторных наблюдений (число строк), M – количество параметров сырья (число столбцов). Содержащиеся в заводской БД данные не в полной мере отвечают требованиям системы обработки данных. В связи с этим, первичной функциональностью RSA является подсистема ввода и предварительной обработки данных, включающая в себя программы выбора и формирования рабочих массивов.

Основная функциональность RSA заключается в визуализации свойств сырьевых потоков, их описании и прогнозировании с учетом возможных аномалий и несоответствий наблюдений.

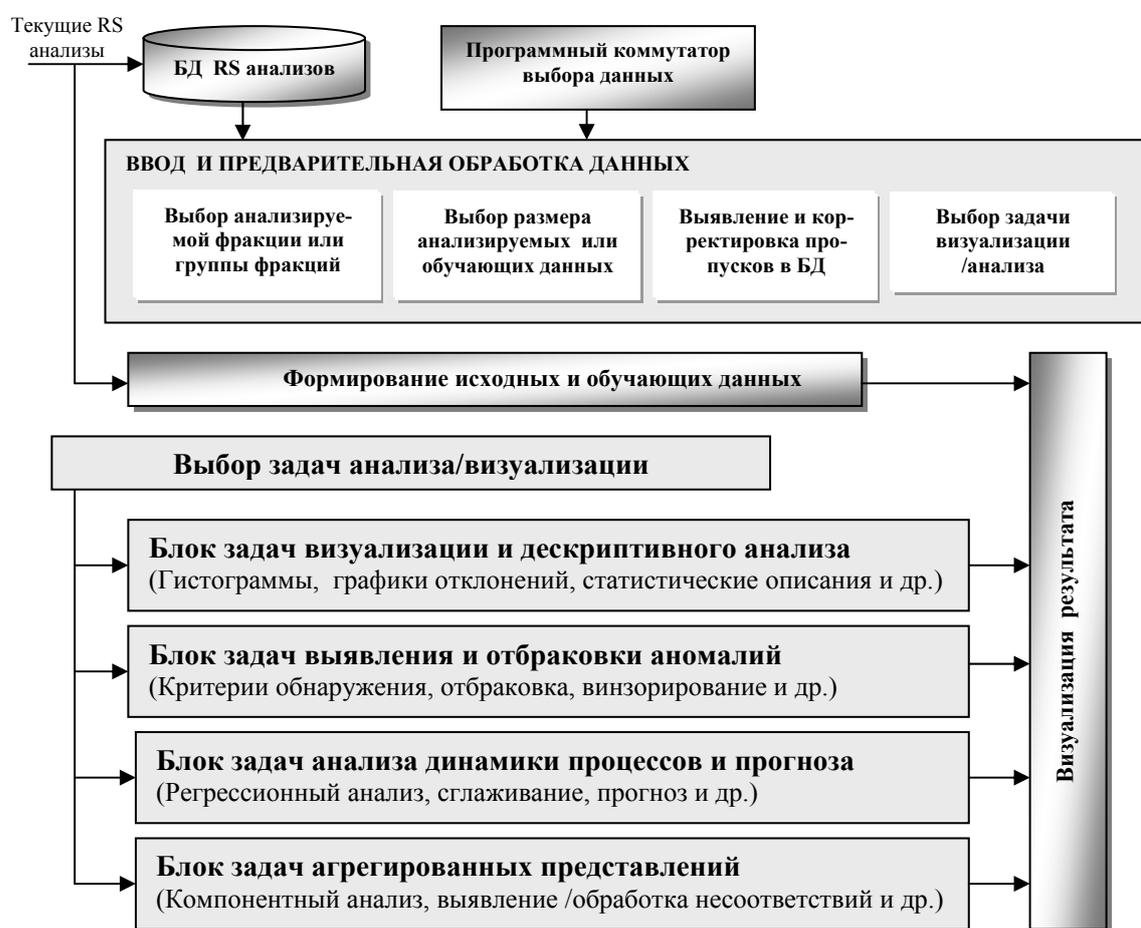


Рис.1. Функциональная структура анализатора сырьевых потоков

Переход к интеллектуализированному варианту ВА предполагает наличие второй очереди разработки, обеспечивающей дополнение представленной структуры блоком автоматизированной интерпретации результатов анализа. Структура данного блока приведена на рис. 2 и включает в себя интерпретатор и базу знаний анализов сырьевых потоков. При этом строится в форме надстройки над базой знаний, позволяющий сочетать возможности управления разнородными данными – числовыми и текстовыми. В текстовом фор-

мате представлены дескриптивные содержательные сведения, относящиеся к различным производственным ситуациям.

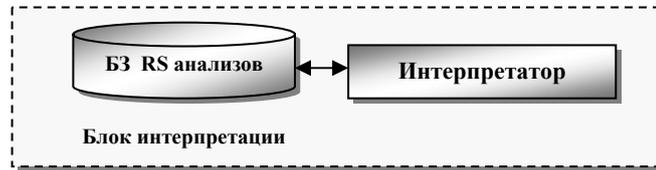


Рис. 2. Упрощенная функциональная структура блока интерпретации результатов виртуального анализа

Структурная схема программы виртуального анализатора сырьевых потоков приведена на рис. 3.



