05.11.16

АДАПТИВНЫЙ ВИРТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗАТОР В СИСТЕМЕ УСОВЕРШЕНСТВОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ

Д.А. Никитин, Д.Е. Цыбин, А.М. Хафизов, С.А. Мишин, А.Ф. Тайчинов, Э.М. Сафин

Филиал ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет», г. Салават

В данной статье рассматривается разработка адаптивного виртуального анализатора (ВА) показателей качества для проекта системы усовершенствованного управления Advanced Process Control (СУУТП, далее «АРС»). Построение моделей ВА произведено с помощью регрессионных методов по параметрам, влияющих в наибольшей степени на выброс монооксида углерода, содержание кислорода в дымовых газах, температуры змеевика. В качестве метода оценки моделей предложен векторный критерий, определяющий значения ширины окна ВА с наиболее оптимальными значениями коэффициента детерминации и среднеквадратичной ошибки. Интеграция моделей ВА в систему управления обеспечивает оптимизацию параметров работы с целью улучшения качественных и количественных показателей производимой продукции, а также позволяет существенно снизить затраты в области оборудования поточной аналитики.

Ключевые слова: виртуальный анализатор, регрессионный анализ, аппроксимация показаний, векторный критерий.

ВВЕДЕНИЕ

В современной нефтегазовой промышленности объём и качество производимого продукта во многом зависит от соблюдения целевых параметров технологического процесса. На данный момент большинство объектов по переработке углеводородов для определения показателей качества использует метод отбора проб с последующим анализом в лаборатории либо применяет оборудование поточной аналитики для определения содержания определённых химических элементов в продукции.

Описанные методы обладают рядом недостатков. Лабораторный анализ проб не смотря на высокую точность измерений как правило занимает достаточно большое количество времени, что приводит к неактуальности результатов по их прибытию [1].

Оборудование поточной аналитики, напротив, отражает изменение показаний в реальном времени, но при этом обладает высокой стоимостью и требует постоянного обслуживания квалифицированным персоналом.

Решением указанных проблем в методах оценки качества продукта является применение в системе управления технологическим процессом виртуальных анализаторов (ВА) [6]. Они представляют собой программно-алгоритмические комплексы по оценке текущих свойств исходного сырья и целевого продукта по математической модели. Как правило установка ВА на производственные объекты связана с интеграцией системы усовершенствованного управления (АРС) позволяющей осуществлять регулирование по показаниям ВА с целью повышения качества выходного продукта.

В качестве примера рассматривается технологический процесс печного блока установки изомеризации. Используемая на объекте цилиндрическая трубчатая печь радиально

конвекционного типа предназначена для высокотемпературного нагрева газосырьевой смеси для последующей переработки в реакторном блоке.

ВИРТУАЛЬНЫЕ АНАЛИЗАТОРЫ КАЧЕСТВА

Виртуальный анализатор представляет собой программный пакет, предназначенный для разработки схем измерений качества продуктов с помощью расчётов изменения косвенных параметров технологического процесса. Как правило, ВА используется для вычисления технологического параметра для управления замкнутым контуром [10]. Наибольший эффект ВА приносит в случае совместного использования с технологией оптимального многопараметрического управления [3-5].

Совместное использования ВА с поточным анализатором обеспечивает непрерывную оценку качества продукта без задержки. В случае отдельного использования, поточные анализаторы обладают рядом недостатков такими как большая задержка между измерениями либо перерывы между производимыми замерами. Основным плюсом совместного использования является возможность продолжить расчёт качества потока с помощью ВА при выходе поточного анализатора из строя или его калибровки [2].

Также ВА применяется в сочетании с механизмом обновления значений на основе данных лабораторного анализа. В этом случае параметры косвенных измерений виртуального анализатора подвергаются корректировке с учётом результатов лабораторного анализа [7]. Таким образом обеспечивается подстройка ВА под изменения технологического процесса. Данная схема может служить заменой поточного анализатора продукта в случае невозможности технической реализации либо в целях экономической эффективности (рис. 1).

