

УДК 661.832; 66.012-52

DOI: 10.15593/2224-9397/2021.1.02

Р.Ю. Дадиомов¹, А.Г. Шумихин², Д.К. Корнилицин²¹ ООО "Спутник-2", Пермь, Россия² Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
Пермь, Россия

ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ВИРТУАЛЬНОГО АНАЛИЗАТОРА ОСТАТОЧНОЙ ВЛАЖНОСТИ КСИ ПОСЛЕ ПЕЧИ КИПЯЩЕГО СЛОЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

Виртуальные анализаторы (ВА) широко применяются в задачах контроля показателей качества технологических процессов. Во многих случаях существует проблема адекватности используемой в структуре ВА математической модели на всем пространстве состояний технологического процесса. В приведенной работе исследуется возможность определения существующих устойчивых состояний процесса (режимов) на основе исторических данных о технологических параметрах и выбора одной из ряда моделей в структуре ВА в зависимости от текущего режима работы технологической установки. **Цель:** повышение точности работы виртуального анализатора остаточной влажности КСИ после стадии сушки в печи кипящего слоя (КС) путем введения в его структуру алгоритма учета режима работы технологической установки. **Результаты:** исследованы тренды технологических параметров процесса сушки; выделены параметры, определяющие режим работы технологической установки; проведен кластерный анализ оценок математических ожиданий значений этих параметров. В результате определены два режима работы аппарата КС. Для каждого из найденных режимов обучена статистическая модель, определяющая зависимость влажности на выходе аппарата КС от значений технологических параметров процесса. Разработан алгоритм учета режима, который осуществляет идентификацию режима в зависимости от текущих значений технологических параметров, сделан выбор соответствующей режиму модели. Проведен вычислительный эксперимент по оценке и сравнению работы ВА без алгоритма учета режима в своей структуре и ВА с встроенным алгоритмом учета режима и рядом статистических моделей. Использование алгоритма учета режима в структуре ВА уменьшило показатель среднеквадратической ошибки результата работы ВА на 16 % и таким образом существенно повысило точность работы ВА. **Практическая значимость:** результаты исследования использованы при разработке виртуального анализатора остаточной влажности КСИ после стадии сушки в печи КС на калийном предприятии. Они позволяют определить режимы работы аппарата КС и повысить точность определения показателя качества процесса сушки, что делает возможным более точное управление процессом. В дальнейшем разработанный подход может использоваться, например, для определения режимов технологического процесса, характеризующихся необходимостью вывода оборудования в ремонт и оптимизации графика техобслуживания.

Ключевые слова: хлористый калий, сушка, кипящий слой, виртуальный анализатор, модель регрессии, кластеризация, режимы процесса.

R.Yu. Dadiomov¹, A.G. Shumikhin², D.K. Kornilitsin²

¹ООО "Sputnik-2", Perm, Russian Federation

²Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

INCREASING THE ACCURACY OF THE VIRTUAL ANALYZER OF RESIDUAL MOISTURE AFTER THE KCL FLUIDIZED BED DRYER USING CLUSTER ANALYSIS

Virtual analyzers (VA) are widely used in the tasks of quality control of technological processes. In many cases, there is a problem of the adequacy of the mathematical model used in the structure of VA on the entire space of states of the technological process. The work investigates the possibility of determining the existing stable states of the process (modes) based on historical data on technological parameters and choosing one of several models in the VA structure, depending on the current operating mode of the technological unit. **Purpose:** improving the accuracy of the virtual analyzer of residual moisture of KCl after the drying stage in a fluidized bed (FB) by introducing into its structure an algorithm for taking into account the operating mode of the technological unit. **Results:** the trends of technological parameters of the drying process were investigated, the parameters that determine the operating mode of the technological unit were identified, a cluster analysis of estimates of the mathematical expectations of the values of these parameters was carried out. As a result, two operating modes of the FB apparatus have been identified. For each of the found modes, a statistical model was trained, which determines the dependence of the humidity at the outlet of the FB apparatus on the values of the technological parameters of the process. A mode accounting algorithm has been developed, which identifies the mode depending on the current values of technological parameters and selects the model corresponding to the mode. A computational experiment has been carried out to evaluate and compare the operation of the VA without an algorithm for taking into account the mode in its structure and for the VA with the built-in algorithm for accounting for the mode and a number of statistical models. The use of the algorithm for accounting for the mode in the structure of the VA reduced the indicator of the mean square error of the result of the VA operation by 16 %, and, thus, significantly increased the accuracy of the VA operation. **Practical significance:** the results of the study were used in the development of a virtual analyzer of residual moisture KCl after the stage of drying in a FB dryer at a potash enterprise. They allow determining the operating modes of the FB apparatus and increasing the accuracy of determining the quality indicator of the drying process, which makes it possible to more accurately control the process. In the future, the developed approach can be used, for example, to determine the modes of the technological process, characterized by the need to take equipment for repair and optimize the maintenance schedule.

Keywords: neural network architecture, neural network technologies, automation of control and information processing, adaptive training complexes.

Введение

Производственные технологические процессы (ТП) часто характеризуются неполнотой знаний о текущих состояниях вследствие их сложности.

Решение вопросов оперативного контроля показателей качества технологического процесса возможно при использовании моделей процесса [1], позволяющих оперативно реагировать на изменения параметров сырьевых и энергетических потоков. Такой подход получил

распространение в системах усовершенствованного управления технологическими процессами (системах Advanced Process Control (APC)). Одним из основных инструментов APC систем является виртуальный анализатор (ВА).

Виртуальный анализатор – программно-алгоритмический комплекс, функционирующий на базе идентификационного подхода к построению и настройке моделей [2].

Разработке ВА показателей качества ТП посвящено множество работ [3–7]. ВА во многих случаях имеет одинаковую структуру с различным набором вспомогательных алгоритмов предварительной обработки статистических данных и адаптации параметров моделей в своем составе. Упрощенный вид стандартной структуры ВА представлен на рис. 1.