Рис. 3. Структурная схема программы виртуального анализатора сырьевых потоков

Решение задач над массивами оперативной и ретроспективной информации, выбранных средствами аналитических запросов, осуществляется набором процедур, реализующих различные алгоритмы интеллектуального анализа данных (Data Mining). Имена и краткие описания указанных процедур представлено в табл. 1.

Таблица 1. Основные процедуры RSA

Наименование	Функция
RSA_Integro	Основная программа, реализующая все функциональности RSA, а также ввод данных (из таблиц Excel или в текстовом формате) и диалоговый выбор задач.
RSA_Comm1	Выбор и формирование одномерных рабочих массивов данных
RSA_CommN	Выбор и формирование многомерных рабочих массивов данных
RepairLA	Восстановление пропущенных данных в исходных рабочих массивах методом аппроксимации или на основе канонических корреляций
RSA_Independ	Общий анализ попарной независимости фракций сырьевого потока
RSA_HypCor	Проверка статистической гипотезы о коррелированности двух случайных величин на основе t-критерия Стьюдента
t_stat_Student	Определение табличных значений t-статистики Стьюдента по числу степеней свободы $N=N(\text{наблюдений})-2$ и заданному уровню доверия $\alpha=0.95, 0.99, 0.999$
Table t_stat	Формирование и запись в память таблиц t-статистики Стьюдента
RSA_Anom3	Выявление аномальных измерений в одномерном массиве данных по критерию t_s , где t определяется выбранным уровнем доверия α
RSA_TreatAI	Коррекция аномальных измерений, ранее выявленных в одномерном массиве данных. Способы коррекции АИ: отбраковка, винзорирование, линейная аппроксимация
RSA_Anom095	Процедура выявления аномальных измерений в одномерном массиве данных для заданного уровня доверия $\alpha=0,95$
RSA_WinzAI	Винзорирование аномальных измерений
RSA_ExpFilt	Последовательное сглаживание одномерного случайного процесса на основе следящего экспоненциального фильтра.
RSA_ExpProgn 1	Одношаговый адаптивный прогнозирующий фильтр на основе экспоненциального фильтра с автоматическим выбором оптимального коэффициента передачи.
RSA_Holt	Прогнозирующий фильтр Хольта для модели линейного роста
RSA_Braun	Прогнозирующий фильтр Брауна для модели линейного роста
RSA_Kalman1	Последовательное сглаживание одномерного случайного процесса на основе следящего фильтра Калмана.
RSA_Descript	Дескриптивный статистический анализ одномерного ряда наблюдений
T_stat	Определение табличных значений t-статистики по числу измерений (степеней свободы) и заданному уровню доверия γ , используемой для интервальной оценки среднего
Q_stat	Определение табличных значений Q-статистики по числу измерений (степеней свободы) и заданному уровню доверия γ , используемой для интервальной оценки ско
RSA_HypIndep	Проверка независимости и стационарности одномерного ряда наблюдений на основе медианного критерия серий
RSA_CompAn	Компонентный анализ выборки M-мерных коррелированных случайных величин
RSA_AnomPC	Выявление несоответствий как аномалий в двумерном пространстве главных компонент
RSA_TruncG	Винзорирование несоответствий в двумерном пространстве главных компонент
RSA_KalmanPr	Одношаговый прогноз на основе фильтра Калмана
NormExp	Экспоненциальная нормализация одномерного массива
DeNormExp	Денормализация ранее экспоненциально нормализованного массива
RSA_NNData	Формирование обучающего массива для прогностической нейронной сети
RSA_NNStudy	Обучение прогностической нейронной сети
RSA_NNTest	Тестирование прогностической нейронной сети
RSA_NNProgn	Одношаговый прогноз на основе нейронной сети обратного распространения

ПРИМЕНЕНИЕ RSA

RSA, по существу, представляет собой ПК для комплексного анализа многомерных взаимосвязанных наблюдений, представленных в виде прямоугольного массива данных, строками которого являются измерения тех или иных исследуемых параметров, а столбцами сами параметры. Физическая природа собранных в массиве данных выявляется лишь на уровне интерпретации. Так, например, для анализа сырьевых потоков, в роли соответствующих параметров выступают результаты периодических физико-химических анали-

зов, проводимых средствами заводской лаборатории. При наличие on-line анализаторов, массив данных формируется путем последовательного считывания выходных результатов соответствующего прибора.