Рис. 1. Программный пакет RQE для автономной работы

Функциональная составляющая программного пакета представлена широким разнообразием возможностей использования. Программа способна осуществлять импорт, отображение и статистический анализ наборов значений технологических параметров, применяемых в моделировании [9].

Построение моделей косвенных измерений производится путём определения входных параметров для расчёта, выбора типа модели, оценки модельных параметров и проверки на корректность. Данные операции могут быть выполнены как автоматическим, так и в ручном режиме, что существенно сокращает временные затраты на построение, но при этом сохраняет возможность тонкой настройки [7].

Процедура обновления виртуальных анализаторов даёт пользователю возможность проверки и настройки различных опций модели прогнозирования на основании данных с приборов или результатов лабораторного анализа.

АДАПТИВНЫЙ ВИРТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗАТОР

Разрабатываемый виртуальный анализатор является адаптивным, работает по методу «движущегося окна». Принцип работы разрабатываемого адаптивного ВА основан на разбиении интервала наблюдения во времени от 1 до N на интервал инициализации и интервал работы виртуального анализатора. Длина интервала инициализации равна значению ширины окна виртуального анализатора.

Рис. 2. Принцип работы адаптивного виртуального анализатора

На основе k -ой обучающей выборки:

$$A_k = \{Y_k, X_k\} \quad (1)$$

где $Y_k = \begin{pmatrix} y_{k-h+1} \\ \vdots \\ y_k \end{pmatrix}_{h \times 1}$ – матрица h наблюдений выходной

переменной; $\tilde{X}_k = \begin{pmatrix} X_{k-h+1} \\ \vdots \\ X_k \end{pmatrix}_{h \times 1}$ – матрица h измерений

входных переменных; h – длина обучающей выборки, строится регрессионная модель методом робастной регрессии с параметрами:

$$\hat{B}_k^h = \{\hat{a}_k, \hat{b}_{1,k}, \dots, \hat{b}_{m,k}\}. \quad (2)$$

Затем полученная модель используется для прогнозирования значения выходной переменной $\hat{y}_{k+1|\hat{B}_k^h}$ по полученным значениям входных переменных $\{x_{k+1,1}, \dots, x_{k+1,m}\}$:

$$\hat{y}_{k+1|\hat{B}_k^h} = \hat{b}_{0,k} + \sum_{i=1}^m \hat{b}_{i,k} x_{k+1,i} \quad (3)$$

При получении истинного значения выходной переменной y_{k+1} , рассчитывается ошибка прогнозирования значения моделью:

$$E_{k+1} = y_{k+1} - y_{k+1|\hat{B}_k^h} \quad (4)$$

После того как ошибка прогнозирования была рассчитана, в обучающую выборку A виртуального анализатора включают $(k+1)$ наблюдение и исключают $(k+1-h)$ наблюдение выходной и входных переменных:

$$A_{k+1} = \{Y_{k+1}, X_{k+1}\}, \quad (5)$$

где $Y_{k+1} = \begin{pmatrix} y_{k+2-h} \\ \vdots \\ y_{k+1} \end{pmatrix}_{h \times 1}$; $X_{k+1} = \begin{pmatrix} x_{k+2-h,1} & \dots & x_{k+2-h,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k+1,1} & \dots & x_{k+1,m} \end{pmatrix}_{h \times m}$

Рассчитываются параметры регрессионной модели для новой обучающей выборки $\hat{B}_{k+1}^h$ и выполняется последовательность действий, описанная выше.

В ходе процесса, получая $(k, \dots, N)$ наблюдения выходной и входных переменных, получим вектор ошибок прогнозирования:

$$E^h = \{E_k^h, E_{k+1}^h, \dots, E_N^h\} \quad (6)$$

Показателем качества адаптивного виртуального анализатора примем среднеквадратическую ошибку [18], вычисляемую по формуле:

$$\bar{E}^h = \frac{\sum_{i=k}^N (E_i^h)^2}{N - k + 1} \quad (7)$$

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ВИРТУАЛЬНОГО АНАЛИЗАТОРА

Виртуальный анализатор проводит непрерывный косвенный расчёт показателя качества исходя из параметров технологического процесса [12].

