

3. Считываются данные тега;
4. В цикле происходит проверка считанных значений на правильность значений. Так как PI-сервер может помимо значений точек хранить и их статус (например, если не удалось получить значение или оно не правильного формата);
5. Если значение проходит проверку из пункта 4, то оно добавляется в массив результирующих значений. В противном случае пропускается;
6. Закрываются все ненужные ссылки.

Заключение

Таким образом, объединение двух систем дает ряд преимуществ:

- отпадает необходимость интеграции с разнородными системами завода, так как все данные хранятся в едином хранилище PI-сервера;
- широкое распространение PI System в нефтеперерабатывающей промышленности позволяет с легкостью переносить решения между заводами;
- использование встроенных механизмов безопасности данных позволяет отвечать современным требованиям;
- использование LabVIEW значительно снижает время разработки вычислительных алгоритмов, за счет использования стандартных математических библиотек.

Литература

1. Суранов А.Я. LabVIEW 8.20: справочник по функциям. -М.: ДМК Пресс, 2007.- 536 с.
2. П. Блюм LabVIEW: Стиль программирования. Москва.: ДМК Пресс, 2009. 400 с.
3. Рылов М.А. Программный комплекс для мониторинга и расчета показателей качества продукции в темпе с технологическим процессом. Сборник трудов 10 Международной научно-практической конференции «Инженерные, научные и образовательные приложения на базе технологий National Instruments - 2011», Москва 8-9 декабря 2011г. - М.: ДМК-пресс, 2011.
4. Официальный сайт компании National Instruments в России <http://www.labview.ru/>
5. Официальный сайт компании ООО «Индасофт» // <http://www.indusoft.ru>
6. Официальный сайт компании ООО «OSIsoft» // <http://www.osisoft.com>

Модель качества стабильного катализата на установке каталитического риформинга бензина

Рылов М.А., д.т.н. проф. Софиев А.Э.
МГТУ «МАМИ»
Rulmike@mail.ru

Аннотация. В статье рассматриваются вопросы построения модели качества стабильного катализата на установке каталитического риформинга бензина. Рассмотрен подход к сбору и предварительной обработке технологической информации. Приведены результаты моделирования для октанового числа стабильного катализата. Сделано сравнение результатов моделирования и лабораторных данных.

Ключевые слова: каталитический риформинг, модель качества, стабильный катализат, октановое число, факторный анализ, метод главных компонент.

Установка и процесс каталитического риформинга является обязательным звеном любого современного нефтеперерабатывающего завода. Назначение данного процесса – получение высокооктанового компонента автомобильных бензинов, ароматизированного концентрата для производства индивидуальных ароматических углеводородов и технического водорода в результате каталитических превращений бензиновых фракций.

Основные продукты процесса:

стабильный катализат – является компонентом высокооктановых бензинов, может применяться в качестве сырья блока выделения ароматического концентрата установки Л-35/6 и дальнейшей совместной переработки с катализатом Л-35/6 с целью дополнительной выработки бензола, толуола, сольвента;

водородсодержащий газ – выводится в заводскую сеть для дальнейшего использования на установках гидроочистки и гидрокрекинга;

углеводородный (топливный) газ, используется в качестве топлива в топливной сети.

В большинстве случаев оперативное управление технологическими процессами осуществляется на основе сбора и первичной обработки данных АСУТП, а также лабораторных анализов продукции. Зачастую, результаты анализов, получаемые средствами заводских лабораторий, не обладают необходимым уровнем полноты и оперативности (один раз в смену или даже в сутки). Отсутствие информации по качеству получаемых продуктов, соответствующей текущему режиму технологического процесса, а также отсутствие точных количественных соотношений для корректного управления процессом, вынуждает операторов поддерживать режимы, обеспечивающие большой запас по качеству продуктов.

Отсюда возникают задачи повышения полноты, оперативности и достоверности информационного обеспечения персонала путем создания и внедрения системы мониторинга и расчета в темпе с технологическим процессом показателей качества сырья и продукции, имитация поведения процесса при изменении различных входных условий и управлений.

Все эти задачи решаются построением математической модели объекта. Решение указанных задач возможно при использовании методов факторных преобразований, позволяющих получать уравнения общих взаимосвязей между измеряемыми переменными без их разделения на входные и выходные.

Подготовка и предварительная обработка данных

Исходными данными для построения математических моделей качества стабильного катализата являются значения показаний, периодически считываемых с установленных на объекте датчиков, а также значения анализов показателей качества продукции, выполняемых лабораторными методами.

На первом этапе было выделено 79 технологических переменных, которые способны оказать влияние на качество получаемой продукции. В первую очередь к ним относятся температуры, давления и расходы на входах и выходах и так же внутри аппаратов технологической схемы.