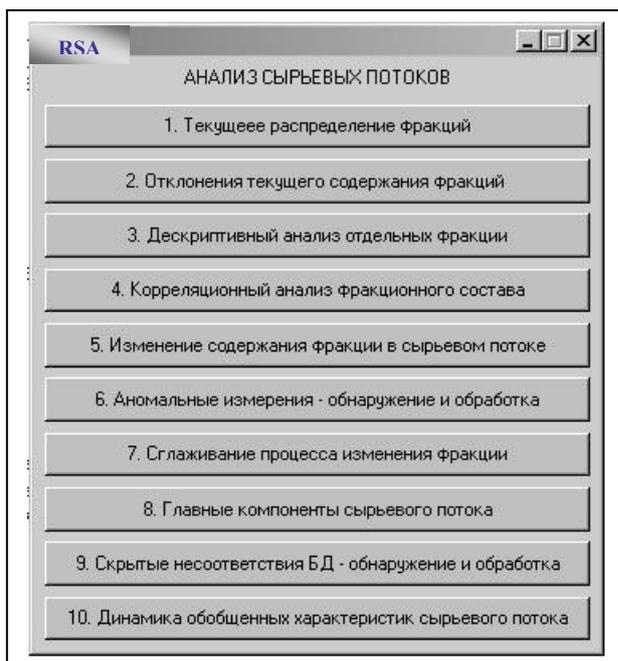


Рис.4. Внешний вид меню аналитических запросов

Выбор задачи осуществляется через меню, представляющее собой полный список решаемых RSA задач. Внешний вид меню аналитических запросов приведен на рис. 4. Выбор пункта меню приводит к формированию аналитического запроса, инициирующего решение активированной задачи. При этом для уточнения режимов решения отдельных задач могут формироваться обратные запросы к пользователю, реализуемые в диалоговой форме через соответствующие меню частных задач.

Ответ на аналитический запрос выводится в графическом окне в виде графиков и текстов.

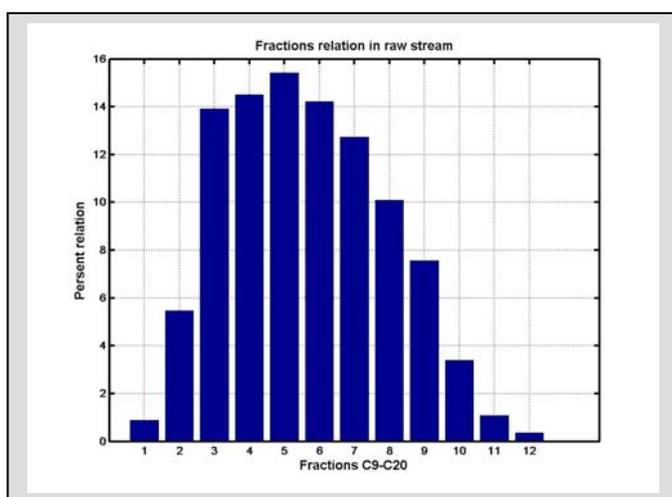


Рис. 5. Текущее распределение компонент (фракций) в общем сырьевом потоке

родов C_nH_{2n+2} , $n=9, \dots, 20$ (далее условно обозначаемые C9, ..., C20).

Запуск программы RSA приводит к обращению к базовой процедуре Integro, обеспечивающей загрузку в память компьютера всего массива исходных данных. При этом программа автоматически восстанавливает все пропущенные значения в массиве данных. В простейшем случае восстановление формируется на основе линейной или квадратичной аппроксимации. В более общем случае используется программа восстановления на основе канонических корреляций, описанная в [7].

Далее, в диалоговом режиме, через удобные для пользователя меню, осуществляется выбор решаемой задачи, интересующего параметра (для задач ориентированных на исследование свойств отдельных параметров сырьевого потока) и периода наблюдений. Последний выбор определяет объем используемых ретроспективных данных.

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ И ДЕСКРИПТИВНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ

Простейшими задачами визуализации является формирование графических окон, отображающих текущее распределение компонент в общем сырьевом потоке и отклонение текущего состава потока от предыдущего значения, либо от средних значений компонент на выбранном интервале памяти.

В качестве общего примера рассмотрим задачу анализа и визуализации свойств сырьевого потока, образованного смесью предельных углеводо-

На рис. 5. приведен пример визуализации текущего распределения компонент смеси (фракций) в общем сырьевом потоке.

В ряде случаев, в процессе корректирующего управления технологической установкой, для соответствующих должностных лиц важно наглядно видеть не только текущее распределение фракций, но и его динамические изменения. Иными словами, необходима визуализация отклонений текущих анализов от средних значений (усреднение выбирается в процессе диалога, например, по 100 последним анализам) и, что особенно важно, от результатов ближайшего предыдущего анализа. Соответствующие графики, формируемые по заданным аналитическим запросам, представлены на рис. 6, 7.