Для идентификации входных переменным виртуального анализатора выполним аппроксимацию показаний датчиков из OPC-сервера с целью получения регрессионной зависимости [20]:

Рис. 3. Аппроксимация показаний с датчика давления топливного газа к основным горелкам PIRCA11304, для получения регрессионной зависимости

Рис. 4. Аппроксимация показаний с датчика температуры газовой смеси TIRA12102_1, для получения регрессионной зависимости

Рис. 5. Аппроксимация показаний с датчика давления газосырьевой смеси PIRA11310, для получения регрессионной зависимости

Рис. 6. Аппроксимация показаний с датчика температуры дымовых газов печи TIRSA12103_1, для получения регрессионной зависимости

Рис. 7. Аппроксимация показаний с датчика давления топливного газа PIRC11301, для получения регрессионной зависимости

Рис. 8. Аппроксимация показаний с датчика топливного газа к пилотным горелкам давления PIRC11302, для получения регрессионной зависимости

По сформированной выборке, содержащей входные переменные для определения концентрации СО в дымовых газах, получена структура модели ВА, включающая характерные для печи нелинейности вида насыщения по входам, связанным с давлением, расходом, температурой на входе и выходе [16].

Таким образом, входами ВА являются следующие технологические переменные:

- X1 – давление топливного газа, кгс/см²;
- X2 – температура газовой смеси, °C;
- X3 – давление газосырьевой смеси, кгс/см²;
- X4 – температура дымовых газов, °C;
- X5 – температура перевала печи, °C.

Аппроксимированные, а также преобразованные переменные для концентрации CO Y_{CO} , входов X_1 , X_2 , X_3 , X_4 , X_5 имеют соответственно вид:

$$\begin{aligned} \theta(Y_{CO}) &= 0,001 \cdot Y_{CO} - 0,7555; \\ \Phi_1(X_1) &= -0,0002 \cdot X_1 + 0,59; \\ \Phi_2(X_2) &= -0,00003 \cdot X_2^2 + 0,0051 \cdot X_2 - 264,82; \\ \Phi_3(X_3) &= -0,00005 \cdot X_3 + 3,24; \\ \Phi_4(X_4) &= 0,0003 \cdot X_4^2 - 0,0663 \cdot X_4 + 579,74; \\ \Phi_5(X_5) &= 0,00008 \cdot X_5^2 - 0,0051 \cdot X_5 + 764,82; \end{aligned} \quad (8)$$

С использованием имеющейся промышленной выборки и структуры уравнения (8) построена модель ВА по концентрации монооксида углерода CO в дымовых газах:

$$Y_{CO} = 18271,64 - 0,612 \cdot X_1 + 72,675 \cdot X_2 - 0,752 \cdot X_3 - 573,495 \cdot X_4 - 319,774 \cdot X_5 - 0,428 \cdot X_2^2 + 2,595 \cdot X_4^2 + 5,016 \cdot X_5^2. \quad (9)$$

Аналогично была проведена аппроксимация переменных для ВА содержания O_2 в дымовых газах, температуры змеевика печи.

Входами ВА концентрации O_2 в дымовых газах являются следующие технологические переменные:

X_1 – давление дымовых газов в дымоходе печи, кгс/см²;

X_2 – давление топливного газа в основных горелках, кгс/см²;

X_3 – температура перевала печи, °C;

X_4 – температура дымовых газов, °C;

X_5 – расход топливного газа, кг/ч.

$$\theta(Y_{O_2}) = 0,0023 \cdot Y_{O_2} - 2,3467;$$

$$\Phi_1(X_1) = 0,00047 \cdot X_1^2 - 0,0062 \cdot X_1 + 0,49; \quad (10)$$

$$\Phi_5(X_5) = 0,00053 \cdot X_5^2 - 0,0623 \cdot X_5 + 0,98.$$

Модели остальных датчиков в уравнении (8), следовательно, получим:

$$Y_{O_2} = 14463,22 - 121,482 \cdot X_1 - 13,615 \cdot X_2 - 350,778 \cdot X_3 - 4943,328 \cdot X_4 - 1143,828 \cdot X_5 + 11,195 \cdot X_1^2 + 5,502 \cdot X_3^2 + 22,368 \cdot X_4^2 + 9,731 \cdot X_5^2. \quad (11)$$