Затем был организован сбор данных с этих датчиков. Опрос датчиков выполняется с периодом один раз в минуту. Далее массив значений каждого датчика проходит контроль на замерзание, стабильность и наличие импульсных помех. Затем по полученным в течение заданного периода времени (10 - 15 минут) показаниям каждого датчика на основе медианного фильтра формируется одно текущее значение параметра. Полученные текущие значения используются далее при построении моделей.

Построение модели

Пусть технологический процесс характеризуется n контролируемыми технологическими переменными. Факторное преобразование (метод главных компонент в сочетании с ортогональной регрессией) позволяет перейти к пространству факторов, размерность которого k равна фактической размерности исходного пространства переменных (фактическому количеству независимых контролируемых и неконтролируемых входов), при этом получая $m=n-k$ уравнений взаимосвязей между исходными переменными:

$$[Ax^T = F^T]_k \quad [Bx^T = 0]_m$$

Коэффициенты преобразований A и B являются ортогональными собственными векторами ковариационной матрицы измеряемых переменных. Каждому собственному вектору соответствует собственное число λ , определяющее дисперсию фактора. Собственные числа

факторов, достаточно близкие к нулю, означают, что соответствующее выражение для фактора есть уравнение взаимосвязей для исходных переменных. Для расчета текущих значений редко измеряемых выходных показателей в реальном масштабе времени используются регрессионные выражения этих показателей через факторы:

$$Q^\lambda = F \cdot D, \quad (1)$$

где D – коэффициенты регрессии. Коэффициенты $D = \frac{1}{\lambda} FTQ$, где FTQ – матрица корреляций факторов режима и показателей качества по выборке.

Рассматривать метод главных компонент более подробно не будем т.к. он подробно изложен во многих источниках [1, 2, 3, 7]. Отметим лишь, что он позволяет существенно понизить размерность пространства исходных переменных. При этом значительно снижается уровень шума (т.е. влияние различных посторонних факторов на систему). Для выбора значения числа главных компонент обычно используется график, на котором объясненная дисперсия изображается в зависимости от числа главных компонент. Такой график для процесса каталитического риформинга приведен на рисунке 1. Для компьютерного расчета числа главных компонент можно воспользоваться соотношением.

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i \geq \gamma \sum_{i=1}^N \lambda_i, \quad (2)$$

Здесь λ_i – это собственные значения ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_N$), γ – доля объяснимой дисперсии.

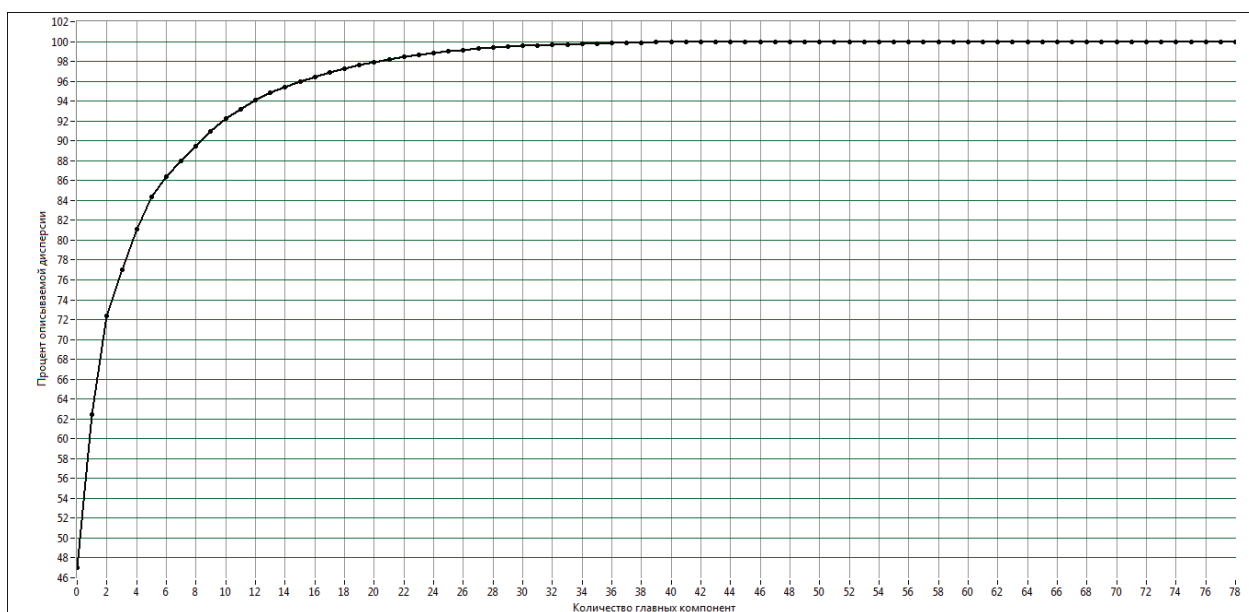


Рисунок 1. Объясненная дисперсия в зависимости от числа главных компонент

Из графика видно, что для объяснения 99% всех данных достаточно выбрать 26 главных компонент.