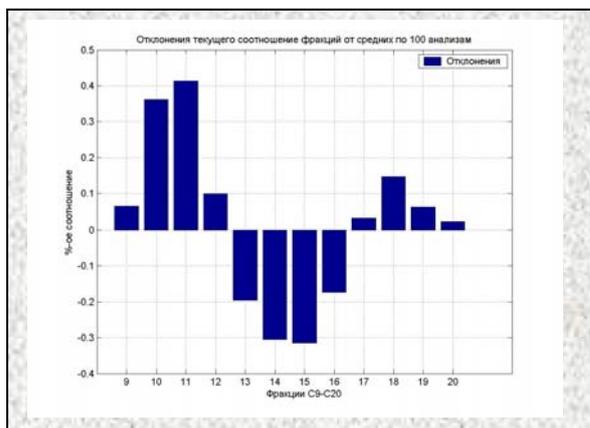


Рис. 6. Отклонения текущего распределения фракций от среднего на выбранном интервале

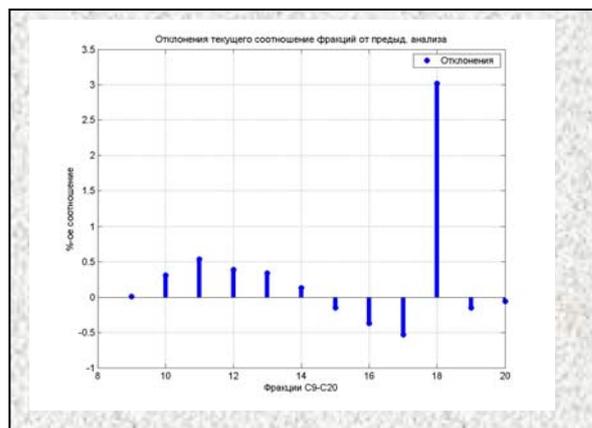


Рис. 7. Отклонения текущего распределения фракций от распределения на предыдущем анализе

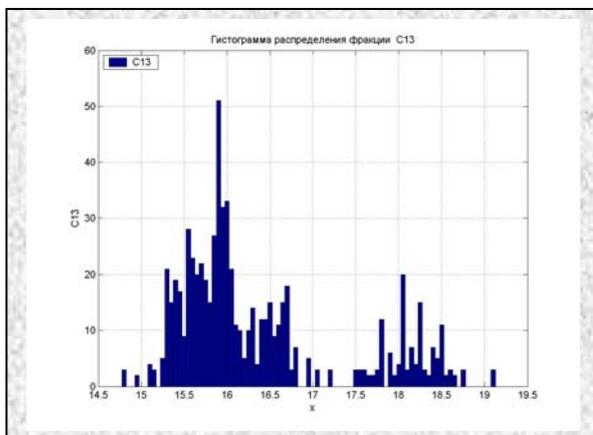


Рис. 9. Гистограмма плотности распределения наблюдений отдельной фракции

При осуществлении исследовательских функций, связанных с анализом свойств сырьевых потоков, оказывается крайне полезным иметь представление о статистических характеристиках последовательностей анализов отдельных фракций. В связи с этим, RSA позволяет получить полный статистический портрет соответствующих данных, формируемый средствами дескриптивного анализа. Результаты анализа выводятся в стандартные графические окна в виде текстовых экранных форм. В первом окне представлены основные моментные и порядковые характеристики, во втором – интервальные оценки

параметров положения и рассеяния, и также результаты проверок статистических гипотез о нормальности и стационарности рядов наблюдений на выбранном временном интервале (рис. 8).

При необходимости можно получить вид гистограммы плотности распределения наблюдений (анализов) изучаемой фракции. В качестве примера на рис. 10 приведена гистограмма плотности распределения наблюдений отдельной фракции C10, из которой хорошо видно наличие двух кластеров, возникающих в результате различных режимов работы предшествующей (сырьевой) установки. Для технолога это может означать целесообразность использования индикатора режимов, изменение значения которого указывает на необходимость введения корректирующего технологического управления.

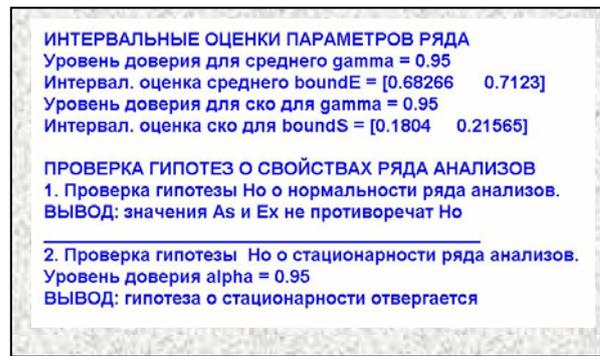
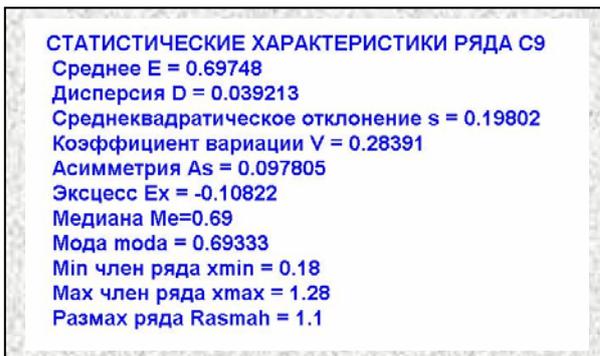


Рис. 8. Визуализация результатов дескриптивного анализа статистических свойств рядов наблюдений отдельных фракций

С точки зрения системы информационной поддержки, наличие кластеров указывает на целесообразность соответствующей дискриминации совокупности анализов в БД, используемых в качестве обучающих выборок в задачах прогнозирования и оптимизации режимов управления.