Входами ВА температуры змеевика являются следующие технологические переменные:

X_1 – температура потоков на выходе из печи, °C;

X_2 – расход топливного газа, кг/ч;

X_3 – температура перевала печи, °C;

X_4 – температура дымовых газов, °C;

X_5 – температура входного потока газосырьевой смеси в печи, кг/ч;

X_6 – давление входного потока газосырьевой смеси в печи.

$$\theta(Y_T) = 0,783 \cdot Y_T - 18,261;$$

$$\Phi_1(X_1) = 0,0731 \cdot X_1^2 - 11,2452 \cdot X_1 + 28,49; \quad (12)$$

$$\Phi_5(X_5) = 0,1683 \cdot X_5^2 - 42,376 \cdot X_5 + 652,35;$$

$$\Phi_6(X_6) = -7,362 \cdot X_6^2 + 39,347 \cdot X_6 - 109,42.$$

Модели остальных датчиков в уравнениях (8, 10), следовательно, получим:

$$Y_T = 2135,8 - 511,266 \cdot X_1 - 0,7956 \cdot X_2 - 0,0651 \cdot X_3 - 1,2701 \cdot X_4 - 534,1201 \cdot X_5 + 50,2516 \cdot X_6 + 0,3268 \cdot X_1^2 + 0,0068 \cdot X_2^2 + 0,0011 \cdot X_3^2 + 0,0057 \cdot X_4^2 + 0,2149 \cdot X_5^2 - 9,4023 \cdot X_6^2. \quad (13)$$

Следовательно, модели ВА могут быть идентифицируемы на основе предоставленных промышленных данных с учетом 10 % погрешности измерения выхода.

Рис. 9. Результат наложения данных модели на исторические лабораторные данные содержания CO в дымовых газах

Рис. 10. Результат наложения данных модели на исторические лабораторные данные содержания O_2 в дымовых газах

Рис. 11. Результат наложения данных модели на исторические лабораторные данные содержания O_2 в дымовых газах

Построенные модели соответствуют ключевым параметрам необходимым для регулирования технологического процесса с помощью виртуальных анализаторов. Модели сохраняют возможность подстройки в случае изменения режима в реальном времени, что способствует улучшению качества регулирования [15].

ВЫБОР ОПТИМАЛЬНОЙ ШИРИНЫ ОКНА МОДЕЛИ

Различным значениям ширины окна виртуального анализатора соответствует различные значения среднеквадратической ошибки. Поэтому возникает необходимость выбора значения оптимальной ширины окна [19].

Можно заметить, что, выбирая оптимальную ширину окна только по какому-то одному из известных критериев, будет получен виртуальный анализатор, у которого ошибка прогнозирования будет удовлетворять требованиям, а коэффициент детерминации не будет удовлетворять, и наоборот [14].

Поэтому для адаптивного виртуального анализатора предложен векторный критерий (свертка критериев):

$$\tilde{J} = \sum_{p=1}^P K_p \cdot J_p$$

(14)

где $J = \begin{bmatrix} J_{RMSE} & J_{R^2} & J_{\hat{B},h} \end{bmatrix}$ – матрица значений критериев ошибки прогнозирования, изменчивости параметров и критерия соответствия промышленным данным (коэффициента детерминации) от ширины окна виртуального анализатора;

$K = \begin{bmatrix} K_{RMSE} & K_{R^2} & K_{\hat{B},h} \end{bmatrix}$ – вектор весовых коэффициентов критериев, показывающих, какой из критериев наиболее важен при выборе оптимальной ширины окна виртуального анализатора.