Результат моделирования значения октанового числа измеряемого по моторному методу для стабильного катализатора представлен на рисунке 2. На рисунке 3 представлена гистограмма распределения абсолютной ошибки между моделью и реальными данными. Необходимо отметить, что эти данные получены при имитации online моделирования процесса – т.е. в каждый момент времени модель строилась только на основе полученных ранее данных, и с приходом новых значений анализов из лаборатории происходило её повторное построение.

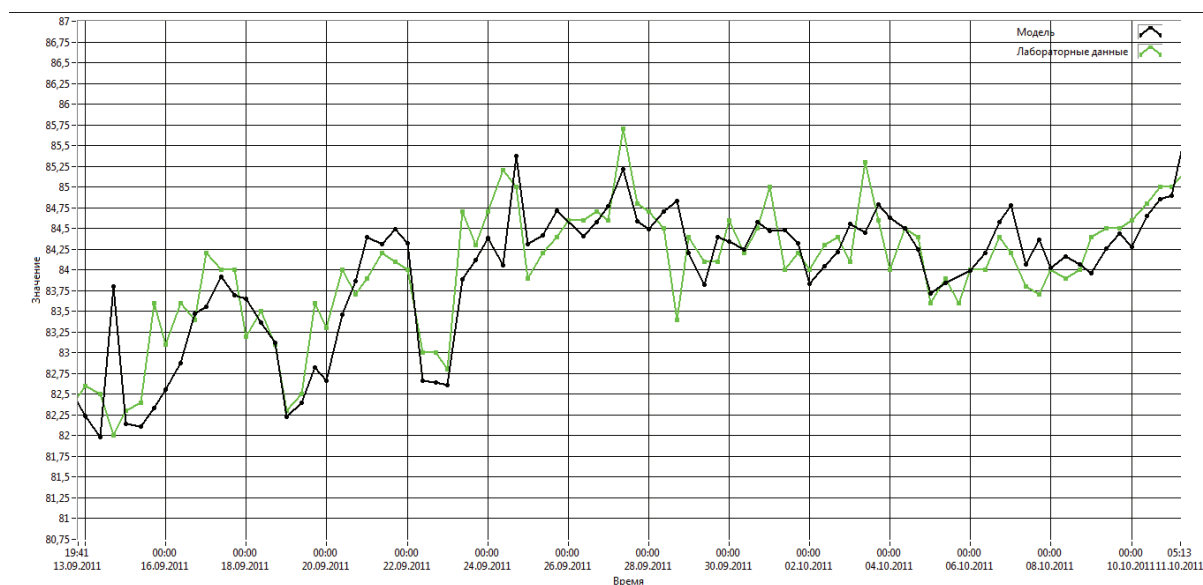


Рисунок 2. Октановое число стабильного катализатора

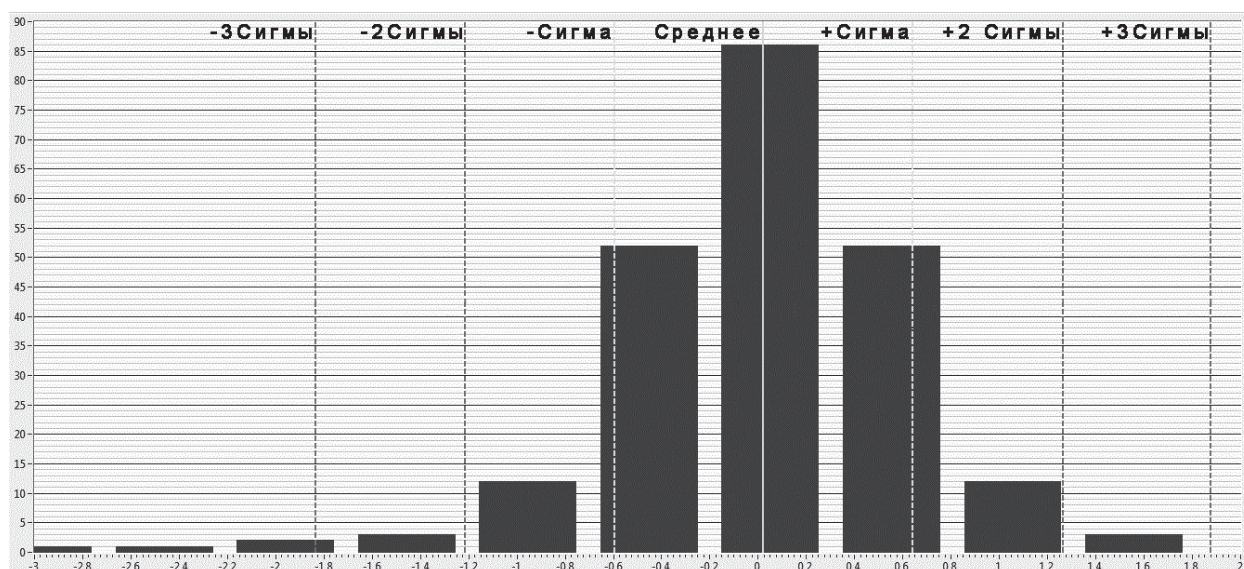


Рисунок 3. Распределения абсолютной ошибки между моделью и лабораторными данными

Показатели точности моделирования

Адекватность регрессионных моделей обычно оценивается при помощи по критерию Фишера, представляющему собой отношение среднеквадратического отклонения прогнозов от измерений к дисперсии измерений, взятых с соответствующими степенями свободы. Для моделей, применяемых для промышленных процессов, такой подход неприемлем по следующим причинам:

1. Принципиально нарушается основная предпосылка регрессионного анализа – измерение входных переменных без ошибок;
2. Дисперсия выполняемых анализов неизвестна, т.к. точность лабораторных анализаторов по ГОСТу оценивается через сходимость и воспроизводимость;
3. Определение дисперсии анализов практически невозможно в условиях высокой загрузки заводской лаборатории.

В связи с указанными причинами для оценки точности прогнозов используются показате-

тели, характеризующие взаимосвязь между прогнозируемыми и измеряемыми величинами, и показатели, позволяющие оценить пригодность модели для определенных целей, которыми могут быть контроль или управление технологическим процессом.

Оценка степени взаимосвязи прогнозируемых и измеряемых значений показателей качества выполняется на основе рассчитываемых значений среднеквадратичного отклонения прогнозов от анализов и коэффициента корреляции между ними.

Критерием оценки пригодности модели для целей контроля или управления является доля абсолютных отклонений прогнозов от анализов, превышающих критический порог. Доля отклонений считается в процентах к выполненным анализам.

Таблица 1

Показатели адекватности моделирования

Показатель	Значение