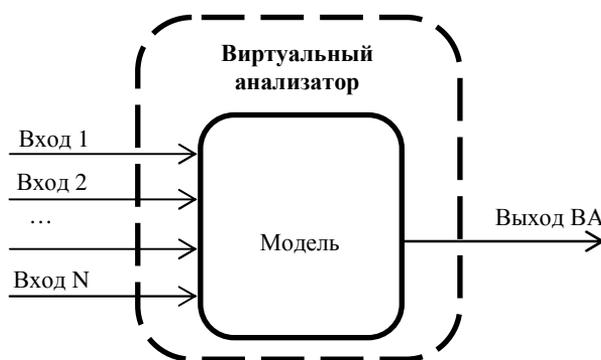


Рис. 1. Упрощенный вид стандартной структуры ВА

Входом ВА являются значения технологических параметров процесса, измеряемые с помощью аппаратных средств измерения. Выходом ВА, как правило, является показатель качества ТП, используемый в задачах систем оптимального управления.

На практике работа виртуальных анализаторов показателей качества не всегда обеспечивает требуемую надежность и точность в условиях промышленной эксплуатации в силу различных причин [8, 9].

Предполагается, что одной из основных причин существующего несоответствия является наличие множества устойчивых состояний процесса, называемых режимами. Учет существующих режимов процесса возможен на основе данных документа «режимная карта». Однако параметры в таких документах являются грубыми оценками в силу множества не учитываемых во время пуска наладки факторов производственного процесса.

В работе [10] авторы рассматривают доменные процессы с целью выявления эффективных режимов и коррекции на их основе технологических расчетов. В результате на основе исторических данных о значении параметров процесса определены оптимальные тепловые режимы. Задача определения существующих режимов технологического процесса решена с использованием кластерного анализа – инструмента интеллектуального анализа данных (Data Mining).

С целью повышения точности работы ВА в настоящей работе предлагается структура с рядом статистических моделей, обученных на основе значений технологических параметров процесса в различных режимах (рис. 2).

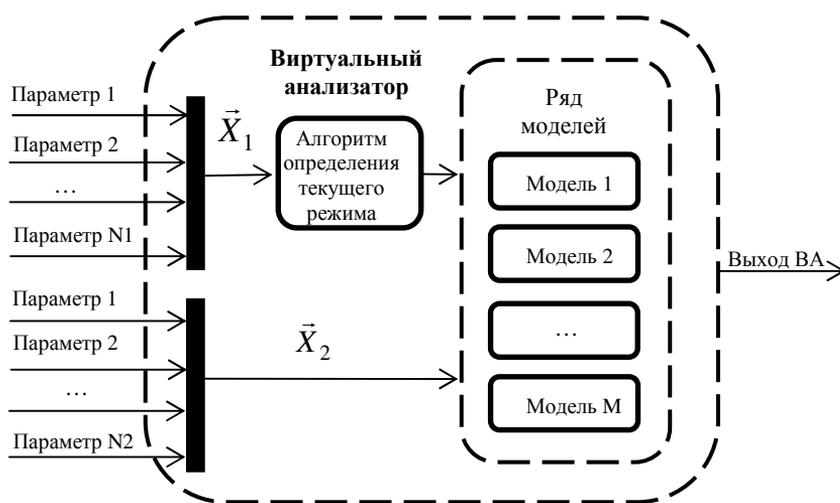


Рис. 2. Предлагаемая структура виртуального анализатора

На основе значений вектора технологических параметров \vec{X}_1 с применением кластерного анализа определяется текущий режим процесса. В зависимости от установленного режима в расчете выхода ВА принимает участие модель, обученная на данных, отвечающих режиму. На основе значений вектора технологических параметров \vec{X}_2 по этой модели производится расчет показателя качества процесса, т.е. выхода ВА.

Кластеризация (кластерный анализ) – задача разбиения множества объектов на группы, называемые кластерами. В результате внутри каждой группы находятся «похожие» объекты, а объекты разных групп как можно более отличаются [11–13].

Одним из достоинств кластерного анализа является отсутствие требований к описанию классов (групп). Это позволяет использовать этот инструмент в условиях отсутствия или неполноты знаний о взаимосвязи исследуемых данных.

Применение кластерного анализа в общем виде сводится к следующим этапам [11]:

1. Отбор параметров объектов для кластеризации;
2. определение множества переменных, по которым будут оцениваться объекты в выборке. При необходимости – нормализация значений переменных;
3. Вычисление значений меры сходства между объектами;
4. Применение метода кластерного анализа для создания групп сходных объектов (кластеров);
5. Представление результатов анализа.

Предварительная обработка данных при кластерном анализе

Качество результатов кластерного анализа зависит от оптимального определения объектов кластеризации, выбора подходящих методов и метрик [12].

Объектом кластеризации при определении класса режима технологического процесса является совокупность значений технологических параметров. Для определения оптимальной совокупности параметров исследованы тренды технологических переменных процесса сушки КС1 в печи КС. Фрагмент трендов представлен на рис. 3.

На графиках (см. рис. 3) по оси ординат обозначены параметры: F2-183 – расход кристаллизата на входе печи КС, усл.ед.; F2-180 – расход воздуха на печь КС, усл.ед.; F2-186 – расход газа на печь КС, усл.ед.; Q2-205 – влажность кристаллизата на входе печи КС, усл. ед.

На графиках присутствуют периоды непрерывной работы между длительными остановами (чистка оборудования, ремонт аппаратов и пр.). В рамках отдельно взятого периода непрерывной работы аппарата печи КС параметры процесса условно можно назвать стабильными. В качестве характеристики периода непрерывной работы аппарата далее используются оценки математических ожиданий соответствующих параметров за обнаруженные периоды.