На рисунке 12 представлены графики изменения значения векторного критерия от ширины виртуального анализатора по концентрации монооксида углерода (CO) в дымовых газах, при условии, когда критерий ошибки прогноза, критерий коэффициента детерминации и критерий изменчивости параметров в одинаковой мере учитываются при выборе оптимальной ширины окна виртуального анализатора [16].

В таблице 1 представлены значения ширины окна виртуального анализатора по концентрации монооксида углерода (CO) в дымовых газах из векторного критерия и значения среднеквадратичной ошибки и коэффициента детерминации адаптивного виртуального анализатора, соответствующие оптимальной ширине окна [13].

Рис. 12. Значение векторного критерия от ширины окна виртуального анализатора по концентрации монооксида углерода (CO) в дымовых газах

Табл. 1. Оптимальная ширина окна, среднеквадратичная ошибка и коэффициент детерминации по векторному критерию

Монооксид углерода (CO) в дымовых газах	
Оптимальная ширина окна h_j	510
Среднеквадратичная ошибка $RMSE$	0.0014992
Коэффициент детерминации R^2	0.79857

На рисунке 2 представлено сравнение среднеквадратичной ошибки и коэффициента детерминации для ширины окна виртуальных анализаторов по концентрации монооксида углерода (CO) в дымовых газах, используемой на практике и выбранной по критериям оптимальности и векторному критерию.

Из рисунка 2 видно, что векторный критерий выбора оптимального значения ширины окна выбирает значение ширины окна виртуального анализатора, при котором достигается компромисс между ошибкой прогнозирования и мерой соответствия регрессионной модели данным.

ПРОГРАММНОЕ ИСПОЛНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ВИРТУАЛЬНЫХ АНАЛИЗАТОРОВ

Программная реализация ВА производится с помощью специального программного обеспечения Honeywell Profit SensorPro (рис.14-15). Для данного проекта используется демонстрационная версия, предоставленная на безвозмездной основе.

Profit Sensor Pro производит анализ данных и является средством для создания надежных моделей для прогнозирования хода технологического процесса. Также организует онлайн приложения, программных средств, виртуальных анализаторов, датчиков [13].

Вся программа пошагового тестирования разрабатывается исходя из требований минимального вмешательства в производственный процесс;

оптимальные величины шагов определяются на основе данных предварительного тестирования.

По завершении пошагового тестирования проводится обработка данных и строятся модели, описывающие зависимости CV от MV и DV в форме передаточных функций. Эти модели проверяются инженером-разработчиком системы на динамическом симуляторе, встроенном в инструментарий создания APC-приложений Honeywell Profit Design Studio.

В процессе моделирования воспроизводились наиболее распространённые ситуации, возникающие при производственном процессе: изменения по качеству продукции, изменения по объёму загрузки установки, воздействия внешних возмущений.

Рис. 14. Результат построения ВА в Profit Sensor Pro

Виртуальные анализаторы показателей качества продуктов, как правило, требуют периодической подстройки по данным лабораторного контроля.

Рис. 15. Перечень ВА в главном окне PSOS

Profit SensorPro обеспечивает построение нелинейных моделей и зависимостей между параметрами технологического процесса с помощью метода наименьших квадратов. Структура модели

определяется введённым пользователем уравнением [13-14].

Для работы с Profit SensorPro пользователю не требуется обладать дополнительными квалификациями и знаниями в области построения ВА и моделирования. Пользовательский интерфейс позволяет производить предварительные статистические модели, в тоже время содержит в себе дополнительную информацию для последующей оценки ВА экспертом и возможной корректировки по данным лабораторного анализа [13]. Установка ВА на APC-сервер проводится перед тестовым запуском системы управления технологическим процессом (рис. 8).

Виртуальные анализаторы показателей качества продуктов, как правило, требуют периодической подстройки по данным лабораторного контроля.

Подстройка ВА реализуется путем ввода результата лабораторного анализа соответствующего продукта в специальный интерфейс подстройки ВА, реализованный в PSOS, после чего система автоматически вычисляет соответствующую поправку и вносит ее в математическую модель ВА.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Виртуальные анализаторы качества зарекомендовали себя как наиболее современные методы реализации моделей прогнозирования, благодаря которым появилась возможность существенно повысить качество производимого продукта при снижении потребления сырья, сократить выбросы вредных веществ в атмосферу с целью соблюдения экологических требований, а также сократить неоправданные потери в ходе производства.