Заметим, что используемый RSA может быть доукомплектован соответствующими программами автоматической кластеризации и дискриминации данных.

АНАЛИЗ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ СВЯЗЕЙ

Исследование корреляционных связей между фракциями сырьевого потока (как и между технологическими параметрами) играет важную роль в задаче управления ТП. В частности, наличие слабых корреляционных связей (обычно, с коэффициентом корреляции менее 0,3-0,4) означает возможность манипулирования параметром без учета возможных влияний на слабосвязанные с ними факторы. С другой стороны, наличие сильных корреляционных связей (с коэффициентом корреляции 0,9-1) может привести к дестабилизации алгоритмов прогнозирования и управления в результате мультиколлинеарности исходных данных.

В связи с этим в RSA предусмотрен запрос («Корреляционный анализ»), позволяющий визуализировать факт наличия значимых корреляционных связей и оценить степень парной коррелированности различных фракций сырьевого потока. Соответствующие примеры для сырьевого потока C9-C20 представлены на рис. 11-12.

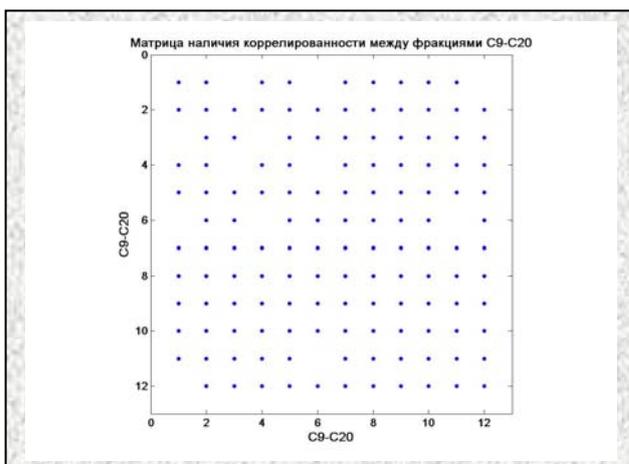


Рис. 11. Выявление значимых парных корреляций между компонентами сырьевого потока

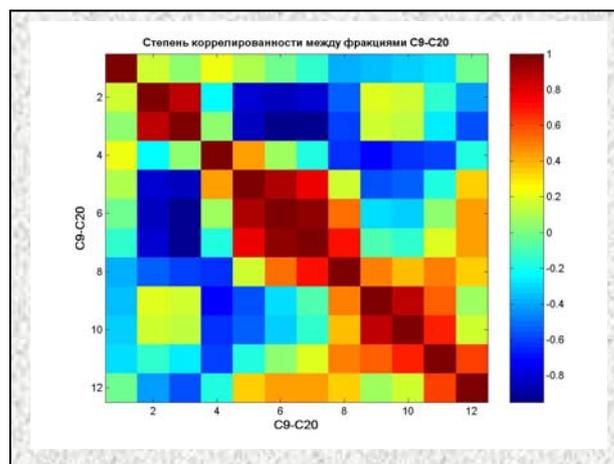


Рис. 12. Визуализация степени коррелированности между компонентами сырьевого потока

При этом проверка значимости коэффициента корреляции осуществляется методами проверки статистических гипотез на основе t-критерия Стьюдента. Критические значе-

ния критерия выбираются из таблиц распределения по заданному значению числа степеней свободы и выбранному уровню доверия α . Обычно в качестве α выбираются величины из ряда 0,95, 0,99, 0,997. По умолчанию используется критическое значение для

$\alpha = 0,95$. Превышение решающей статистикой $t = \frac{|r|\sqrt{(N-2)}}{\sqrt{1-r^2}}$ (где r – коэффициент корреляции, N – объем выборки) критического значения $t^*(\alpha)$ означает значимость данной парной корреляции. Данный факт отображается соответствующим индикатором, размещенным в квадратной матрице на пересечении строки и столбца, отвечающим паре исходных параметров (рис. 11).

Степень парной коррелированности анализов фракций отображается в виде цветной диаграммы вместе со шкалой, устанавливающей соответствие между окраской ячейки и степенью коррелированности параметров (рис. 12).

АНАЛИЗ ИЗМЕНЕНИЯ СВОЙСТВ СЫРЬЕВОГО ПОТОКА

В ряде случаев для технолога установки представляет интерес ретроспективный анализ динамических характеристик свойств сырьевого потока. Такой анализ позволяет оценить и скорректировать динамические свойства процесса управления, лучше понять структуру изменчивости свойств сырьевого потока и, тем самым, сформировать основу для упреждающего (прогностического) управления.