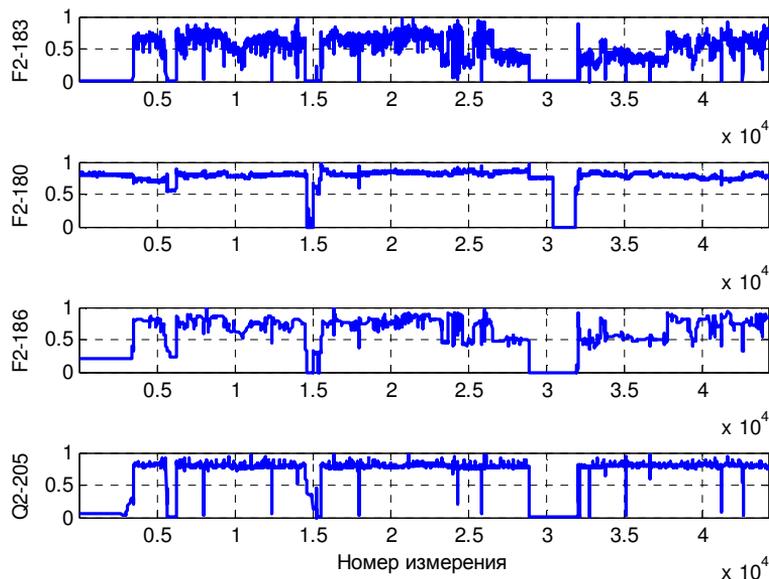


Рис. 3. Фрагмент трендов технологических параметров процесса сушки в печи КС

Для оценки динамики изменения технологических параметров между различными режимами вычислены следующие статистические характеристики математических ожиданий технологических параметров процесса за периоды непрерывной работы аппарата КС в течение одного месяца:

1. Оценка математического ожидания (среднее арифметическое оценок математических ожиданий значений параметров ТП за периоды непрерывной работы аппарата);
2. Размах значений (разница между максимальным и минимальным значениями оценок математических ожиданий параметров ТП за периоды непрерывной работы аппарата);
3. Отношение размаха значений к оценке математического ожидания.

Отношение размаха значений к значению оценки математического ожидания отражает динамику безразмерных параметров между периодами непрерывной работы аппарата.

По результатам расчетов выявлено, что следующие технологические параметры процесса сушки в печи КС имеют сравнительно небольшое отношение размаха значений к оценке математического ожидания между периодами непрерывной работы (до 25 %):

- 1) влажность кристаллизата перед печью КС (поз. Q2-205);
- 2) давление разряжения в верху печи КС (поз. P2-510);
- 3) температура верха печи КС (поз. T2-376);
- 4) температура в зоне выгрузки печи КС (поз. T2-371);
- 5) температура в зоне загрузки печи КС (поз. T2-370);
- 6) расход воздуха печи КС (поз. F2-180);
- 7) давление под решеткой печи КС (поз. P2-516).

Перечисленные параметры процесса сушки в дальнейшем не учитываются при определении режимов как статистически незначимые. В результате определены технологические параметры процесса, отношение размаха значений к оценке математического ожидания, между периодами непрерывной работы которых составляет более 25 %. Значения этих параметров наиболее значимо и полно характеризуют существующие режимы. В табл. 1 приведены параметры, определяющие режим процесса.

Таблица 1

Технологические параметры процесса, определяющие режим

Позиция	Функциональное значение параметра	Единица измерения
F2-183	Расход кристаллизата на входе печи КС-1	Усл. ед.
F2-186	Расход природного газа на топку	Усл. ед.
T2-379	Температура на входе печи КС-1	Усл. ед.

Совокупность значений оценок математических ожиданий этих параметров за периоды непрерывной работы аппарата КС выступает в качестве объекта кластеризации.

Для проверки гипотезы существования значимо отличающихся режимов процесса использованы три наиболее известных алгоритма кластеризации, описанные в [10, 12]:

- 1) иерархический;
- 2) К – средних;
- 3) С – средних.

В кластерном анализе использованы значения оценок математических ожиданий технологических параметров (см. табл. 1) за периоды непрерывной работы в течение 6 месяцев. За это время выделено 25 периодов непрерывной работы аппарата. Определены значения границ периодов непрерывной работы процесса сушки в печи КС и получен

вектор объектов кластеризации – оценок математических ожиданий соответствующих параметров за периоды непрерывной работы аппарата.

В качестве метрики (нормы) использовано евклидово расстояние:

$$p(x, x') = \sqrt{\sum_1^n (x_i - x'_i)^2}, \quad (1)$$

где $p(x, x')$ – значение евклидова расстояния между объектами кластеризации x и x' ; x_i – значение i -го количественного параметра объекта кластеризации x ; x'_i – значение i -го количественного параметра объекта кластеризации x' , n – количество параметров объектов кластеризации.

Алгоритмы кластерного анализа

Алгоритм *иерархической кластеризации* в начале работы помещает каждый объект в отдельный кластер, а затем объединяет кластеры во все более крупные, пока все объекты выборки не будут содержаться в одном кластере. В результате строится система вложенных разбиений, которая представляется в виде дерева – дендрограммы.

В качестве внутрикластерного расстояния используется евклидово расстояние. В качестве межкластерного расстояния использовано невзвешенное среднее расстояние (UPGMA) – среднее арифметическое множества внутрикластерных расстояний между всеми парами объектов внутри кластера. На рис. 4 представлено полное дерево кластеров (без задания конечного количества кластеров).

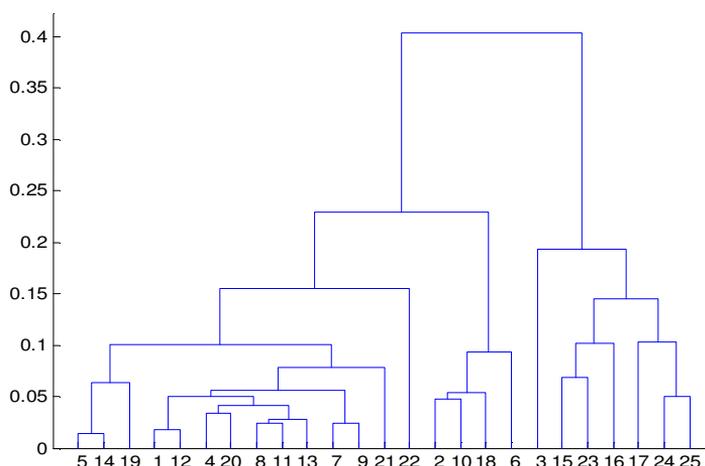


Рис. 4. Дерево кластеров

По оси абсцисс на графике располагаются номера объектов кластеризации, по оси ординат – среднее арифметическое расстояний между нормализованными (значения от 0 до 1) объектами кластерного анализа. При среднем расстоянии между объектами, равном 0,4, все объекты сливаются в один кластер.