Среднее значение ошибки моделирования	0,02
Максимальная абсолютная ошибка	3,2
Дисперсия ошибки моделирования	0,36
СКО прогнозов от анализов	0,6
Корреляция анализов и прогнозов	0,86

Выводы

Сравнение расчетных данных полученных на основе модели и реальных измерений октанового числа стабильного катализа (рисунок 1), гистограмма распределения ошибки (рисунок 2) и данные из таблицы 1, позволяет судить о высокой степени адекватности модели. Таким образом, работая в режиме online, такая модель позволит операторам:

- повысить оперативность представления информации по качеству продукции (один раз в минуту);
- повысить достоверность информации, ввиду высокой адекватности модели;
- снизить нарушения по качеству продукции и повысить ее однородность.

Так же полученная математическая модель (см. формулу 1) технологического процесса (ТП) позволит в дальнейшем решать задачи оптимизации ТП. Экономическая эффективность внедрения достигается за счет повышения выходов целевых продуктов и снижения удельных материальных и энергетических затрат при обоснованном уменьшении выдерживаемого операторами запаса по качеству продуктов.

Литература

1. Анализ и прогноз временных рядов методом главных компонент/ Ефимов В.М., Галактионов Ю.К., Шушпанова Н.Ф. – Новосибирск: Наука. Сиб. Отделение, 1988.- 71с.
2. Ахназарова С.Л., Кафаров В.В. Методы оптимизации эксперимента в химической технологии: Учеб. пособие для хим.-технол. спец. вузов. -2-е изд., перераб. доп.-М.:Высш. шк., 1985.-327 с., ил.
3. Дубров А.М., Мхитарян В.С., Трошин Л.И. Многомерные статистические методы: Учебник. М.. Финансы и статистика, 2003.-352.. ил.
4. Леффлер Уильям Л. Переработка нефти.-2-е изд., пересмотренное / Пер. с англ.- М.:ЗАО «Олимп-Бизнес», 2004.- 224с.: ил. - (Серия «Для профессионалов и неспециалистов»).
5. Смирдович Е.В. Технология переработки нефти и газа. Ч. 2-я. Крекинг нефтяного сырья и переработка углеводородных газов. 3-е изд., пер. и доп. – М.: Химия, 1980 г. – 328 с., ил.
6. ГОСТ 511-82 Топливо для двигателей. Моторный метод определения октанового числа. 01.10.2001 переиздание с изм. 1.
7. Jonathon Shlens A Tutorial on Principal Component Analysis, Center for Neural Science, New York University, New York City, NY 10003-6603 and Systems Neurobiology Laboratory, Salk Insitute for Biological Studies La Jolla, CA 92037, 2009