Рис. 16. Экономический эффект применения виртуальных анализаторов системы усовершенствованного управления

Наложение моделей на исторические данные показало приемлемую точность, из чего можно сделать вывод, что разработанные модели будут приближены к реальным условиям эксплуатации. При этом сохранена возможность редактирования моделей в процессе тестирования.

В процессе построения моделей в качестве метода их оценки и определения ширины окна ВА предложен

векторный критерий, объединяющий преимущества известных критериев оценки модели, находящий компромисс между величиной ширины окна и ошибкой прогнозирования, а также мерой соответствия регрессионной модели данным.

В качестве перспектив применения программного комплекса ВА в системах управления технологическим процессом можно рассмотреть применение моделей в совокупности с многопараметрическим контроллером, обеспечивающим регулирование процесса в соответствии с заданными параметрами модели прогнозирования.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Асатрян, С.Р. Использование технологий «клиент-сервер» для организации управления производством / С.Р. Асатрян. – М.: Графика, 1999. – 114 с.
2. Верекин, А.П. Реализуемость систем «продвинутого» управления и обеспечения безопасности на производствах ТЭК // Нефтегазовое дело. – 2014. – № 12-2. – С. 133-139. – Режим доступа: http://ngdelo.ru/files/old_ngdelo/2014/2/ngdelo-2-2014-p133-139.pdf.
3. Брюханов, В.Н. Автоматизация производства. / В.Н. Брюханов. – М.: Высшая школа, 2005. – 367 с.
4. Фёдоров, Ю.Н. Порядок создания, модернизации и сопровождения АСУТП / -М.: Инфра-Инженерия, 2011. – 576 с.
5. Капустин, Н. М. Автоматизация производственных процессов в машиностроении: Учеб. для вузов / Под ред. Н. М. Капустина. — М.: Высшая школа, 2004. — 415 с. — ISBN 5-06-004583-8.
6. Любанова, Т.П. Стратегическое планирование на предприятии / Т.П. Любанова. – М.: МАИ, 2008. – 165 с.
7. Шишмарев Ю.В. / Основы автоматического управления: учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – М.: Издательский центр «Академия», 2008. – 352 с.: ил.
8. Емельянов, А.И. Проектирование систем автоматизации технологических процессов/А.И. Емельянов, О.В. Капник. – М.: Энергоатомиздат, 1983. – 400 с.
9. Ключев, А.С. Проектирование систем автоматизации технологических процессов: Справочное пособие/ А.С. Ключев, Б.В. Глазов, А.Х. Дубровский, А.А. Ключев; Под ред. А.С. Ключева. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Энерго-атомиздат, 1990. – 464 с.: ил.
10. Сотскова Е.Л., Головлева С.М. / Основы автоматизации технологических процессов переработки нефти и газа : учебник для студ. учреждений сред. проф. образования. — М.: Издательский центр «Академия», 2014. — 304 с.: ил.

11. Сковорцов, А.В. Автоматизация управления жизненным циклом продукции: Учебник для студентов учреждений высшего профессионального образования / А.В. Сковорцов, А.Г. Шхиртладзе, Д.А. Чмырь. – М.: ИЦ Академия, 2013. – 320 с

12. Виноградов, В. М. Автоматизация технологических процессов и производств. Введение в специальность. Учебное пособие / В.М. Виноградов, А.А. Черепашин. – М.: Форум, Инфра-М, 2014. – 192 с.

13. Корреляция, корреляционная зависимость // Математическая статистика для психологов. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://statpsy.ru/correlation/correlation/>

14. Hans C. Article Navigation // Biometrika, Vol. 4, No. 96, Dec 2009. – pp. 835-845.

15. Luiz Mountinho, Graeme Hutcheson. The Sage Dictionary of Quantitative Management Research. London: Sage, 2011. – 224-227 pp.