На графике явно прослеживаются 2 класса. Один из них содержит 5, 14, 19, 1, 12, 4, 20, 8, 11, 13, 7, 9, 21, 22, 2, 10, 18 и 6 комбинации исходной выборки, второй – 3, 15, 23, 16, 17, 24 и 25. При делении выборки на 3 кластера две из полученных групп будут содержать менее 16 % комбинаций исходной выборки, что свидетельствует о низком качестве образованных кластеров.

Алгоритм кластеризации *k*-средних строит заданное число кластеров, расположенных, как можно дальше друг от друга. Работа алгоритма делится на несколько этапов:

- 1) случайный выбор *k* точек, являющихся начальными «центрами масс» кластеров;
- 2) отнесение каждого объекта к кластеру с ближайшим «центром масс»;
- 3) пересчет «центров масс» кластеров согласно их текущему составу;
- 4) если критерий остановки алгоритма не удовлетворен, вернуться к п. 2.

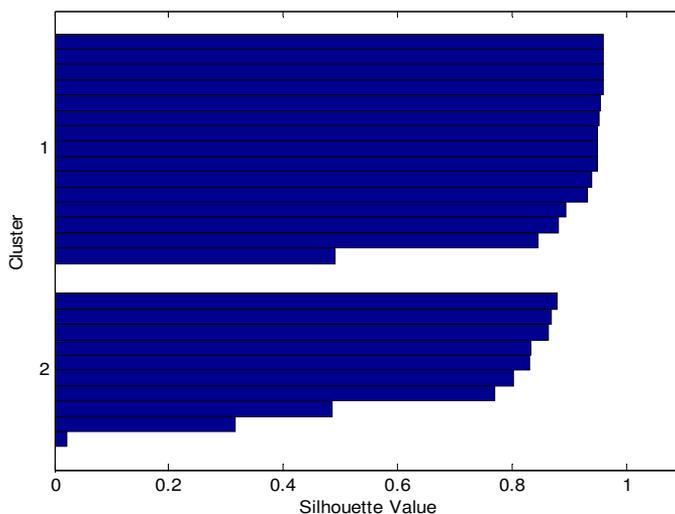


Рис. 5. Силуэты двух классов кластеризации методом *k*-средних

В качестве критерия остановки работы алгоритма используется условие отсутствия перемещения объектов из кластера в кластер на предыдущей итерации. На основе результатов иерархической кластеризации выделено 2 кластера (рис. 5).

График силуэтов отражает качество образованных кластеров. По линии y определены номера кластеров. Каждый столбец соответствует объекту кластеризации. По оси x – значение силуэта. Значение силуэта показывает, насколько объект похож на свой кластер и отличен от соседних. При значении силуэта 1 – объект находится максимально близко к центру образованного кластера, при значении 0,5 – равноудаленно между центрами двух соседних кластеров.

Трехмерное изображение полученных центров кластеров представлено на рис. 6.

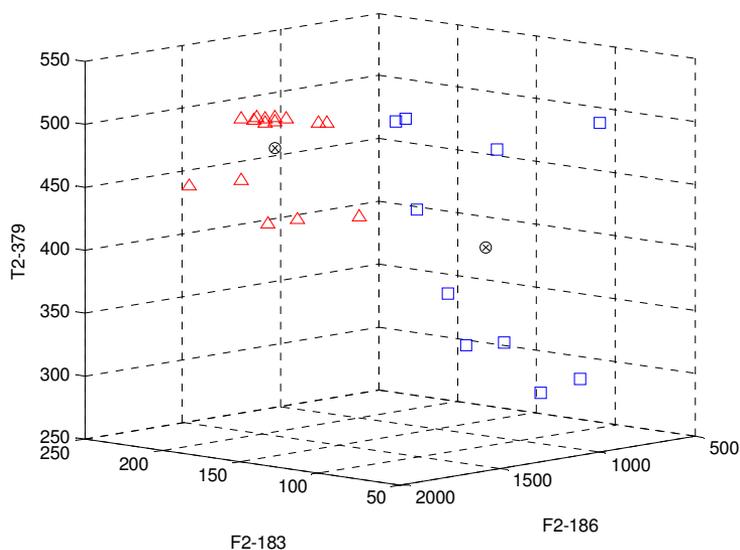


Рис. 6. Визуальное представление объектов кластеризации и определенных центров кластеров

На рис. 6 треугольниками изображены объекты, отнесенные к первому кластеру, квадратами – ко второму, кругами обозначены соответствующие центры кластеров.

Алгоритм *кластеризации с-средних (нечеткий)* предполагает, что объекты принадлежат всем кластерам с определенной степенью принадлежности. Степень принадлежности определяется расстоянием от объекта до соответствующих кластерных центров. Алгоритм итерационно вычисляет центры кластеров и новые степени принадлежности объектов.