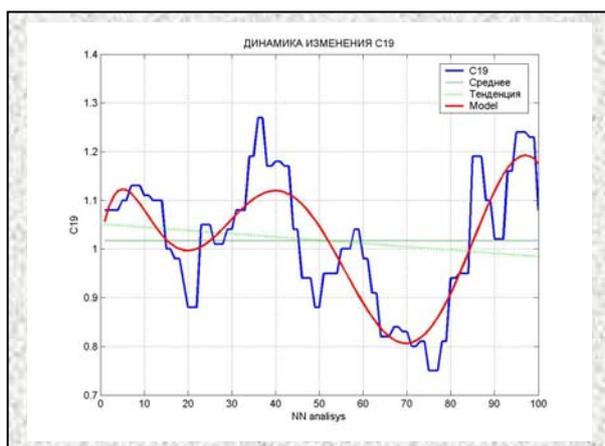


Рис. 13. Визуализация процесса и модели изменения содержания C19 в сырьевом потоке

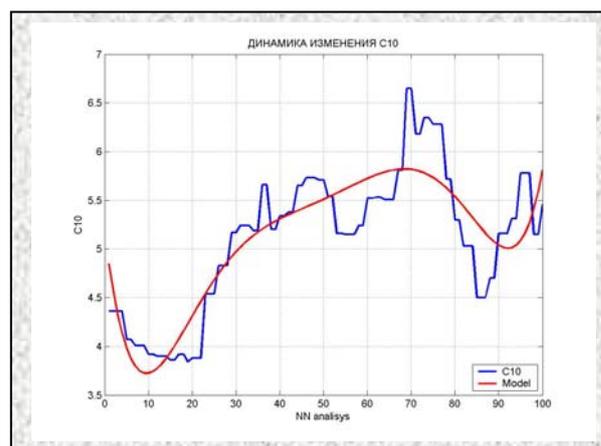


Рис.14. Визуализация процесса и модели изменения содержания C10 в сырьевом потоке

На рис. 13-14 приведены примеры графиков, реализующих визуализацию процессов изменения содержания отдельных фракций в сырьевом потоке и результатов их аппроксимации полиномиальными моделями 6-7 порядков на интервале наблюдения, соответствующему, приблизительно, одному месяцу (100 наблюдения, по три анализа в сутки). Кроме того, зеленым пунктиром изображена общая линейная тенденция содержания фракции в сырьевом потоке.

СГЛАЖИВАНИЕ ДАННЫХ

Сглаживание рядов наблюдений осуществляется с целью фильтрации случайных погрешностей анализов, позволяющей более наглядно выделять систематическую составляющую изменения содержания фракций. RSA располагает набором последовательных статистических, выбор которых осуществляется посредством диалогового окна.

В качестве основных фильтров предлагается использовать несложный экспоненциальный фильтр или обобщенный фильтр Калмана второго порядка. Однако при желании или необходимости можно вызвать и другие фильтры, имеющиеся в арсенале RSA – фильтры Брауна, Хольта, АРСС (*авторегрессии-скользящего среднего*). Математическое описание этих фильтров приведено, например, в [3, 5, 6].

Вывод осуществляется в виде двоянных графиков (рис. 15 – экспоненциальный фильтр, рис. 16 – калмановский фильтр).

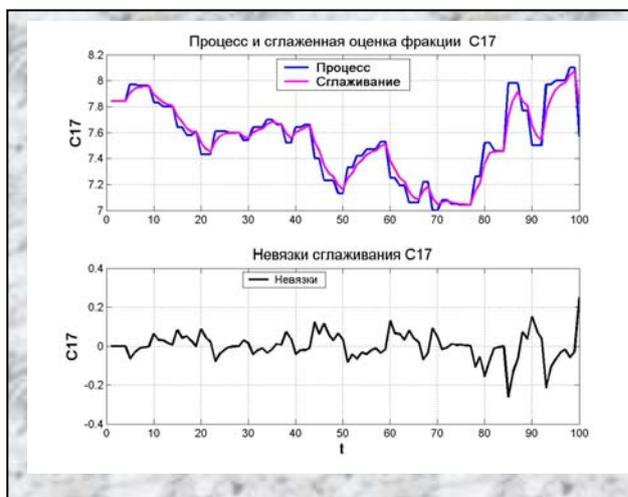


Рис. 15. Экспоненциальное сглаживание результатов анализа фракции С17

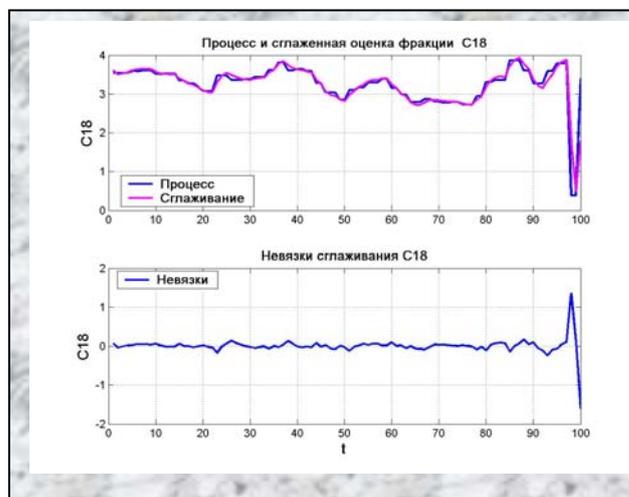


Рис. 16. Калмановское сглаживание результатов анализа фракции С18

На первом графике приводится процесс изменения содержания фракции и сглаживающая кривая, на втором – невязки сглаживания (разности между наблюдаемым и сглаженным значением). При желании (появляется диалоговое меню) имеется возможность оценить качество сглаживания путем полного дескриптивного анализа множества невязок. Результат выдается в дополнительных графических окнах в формах, идентичных представленным на рис. 8.