16. John Fox S.W. Robust Regression, October 2013. – pp. 1-16.

17. Petr Kadlec, Ratko Grbic, Bogdan Gabrys. Review of adaptation mechanisms for data-driven soft sensors // Computers and Chemical Engineering, No. 35, 2011. – pp. 5-7.

18. Среднеквадратическая ошибка модели // StatSoft. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://statistica.ru/glossary/general/srednekvadraticeskaya-oshibka/>

19. Дисперсия, среднеквадратичное (стандартное) отклонение, коэффициент вариации // statanaliz.info. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://statanaliz.info/metody/opisanie-dannyx/11-dispersiya-standartnoe-otklonenie-koeffitsient-variatsii>

Никитин Дмитрий Александрович – студент, бакалавр, Уфимский государственный нефтяной технический университет (филиал) ФГБОУ ВО УГНТУ, тел. 8(34763)25729, e-mail: nikitinanina1941@yandex.ru.

Цыбин Дмитрий Евгеньевич – студент, бакалавр, Уфимский государственный нефтяной технический университет (филиал) ФГБОУ ВО УГНТУ, тел. 8(917)7485436, e-mail: operationflashpoint96@gmail.com.

Хафизов Алик Мусаевич – доцент, к.т.н., Уфимский государственный нефтяной технический университет (филиал) ФГБОУ ВО УГНТУ.

Мишин Сергей Александрович – студент, бакалавр, Уфимский государственный нефтяной технический университет (филиал) ФГБОУ ВО УГНТУ.

Тайчинов Альберт Фагимович – студент, бакалавр, Уфимский государственный нефтяной технический университет (филиал) ФГБОУ ВО УГНТУ.

Сафин Эльдар Маратович – доцент, к.ф.-м.н., Уфимский государственный нефтяной технический университет (филиал) ФГБОУ ВО УГНТУ.

Ширина окна	Применяется на практике, h_0	По критерию ошибки прогнозирования, h_{RMSE}	По критерию коэффициента детерминации, h_{R^2}	По критерию изменчивости параметров, $h_{\hat{b},h}$	По векторному критерию, h_j
Значение	120	220	690	720	510
$RMSE$	0.0024359	0.0018735	0.0013657	0.0016218	0.0014992
R^2	0.23663	0.55104	0.87859	0.72112	0.79857

Рис. 13. Сравнение оптимальной ширины окна, среднеквадратичной ошибки и коэффициента детерминации виртуального анализатора по концентрации монооксида углерода (СО) в дымовых газах

Рис. 2. Принцип работы адаптивного виртуального анализатора

ADAPTIVE VIRTUAL ANALYZER IN ADVANCED PROCESS CONTROL

D.A. Nikitin, D.E. Tsybin, A.M. Khafizov, S.A. Mishin, A.F. Taichinov, E.M. Safin

Ufa State Petroleum Technological University branch, Salavat

Abstract – This article discusses the development of adaptive virtual analyzers (VA) of quality indicators for the project of the advanced control system Advanced Process Control (SUUTP, hereinafter referred to as "APC"). The construction of VA models was carried out using regression methods for the parameters that affect to the greatest extent the emission of carbon monoxide, the oxygen content in the flue gases, and the coil temperature. As a method for evaluating models, a vector criterion is proposed that determines the values of the VA window width with the most optimal values of the determination coefficient and the root-mean-square error. Integration of VA models into the control system ensures optimization of operating parameters in order to improve the qualitative and quantitative indicators of manufactured products, as well as significantly reduce costs in the field of flow analytics equipment.

Index terms: virtual analyzer, regression analysis, approximation of readings, vector criterion.