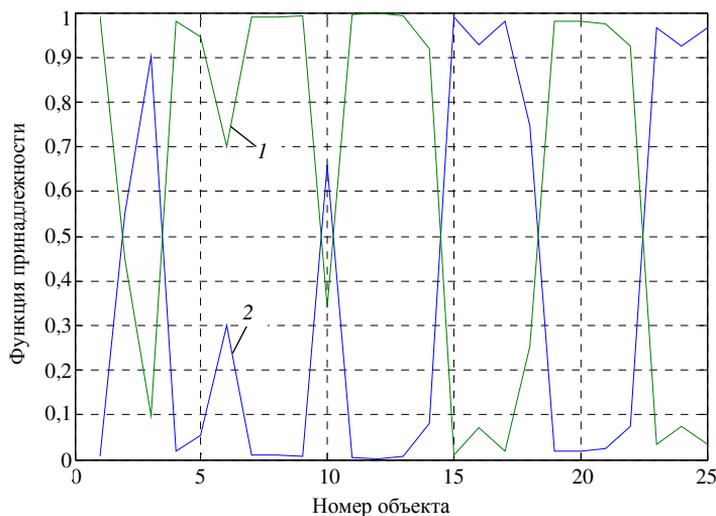


Рис. 7. Результаты нечеткой кластеризации. Функции принадлежности 1-го кластера и 2-го кластера

В качестве критерия останова работы алгоритма используется условие реализации 25 итераций. На основе результатов четких методов кластеризации количество заданных кластеров равно двум. Результаты работы алгоритма FCM представлены на рис. 7. На графике изображена функция степени принадлежности объектов к образованным кластерам: 1 – функция принадлежности к 1 кластеру, 2 – ко второму.

Результаты кластерного анализа

В результате кластерного анализа получены значения центров найденных классов (табл. 2).

Таблица 2

Результаты кластерного анализа

Параметр	Алгоритм	Номер класса	
		1	2
F2-183	k -средних	0,278	0,792
	Иерархический	0,194	0,739
	c -средних	0,250	0,789
F2-186	k -средних	0,276	0,794
	Иерархический	0,195	0,739
	c -средних	0,249	0,790
T2-379	k -средних	0,381	0,895
	Иерархический	0,535	0,896
	c -средних	0,460	0,906

Центры кластеров, полученные различными методами, близки. Это свидетельствует о качестве кластеризации. Центры режимов определены как среднее арифметическое значений центров, полученных различными методами кластеризации (табл. 3).

Таблица 3

Центры определенных режимов процесса сушки КС1 в печи КС

Номер класса	Расход кристаллизата, поз. F2-183	Расход газа, поз. F2-186	Температура под решеткой, поз. T2-379
1	0,240449	0,239948	0,45865
2	0,772971	0,774319	0,899067

Разработка модели ВА

В роли статистической модели в составе ВА используется уравнение множественной линейной регрессии. Используемый алгоритм [14] реализует множественную линейную регрессию, построенную с использованием метода наименьших квадратов.

В качестве факторов модели в рассмотренном примере используются 10 технологических параметров процесса сушки в печи КС. В качестве выхода ВА используется показатель качества процесса – остаточная влажность продукта после печи.

Вектор значений показателя качества процесса в примере сгенерирован с помощью экспоненциальной зависимости остаточной влажности от параметра температуры слоя [15] в виде формулы:

$$U_k = A \cdot e^{(-kt_{сл})}, \quad (2)$$

где U_k – остаточная влажность КС1, мас. %.

Коэффициенты A и k в формуле (2) находятся в эмпирической зависимости от условий ведения процесса, в частности, от температуры окружающего воздуха, гранулометрического состава продукта и др. Коэффициенты в настоящей работе принимают следующие значения: $A = 0,02237$ усл. ед.; $k = -0,025$ усл. ед.

Перед использованием архива технологических параметров осуществлена предварительная обработка данных. Исключены неадекватные штатному процессу исторические данные процесса (периоды времени, когда аппарат находился в режиме пуска/останова, простаивал во время чистки, обслуживания или по другим причинам). С целью обеспечения

адекватной работы разработанных моделей значения технологических параметров процесса сушки в печи КС синхронизированы между собой.

Модель 1-го режима обучена на данных непрерывного процесса работы аппарата в первом режиме (значение параметра расхода кристаллизата менее 0,615 усл. ед.). В результате получено уравнение регрессии:

$$Y_1 = 0,4709 - 1,2813 \cdot 10^{-5} x_1 + 1,698 \cdot 10^{-3} x_2 - 2,5629 x_3 - \\ - 5,753 \cdot 10^{-4} x_4 + 1,6192 x_5 + 0,1091 \cdot 10^{-3} x_6 - 3,11 \cdot 10^{-4} x_7 - \\ - 0,2377 \cdot 10^{-4} x_8 + 1,1418 \cdot 10^{-7} x_9 + 0,5224 \cdot 10^{-3} x_{10}, \quad (3)$$

где Y_1 – остаточная влажность КСl, мас. %; 0,4709 – свободный член уравнения регрессии; x_1 – расход кристаллизата, поз. F2-183; x_2 – влажность кристаллизата на входе печи КС, поз. Q2-205; x_3 – расход природного газа на топку, поз. F2-186; x_4 – давление верха печи, поз. P2-510; x_5 – температура под решеткой, поз. T2-379; x_6 – температура отходящего топочного газа, поз. T2-376; x_7 – температура в кипящем слое в точке выгрузки, поз. T2-371; x_8 – температура в кипящем слое в точке выгрузки, поз. T2-370; x_9 – расход воздуха на топку, поз. F2-180; x_{10} – давление под решеткой, поз. P2-516.

Модель 2-го режима обучена на данных непрерывного процесса работы аппарата в первом режиме (значение параметра расхода кристаллизата более 0,615 усл. ед.). В результате получено уравнение регрессии:

$$Y_2 = 0,6186 - 1,2762 \cdot 10^{-4} x_1 + 2,3367 \cdot 10^{-3} x_2 + \\ + 5,5153 \cdot 10^{-5} x_3 + 7,0767 \cdot 10^{-4} x_4 - 1,3665 \cdot 10^{-4} x_5 - \\ - 1,821 \cdot 10^{-5} x_6 - 2,8158 \cdot 10^{-3} x_7 + 0,4081 \cdot 10^{-3} x_8 - \\ - 1,1451 \cdot 10^{-6} x_9 - 2,0717 \cdot 10^{-5} x_{10}, \quad (4)$$

где Y_2 – остаточная влажность КСl, мас. %; 0,4709 – свободный член уравнения регрессии; x_1 – расход кристаллизата, поз. F2-183; x_2 – влажность кристаллизата на входе печи КС, поз. Q2-205; x_3 – расход природного газа на топку, поз. F2-186; x_4 – давление верха печи, поз. P2-510; x_5 – температура под решеткой, поз. T2-379; x_6 – температура отходящего топочного газа, поз. T2-376; x_7 – температура в кипящем слое в точке выгрузки, поз. T2-371; x_8 – температура в кипящем слое в точке выгрузки, поз. T2-370; x_9 – расход воздуха на топку, поз. F2-180; x_{10} – давление под решеткой, поз. P2-516.