АГРЕГИРОВАНИЕ ДАННЫХ: ГЛАВНЫЕ КОМПОНЕНТЫ

Контроль состояния ТП, как и любого другого многомерного процесса со взаимосвязанными параметрами, представляет собой крайне сложную задачу даже для опытных операторов. Проблема состоит в ограниченной возможности восприятия человеческим сознанием многомерной информации, формируемой средствами мониторинга состояния ТП. Естественным решением возникшей проблемы является применение технологий сжатия данных, позволяющих редуцировать многомерные взаимосвязанные данные к двух- или трехмерному отображению, допускающему наглядную визуализацию на экране монитора.

Следует заметить, что операция сжатия или агрегации данных не лишена известных недостатков. В частности, применение процедуры сжатия неизбежно приводит к частичной потере информации, содержащейся в исходных данных. Однако, при корректной реализации данной процедуры потери не превышают 10-20%, что, с учетом наличия избыточности в данных, во многих случаях оказывается вполне приемлемым.

Более сложную проблему составляет переход в пространство обобщенных параметров, не всегда допускающее их наглядную физическую интерпретацию. Тем не менее, наличие обучающей выборки из ретроспективных данных позволяет сопоставить значения обобщенных параметров с различного рода отклонениями от номинальных режимов,

и, следовательно, допускает наглядное решение задач контроля состояния и диагностики состояния ТП.

Существует достаточно большое количество математических технологий сжатия и визуализации данных, определяемых выбором критерия информативности и формой задания исходных данных [1, 2, 4, 9]. Рассмотрим один из подходов к данной проблеме, основанный на переходе к обобщенным признакам $Z=\{z_{ij}, i=1,\dots,N, j=1,\dots,M1\}$. В качестве критерия сжатия будем использовать максимизацию доли суммарной вариабельности, содержащейся в исходной выборке данных $X=\{x_{ik}, i=1,\dots,N, k=1,\dots,M\}$, где N – количество векторных наблюдений, M – число параметров ТП, контролируемых системой мониторинга, $M1$ – число обобщенных признаков (параметров), полученных в результате применения процедуры сжатия данных. Данный подход, известный как компонентный анализ (или метод главных компонент) достаточно подробно описан, например, в [4].

Суть метода главных компонент состоит в формировании линейных форм

$$z_{ij} = \sum_{k=1}^M c_{ik} x_{ij}, \quad i = 1, \dots, N, \quad j = 1, \dots, M1, \quad M1 < M,$$

таких, что строки весовой матрицы $C = \{c_{ik}\}$ отвечают условию ортогональности, а ее значения ее элементов позволяют максимизировать количество информации $\text{Inf}(Z)$, содержащейся в обобщенных признаках (или главных компонентах) $\{z_{ij}\}$. Решение соответствующей вариационной задачи приводит к определению искомым коэффициентов главных компонент, как значениям собственных векторов, отвечающих наибольшим собственным числам ковариационной матрицы исходных данных $\Sigma = \text{cov}\{X\}$. Для их вычисления осуществляется решение матричного уравнения $\Sigma - \lambda I = 0$, где $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_M)$ – вектор собственных чисел матрицы ковариаций Σ .

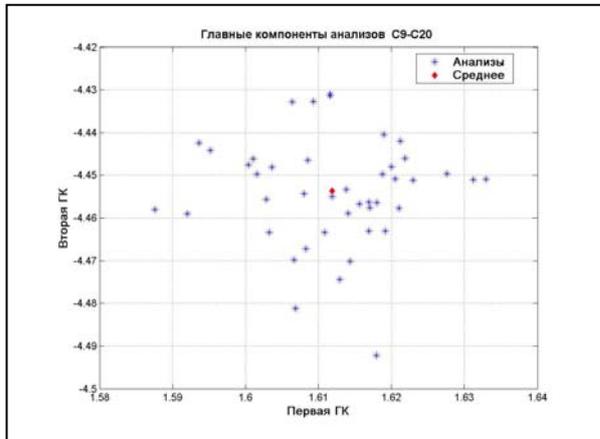


Рис. 17. Визуализация текущего распределения компонент (фракций) в общем сырьевом потоке

В RSA осуществляется с помощью запроса "Главные компоненты сырьевого потока". При этом на экран дисплея выводятся двумерные агрегированные представления заданного количества последних векторных наблюдений и их среднее значение. соответствующее отображение приведено на рис. 17.