REFERENCES

1. Asatryan, S.R. The use of client-server technologies for the organization of production management / S.R. Asatryan. - M.: Graphics, 1999. – 114 p.
2. Verevkin, A.P. Feasibility of systems of "advanced" management and security in the production of fuel and energy complex // Oil and Gas Business. - 2014. - No. 12-2. - S. 133-139. - Access mode: http://ngdelo.ru/files/old_ngdelo/2014/2/ngdelo-2-2014-p133-139.pdf.
3. Bryukhanov, V.N. Production automation. / V.N. Bruchanov. - M.: Higher school, 2005. – 367 p.
4. Fedorov, Y.N. The order of creation, modernization and maintenance of the process control system / - M.: Infra-Engineering, 2011. - 576 p.
5. Kapustin, N.M. Automation of production processes in mechanical engineering: Textbook. for universities / Ed. N. M. Kapustina. - M.: Higher school, 2004. – 415 p. - ISBN 5-06-004583-8.
6. Lyubanova, T.P. Strategic planning at the enterprise / T.P. Lyubanov. - M.: MAI, 2008. – 165 p.
7. Shishmarev Y.V. / Fundamentals of automatic control: a textbook for students of higher educational institutions. - M.: Publishing Center "Academy", 2008. - 352 p.: ill.
8. Emelyanov, A.I. Design of automation systems for technological processes / A.I. Emelyanov, O. V. Kapnik. - M.: Energoatomizdat, 1983. – 400 p.
9. Klyuev, A.S. Design of automation systems for technological processes: Reference book / A.S. Klyuev, B.V. Glazov, A.Kh. Dubrovsky, A.A. Klyuev; Ed. A.S. Klyuev. - 2nd ed., Rev. and add. - M: Energo-atomizdat, 1990. – 464 p.: ill.
10. Sotskova E.L., Golovleva S.M. / Basics of automation of technological processes of oil and gas processing: a textbook for students. institutions of environments. prof. education. - M.: Publishing Center "Academy", 2014. - 304 p: ill.
11. Skvortsov, A.V. Automation of product lifecycle management: A textbook for students of institutions of higher professional education / A.V. Skvortsov, A.G. Skhirtladze, D.A. Chmyr. - M: ITs Academy, 2013. – 320 p.
12. Vinogradov, V.M. Automation of technological processes and production. Introduction to the specialty. Textbook / V.M. Vinogradov, A.A. Cherepakhin. - M: Forum, Infra-M, 2014. – 192 p.
13. Correlation, correlation dependence // Mathematical statistics for psychologists. [Electronic resource]. - Access mode: <http://statpsy.ru/correlation/correlation/>
14. Hans C. Article Navigation // Biometrika, Vol. 4, No. 96, Dec 2009. – pp. 835-845.
15. Luiz Mountinho, Graeme Hutcheson. The Sage Dictionary of Quantitative Management Research. London: Sage, 2011. – 224-227 pp.
16. John Fox S.W. Robust Regression, October 2013. – pp. 1-16.
17. Petr Kadlec, Ratko Grbic, Bogdan Gabrys. Review of adaptation mechanisms for data-driven soft sensors // Computers and Chemical Engineering, No. 35, 2011. – pp. 5-7.
18. Root mean square error of the model // StatSoft. [Electronic resource]. - Access mode: <http://statistica.ru/glossary/general/srednekvadratcheskaya-oshibka/>
19. Dispersion, root-mean-square (standard) deviation, coefficient of variation // statanaliz.info. [Electronic resource]. - Access mode: <https://statanaliz.info/metody/opisanie-dannyx/11-dispersiya-standartnoe-otklonenie-koeffitsient-variatsii>

Nikitin Dmitry Aleksandrovich - student, bachelor, Ufa State Petroleum Technical University (branch), tel. 8(34763)25729, e-mail: nikitinanina1941@yandex.ru.

Tsybin Dmitry Evgenievich - student, bachelor, Ufa State Petroleum Technical University (branch), tel. 8(917)7485436, e-mail: operationflashpoint96@gmail.com.

Mishin Sergey Aleksandrovich - student, bachelor, Ufa State Petroleum Technical University (branch).

Taichinov Albert Fagimovich - student, bachelor, Ufa State Petroleum Technical University (branch),

Safin Eldar Maratovich - Associate Professor, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Ufa State Petroleum Technical University (branch).

Khafizov Alik Musaevich - Associate Professor, Candidate of Technical Sciences, Ufa State Petroleum Technical University (branch).