В процессе работы предполагается также периодическая адаптация моделей 1 и 2 к текущему режиму сушки в печи КС.

Вычислительный эксперимент с моделью ВА

Тестирование рассмотренных структур ВА проведено с помощью вычислительного эксперимента на основе данных о значениях технологических параметров процесса сушки КС1 в печи КС. На рис. 8 представлен фрагмент результатов тестирования ВА с различной структурой за период непрерывной работы аппарата.

На графике изображен тренд образцовых значений параметра остаточной влажности – 1; 2 – выход ВА с учетом режимов (см. рис. 2); 3 – выход ВА без учета режимов ТП (см. рис. 1).

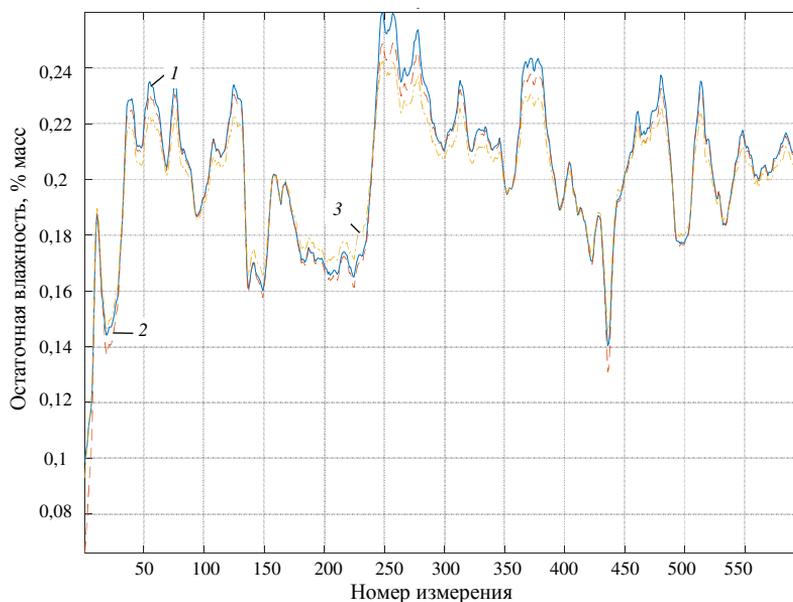


Рис. 8. Фрагмент результатов тестирования ВА с различной структурой

Показатели качества работы моделей

На основе опыта [16–18] использования оценки точности виртуальных анализаторов показателей качества технологических процессов в данной работе для оценки разработанных моделей в составе ВА используются следующие показатели качества: критерий Фишера, коэффициент корреляции (Пирсона), коэффициент детерминации, средняя

ошибка аппроксимации, среднеквадратическая ошибка аппроксимации (RMSE), максимальная ошибка.

В табл. 4 представлены оценки математических ожиданий показателей качества работы ВА с различной структурой за 10 периодов непрерывной работы аппарата КС в течение месяца.

Таблица 4

Результаты тестирования ВА с различной структурой

Показатель качества	ВА с учетом режимов	ВА без учета режимов
Критерий Фишера	17,0598	11,6938
Коэффициент корреляции (Пирсона)	0,9781	0,9732
Коэффициент детерминации	0,9241	0,8911
Средняя относительная ошибка аппроксимации, %	0,0191	0,0192
Среднеквадратичная ошибка аппроксимации (RMSE)	0,0077	0,0092
Максимальная ошибка аппроксимации	0,1025	0,1125

Заключение

При кластерном анализе статистических данных выделено два существенных режима процесса сушки КС1 в печи КС и определены их признаки. На основе результатов кластерного анализа разработан алгоритм отнесения текущего режима к определенному классу. Оценено качество работы структуры ВА, включающей в себя модели регрессии, обученные на основе исторических данных процесса соответствующих режимов.

При тестировании ВА с предлагаемой на основе кластерного анализа структурой (см. рис. 2) обеспечил лучшее качество прогноза остаточной влажности КС1 после печи КС по сравнению с ВА, имеющим стандартную структуру (см. рис. 1). Использование алгоритма учета режимов уменьшило RMSE ВА на 16 % (см. табл. 4).

Дальнейшее развитие предложенной методики состоит в разработке автоматической адаптации блока учета режимов соответственно реальному ходу процесса.

Кластерный анализ также может быть применен, например, для обнаружения состояний процесса, обусловленных такими причинами, как загрязнение или износ узлов аппарата, сезонность и пр. Полученные результаты могут быть использованы в решениях задач прогнозирования состояния узлов технологических установок, оптимизации графиков проведения процедур техобслуживания и ремонта технологического оборудования.