Представление данных в пространстве главных компонент позволяет автоматически выявлять векторные наблюдения, содержащие внутренние корреляционные несоответствия. В отличие от аномальных наблюдений, соответствующие анализы могут не выделяться из ряда наблюдений по величине измерений, однако значения отдельных составляющих вектора наблюдений оказывается несогласованными между собой, противоречащими установившейся корреляционной структуре взаимосвязей. Наличие указанных несоответствий указывает либо на ошибки, допущенные в процессе анализа, либо служит чувствительным индикатором изменения режима работы установки. Выявление корреляционных несоответствий осуществляется с помощью запроса "Скрытые несоответствия БД – обнаружение и обработка". Соответствующий пример представлен на рис. 18.

Для получения представления о динамических свойствах главных компонент, отображающих временные изменения свойств сырья, используется запрос "Динамика изменения сырьевого потока". Пример визуализации динамики изменения главных компонент сырьевого потока приведен на рис. 19.

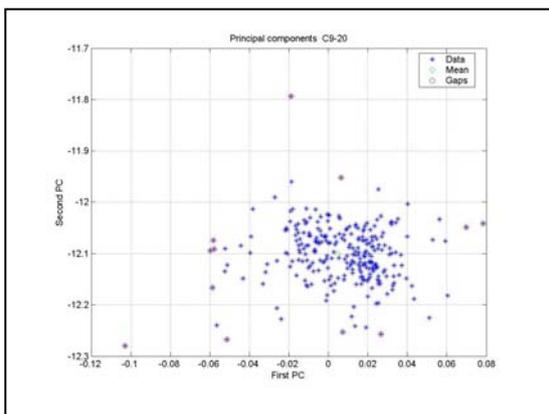


Рис. 18. Выявление несоответствий в пространстве главных компонент

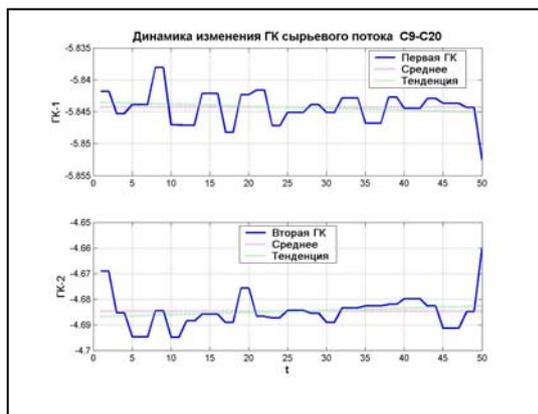


Рис. 19. Динамика эволюции главных компонент сырьевого потока

Следует отметить, что наличие трендов обобщенных параметров позволяет осуществить краткосрочный прогноз обобщенного состояния ТП, что создает основу для создания системы превентивного контроля и диагностики. В силу независимости главных компонент, прогноз может быть осуществлен последовательно, по каждой компоненте на основе простейших схем стохастической экстраполяции. В частности, программа предусматривает возможность реализации прогноза методами регрессионного анализа и калмановской фильтрации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Описанный в статье виртуальный анализатор свойств сырьевых потоков представляет собой программно-алгоритмический модуль, функционирующий в форме аналитической надстройки над любой заводской БД, содержащей сведения о результатах анализа сырьевых или иных материальных потоков.

Простейшая схема аналитических запросов позволяет использовать анализатор заводскими технологам или операторам, не имеющими специальной подготовки в области обработки данных. Для специалистов-исследователей предусмотрен более полный НМИ интерфейс, предоставляющий возможность дополнительной настройки анализатора по каждой из выбранных функциональностей.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрии: Учебник для вузов. – М.: ЮНИТИ, 1998. – 1022с.
2. Болч Б., Хуань К. Дж. Многомерные статистические методы для экономики/Пер. с англ. под. ред. С. А. Айвазяна. – М.: Статистика, 1979. – 317с.
3. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана - Бьюси // Пер. с нем. под ред. И.Е. Казакова. - М.: Наука, 1982 - 199с.
4. Дубров А. М. Компонентный анализ и эффективность в экономике: Учебное пособие. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 352с.
5. Ли Р. Оптимальные оценки, определение характеристик и управление//Пер. с англ. под ред. Я.З. Цыпкина. - М.: Наука, 1966.-176с.
6. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования. - М.: Статистика, 1979. – 254с.
7. Макшанов А.В., Мусаев А.А. Оптимизация управления ТП на основе многомерного статистического анализа. - «Автоматизация в промышленности», 2004, №7, с. 29-32.

8. Мусаев А.А. Виртуальные анализаторы: концепция построения и применения в задачах управления непрерывными технологическими процессами. - «Автоматизация в промышленности», 2003, №8, с. 28-33.

9. Мусаев А.А. Алгоритмы аналитического управления производственными процессами. - «Автоматизация в промышленности», 2004, №1, с. 30-35.

10. Мусаев А.А., Шерстюк Ю.М. Информационное хранилище промышленного предприятия: концепция системы хранения производственного опыта. - «Автоматизация в промышленности», 2004, №6, с. 12-15.

9. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности// Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Под ред. С.А. Айвазяна.- М.: Финансы и статистика, 1989.- 607с.