Библиографический список

1. Алексанян И.Ю., Титова Л.М., Нугманов А.Х. Моделирование процесса сушки дисперсного материала в кипящем слое // *Food Processing: Techniques and Tehnology*. – 2014. – № 3.
2. Бахтадзе Н.Н. Виртуальные анализаторы (идентификационный подход) // *Автоматика и телемеханика*. – 2004. – № 11. – С. 3–24.
3. Самогылова С.А. Разработка виртуальных анализаторов для системы управления массообменными технологическими процессами производства метил-трет-бутилового эфира: дис. ... канд. техн. наук. – Владивосток, 2020. – 132 с.
4. Рылов М.А. Информационная система контроля качества продукции на установке каталитического риформинга бензина: дис. ... канд. техн. наук. – М., 2015. – 356 с.
5. Гурьева Е.М., Ибатуллин А.А. Виртуальные анализаторы качества в нефтепереработке // *Автоматизация, мехатроника, информационные технологии: материалы VI Междунар. науч.-техн. интернет-конф. молодых ученых (17 мая 2016 г.)*. – Омск: Изд-во Омск. гос. техн. ун-та, 2016. – С. 181–186.
6. Александров И.М. Построение виртуального датчика на примере датчика концентрации этан-этиленовой колонны // *Вестник АГТА*. – 2011. – № 5. – С. 45–51.
7. Системы управления качеством производства минеральных удобрений на основе виртуальных анализаторов / Н.А. Туманов, Д.Н. Туманов, В.М. Чадаев, Н.Н. Бахтадзе // *Автоматизация в промышленности*. – 2003. – № 8. – С. 33–35.
8. Опыт разработки системы виртуального анализа показателей качества продуктов установок каталитического риформинга бензиновых фракций и системы их подстройки в режиме реального времени / А.Г. Шумихин, М.П. Зорин, А.М. Немтин, В.Г. Плехов // *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология*. – 2017. – № 2. – С. 45–62.
9. Гребенюк Е.А., Ицкович Э.Л. Анализ вариантов виртуальных анализаторов качественных показателей материальных потоков непрерывного технологического производства // *Управление развитием крупномасштабных систем: тр. 10-й Междунар. конф. (MLSD'2017, Москва)* / ИПУ РАН. – М., 2017. – Т. 1. – С. 348–354.

10. Коченгин А.Е., Леонов А.В., Барбасова Т.А. Применение методов кластеризации для определения рабочих режимов доменной печи // Новое слово в науке: перспективы развития: материалы VI Международ. науч.-практ. конф. (Чебоксары, 20 ноября 2015 г.) / редкол.: О.Н. Широков [и др.] – Чебоксары: Изд-во ЦНС «Интерактив плюс», 2015. – С. 152–153.

11. Иванченко А.В., Мельников А.В. Этапы кластеризации в интеллектуальном анализе данных // Перспективы развития информационных технологий. – 2013. – № 12. – С. 17–22.

12. Ершов К.С., Романова Т.Н. Анализ и классификация алгоритмов кластеризации // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. – 2016. – № 19. – С. 274–279.

13. Jain A., Murty M., Flynn P. Data Clustering: A Review // ACM Computing Surveys. – 1999. – Vol. 31, № 3.

14. Ткачев Н.Н. Статистические методы в математическом моделировании и научных исследованиях: учеб. пособие для студ. спец. 21.03 «Роботы и робототехнические системы» / КГТУ. – Красноярск, 1996. – 151 с.

15. Тугашова Л.Г. Виртуальные анализаторы показателей качества процесса ректификации // Электротехнические и информационные комплексы и системы. – 2013. – № 3.

16. Самотылова С.А., Торгашов А.Ю. Построение виртуального анализатора процесса ректификации в условиях малой обучающей выборки данных // Математические методы в технике и технологиях. – 2019. – Т. 2. – С. 10–13.

17. Горбачевская Е.Н. Классификация нейронных сетей // Вестник Волжск. ун-та им. В.Н. Татищева. – 2012. – № 2(19).

18. Дадиев Р.Ю., Корнилицин Д.К., Шумихин А.Г. Математическое моделирование процесса сушки хлористого калия в кипящем слое с целью разработки виртуального анализатора влажности // Химия. Экология. Урбанистика: материалы всерос. науч.-практ. конф. (с междунар. участ.), (г. Пермь, 23–24 апреля 2020 г.). – Пермь: Изд-во Перм. нац. исслед. политехн. ун-та, 2020. – Т. 4.

19. Model Predictive Control of Potassium Chloride Drying by Fluidized Bed Dryer / R.C. Miranda [et al.] // IFAC Proceedings Volumes. – 2013. – Vol. 46, № 16. – P. 76–80.

20. Якимов А.И., Борчик Е.М., Максимов Е.М. Кластеризация состояний объекта при решении задачи выбора оптимальных технологических режимов // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2016. – № 4.

References

1. Aleksanian I.Iu., Titova L.M., Nugmanov A.Kh.. Modelirovanie protsessa sushki dispersnogo materiala v kipiashchem sloe [Simulation of the process of drying dispersed material in a fluidized bed]. *Food Processing: Techniques and Tehnology*, 2014, no. 3.

2. Bakhtadze N.N. Virtual'nye analizatory (identifikatsionnyi podkhod) [Virtual Analyzers: (identification approach)]. *Avtomatika i telemekhanika*, 2004, no. 11, pp. 3-24.

3. Samotylova S.A. Razrabotka virtual'nykh analizatorov dlia sistemy upravleniia massoobmennymi tekhnologicheskimi protsessami proizvodstva metil-tret-butilovogo efira [Development of virtual analyzers for the mass transfer control system for the production of methyl tert-butyl ether]. Ph. D. thesis. Vladivostok, 2020, 132 p.

4. Rylov M.A. Informatsionnaia sistema kontrolya kachestva produktsii na ustanovke kataliticheskogo riforminga benzina [Product quality information system at gasoline catalytic reforming unit]. Ph. D. thesis. Moscow, 2015, 356 p.

5. Gur'eva E.M., Ibatullin A.A. Virtual'nye analizatory kachestva v neftepererabotke [Virtual quality analyzers in petrochemical refinery]. *Avtomatizatsiia, mekhatronika, informatsionnye tekhnologii. Materialy VI Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnicheskoi internet-konferentsii molodykh uchenykh (17 May 2016)*. Omsk: Omskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 2016, pp. 181-186.

6. Aleksandrov I.M. Postroenie virtual'nogo datchika na primere datchika kontsentratsii etan-etilenovoi kolonny [Building a virtual sensor using an example of an ethane-ethylene column concentration sensor] *Vestnik Angarskoi gosudarstvennoi tekhnicheskoi akademii*, 2011, no. 5, pp. 45-51.

7. Tumanov N.A., Tumanov D.N., Chadaev V.M., Bakhtadze N.N. Sistemy upravleniia kachestvom proizvodstva mineral'nykh udobrenii na

osнове virtual'nykh analizatorov [Quality management systems for the production of mineral fertilizers based on virtual analyzers]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2003, no. 8, pp. 33-35.

8. Shumikhin A.G., Zorin M.P., Nemtin A.M., Plekhov V.G. Opyt razrabotki sistemy virtual'nogo analiza pokazatelei kachestva produktov ustanovok kataliticheskogo riforminga benzinovykh fraktsii i sistemy ikh podstroiki v rezhime real'nogo vremeni [Experience in developing a system of virtual analysis of quality indicators of products of catalytic reforming units of gasoline fractions and a real-time adjustment system for them]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Khimicheskaiia tekhnologiia i biotekhnologiia*, 2017, no. 2, pp. 45-62.

9. Grebeniuk E.A., Itskovich E.L. Analiz variantov virtual'nykh analizatorov kachestvennykh pokazatelei material'nykh potokov nepreryvnogo tekhnologicheskogo proizvodstva [Analysis of options for virtual analyzers of quality indicators of material flows of continuous technological production]. *Upravlenie razvitiem krupnomasshtabnykh sistem. Trudy 10-i Mezhdunarodnoi konferentsii (MLSD'2017, Moskva)*. Moscow: Institut problem upravleniia imeni V.A. Trapeznikova Rossiiskoi akademii nauk, 2017, vol. 1, pp. 348-354.

10. Kochengin A.E., Leonov A.V., Barbasova T.A. Primenenie metodov klasterizatsii dlia opredeleniia rabochikh rezhimov domennoi pechi [Application of classification methods for determining the operating modes of a blast furnace]. *Novoe slovo v nauke: perspektivy razvitiia. Materialy VI Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii (Cheboksary, 20 November 2015)*. Eds. O.N. Shirokov et al. Cheboksary: TsNS "Interaktiv plius", 2015, pp. 152-153.

11. Ivanchenko A.V., Mel'nikov A.V. Etapy klasterizatsii v intellektual'nom analize dannykh [Stages of clustering in data mining]. *Perspektivy razvitiia informatsionnykh tekhnologii*, 2013, no. 12, pp. 17-22.

12. Ershov K.S., Romanova T.N. Analiz i klassifikatsiia algoritmov klasterizatsii [The analysis and classification of algorithms of clustering]. *Novye informatsionnye tekhnologii v avtomatizirovannykh sistemakh*, 2016, no. 19, pp. 274-279.

13. Jain A., Murty M., Flynn P. Data Clustering: A Review. *ACM Computing Surveys*, 1999, vol. 31, no. 3.

14. Tkachev N.N. Statisticheskie metody v matematicheskom modelirovanii i nauchnykh issledovaniyakh [Statistical methods in mathematical modeling and scientific research]. Krasnoyarsk: Krasnoyarskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 1996, 151 p.

15. Tugashova L.G. Virtual'nye analizatory pokazatelei kachestva protsessa rektifikatsii [Virtual analyzers of rectification quality indicators]. *Elektrotekhnicheskie i informatsionnye komplekсы i sistemy*, 2013, no. 3.

16. Samotylova S.A., Torgashov A.Iu. Postroenie virtual'nogo analizatora protsessa rektifikatsii v usloviyakh maloi obuchaiushchei vyborki dannykh [Building a virtual analyzer for the rectification process in a small training sample of data]. *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiiakh*, 2019, vol. 2, pp. 10-13.

17. Gorbachevskaya E.N. Klassifikatsiya neironnykh setei [Classification of neural networks]. *Vestnik Volzhskogo universiteta imeni V.N. Tatishcheva*, 2012, no. 2(19).

18. Dadiyomov R.Iu., Kornilitsin D.K., Shumikhin A.G. Matematicheskoe modelirovanie protsessa sushki khlorigo kaliya v kipiashchem sloe s tsel'yu razrabotki virtual'nogo analizatora vlazhnosti [KCl moisture virtual analyzer based on analytical model of drying in a fluidized bed dryer]. *Khimiya. Ekologiya. Urbanistika. Materialy vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konf. (s mezhdunarodnym uchastiem), (Perm', 23-24 April 2020)*. Perm': Permskii natsional'nyi issledovatel'skii politekhnicheskii universitet, 2020, vol. 4.

19. Miranda R.C. et al. Model Predictive Control of Potassium Chloride Drying by Fluidized Bed Dryer. *IFAC Proceedings Volumes*, 2013, vol. 46, no. 16, pp. 76-80.

20. Iakimov A.I., Borchik E.M., Maksimov E.M. Klasterizatsiya sostoianii ob'ekta pri reshenii zadachi vybora optimal'nykh tekhnologicheskikh rezhimov [Clustering states of the object in dealing with the problem of choosing the optimal technological modes]. *Informatsionnye tekhnologii i vychislitel'nye sistemy*, 2016, no. 4.

Сведения об авторах

Дадюмов Роман Юрьевич (Пермь, Россия) – руководитель направления «Цифровое производство» ООО «Спутник-2» (614036, Пермь, ул. Рязанская, 105, e-mail: roman.dadiyomov@sputnic2.ru).

Шумихин Александр Георгиевич – доктор технических наук, профессор кафедры «Оборудование и автоматизация химических производств» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, 29, Комсомольский пр., e-mail: atp@pstu.ru).

Корнилицин Дмитрий Константинович (Пермь, Россия) – аспирант кафедры «Оборудование и автоматизация химических производств» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, 29, Комсомольский пр., e-mail: kornilitsin.dima@mail.ru).

About the authors

Roman Yu. Dadiomov (Perm, Russian Federation) – head of “Digital Enterprise” department, “Sputnic-2” LLC, e-mail: roman.dadiomov@sputnic2.ru

Aleksandr G. Shumikhin (Perm, Russian Federation) – Doctor of Technical Sciences, Professor Department of Equipment and Automation of Chemical Production Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: atp@pstu.ru).

Dmitriy K. Kornilitsin (Perm, Russian Federation) – Graduate Student Department of Equipment and Automation of Chemical Production Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: kornilitsin.dima@mail.ru).

Получено 31.10.2020