

## МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ КОГНИТИВНОЙ ИНФОРМАЦИИ И ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

А. П. ВЕРЕВКИН<sup>1</sup>, Т. М. МУРТАЗИН<sup>2</sup>

<sup>1</sup>apverevkin@mail.ru, <sup>2</sup>tmm\_work1@mail.ru

ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет» (УГНТУ)

*Поступила в редакцию 7 декабря 2021 г.*

**Аннотация.** Системы усовершенствованного управления (АРС-системы) базируются на использовании моделей технологических процессов, позволяющих оперативно прогнозировать изменение технологических параметров (ТП) и показателей качества продуктов (ПКП) производства. Для идентификации структуры и параметров моделей обычно используется статистическая информация, которая представляет собой результаты пассивных экспериментов. Данные режимных параметров в системах управления архивируются в базе данных в виде временных последовательностей без обеспечения их достоверности и однородности. В условиях не стационарности временных рядов и неоднородности данных резко снижается качество моделей расчета ТП и ПКП, поэтому они не могут, как правило, быть применены для разработки моделей без предварительной подготовки. Подготовка направлена на обеспечение условий стационарности рядов, адекватности моделей и включает в себя этапы выделения кластеров (фрагментов) данных и их фильтрацию, для которых в дальнейшем будут формироваться ситуационные модели. Рассматриваются методы приведения данных из архивов АСУ ТП в общедоступный формат, их фильтрации и кластеризации. Приведено описание методов фильтрации и кластеризации на основе использования так называемых контрольных когнитивных моделей и коэффициентов кросс-корреляции ТП и ПКП.

**Ключевые слова:** регрессионная модель; временной ряд; кросс-корреляция; когнитивный подход; нормирование.

### ВВЕДЕНИЕ

Эффективность управления технологическими процессами связана с использованием систем усовершенствованного управления (АРС-систем), принципиально использующих прогнозные модели вычисления технологических параметров (ТП) и показателей качества продуктов производства (ПКП) [1–6].

Разработка моделей может проводиться на основе нескольких подходов, но наиболее часто используется эмпирическое моделирование путем обработки статистической

информации, полученной в результате пассивных экспериментов. Архивы баз данных АСУ ТП в виде временных последовательностей невозможно использовать без обеспечения их достоверности и однородности. В условиях нестационарности временных рядов и неоднородности данных приемлемое качество моделей расчета ТП и ПКП без предварительной подготовки данных очень часто не обеспечивается. Подготовка направлена на обеспечение условий стационарности рядов, адекватности моделей и включает в себя этапы выделения кластеров

(фрагментов) данных и их фильтрацию [7–11], для которых в дальнейшем будут формироваться ситуационные модели [1].

Целью анализа является выявление фрагментов (кластеров) данных с характерным (закономерным) поведением наблюдаемых объектов, определение временных трендов и идентификация других закономерностей, которые используются для получения ситуационных моделей.

Возникающие при этом проблемы являются общими для задач прогнозирования на основе временных рядов в разных областях, но в тоже время имеются особенности, обусловленные наличием когнитивной информации о взаимосвязи ТП и ПКП.

Целью данной статьи является изложение некоторых методов моделирования взаимосвязи параметров нестационарных объектов и систем, к которым можно отнести технологические параметры состояния технологического процесса, ПКП, экономические показатели и пр.

#### **ОСОБЕННОСТИ МОДЕЛИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ С НЕСТАЦИОНАРНЫМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ**

В самом общем случае при анализе статистических данных и временных рядов исходят из того, что объект моделирования представляет собой «черный ящик», т.е. априорная информация о структуре и параметрах модели объекта отсутствует. Анализ случайных процессов начинают с выяснения состава временных рядов [7–11, 15]:

– тренда или долгосрочной тенденции в развитии ряда, например, изменение характеристик процесса из-за дезактивации катализатора;

– периодических компонент;

– интервенций – резких изменений характера поведения процесса под воздействием каких-либо причин;

– стационарности случайного остатка и его свойств.

Применительно к задачам моделирования технологических объектов для целей оценки ПКП проблема учета изменения технологических режимов, фиксируемых по измерительной информации, решается применением ситуационного подхода к моде-

лированию, т.е. соответствующим изменением моделей связей ТП и ПКП в условиях известных, но не измеряемых оперативно внешних факторах, либо оценкой таких факторов по косвенным параметрам [1]. Проблема нестационарности объекта управления может быть связана как с влиянием неизменяемых факторов, так и изменением характеристик объекта (системы) во времени, например, из-за наличия динамики процессов управления, что определяет принципиальные трудности при определении структуры модели. Применение традиционных подходов к получению моделей в форме регрессионного уравнения в условиях нестационарности объекта может привести к оценкам коэффициентов уравнений регрессии, которые противоречат закономерностям процесса как в отношении знаков коэффициентов, так и их значений. Поэтому при проведении подготовки данных и моделировании, в частности, фильтрации и кластеризации информации, следует комплексно использовать, помимо упомянутых приемов статистического анализа, когнитивную информацию и когнитивные модели [12–14, 16, 17].

#### **ПОДХОД К ОБРАБОТКЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ, ПОЛУЧЕНИЮ СТРУКТУРЫ И ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛЕЙ**

В [15] предложено, в качестве двух отдельных методов, решение задачи фильтрации и кластеризации данных проводить на основе анализа невязок с использованием контрольной модели, в качестве которой использовались ограничения на связи технологических параметров для конкретного технологического процесса, и использования коэффициентов кросс-корреляции ТП и ПК.

Предлагается объединить возможности этих методов путем использования когнитивной модели (КМ) процесса, определяемой с точностью до интервальных статических оценок связей, назначаемых экспертно или на основе строгих моделей. При этом КМ может быть не сбалансирована и иметь низкую адекватность по отношению к реальным данным, но качественно верно отображать связи переменных. Этому тре-

бованию не отвечают аппроксимационные, в частности, регрессионные модели, но в то же время такие феноменологические модели позволяют получить в определенных сочетаниях и диапазонах изменения переменных высокую прогнозную точность.

Таким образом, комплексирование когнитивного и статистического моделирования способно повысить точность моделей с обеспечением их физичности.

В основе технологии когнитивного анализа и моделирования [12, 16, 17] лежит когнитивная (познавательная-целевая) структуризация знаний об объекте и внешней для него среде, причем объект и внешняя среда разграничиваются «нечетко».

Цель такой структуризации – выявление наиболее существенных (базисных) факторов, характеризующих «пограничный» слой взаимодействия объекта и внешней среды, установление качественных (причинно-следственных) связей между ними, т.е. какие взаимовлияния оказывают факторы друг на друга в ходе их изменения. Взаимовлияния факторов (концептов) отображаются с помощью когнитивной карты (структуры модели), которая обычно представляет собой знаковый (взвешенный) ориентированный граф. Как вариант когнитивная карта может быть изображена в виде блок-графа, т.е. посредством блоков, отражающих функции, и стрелок, отражающих сигналы или параметры.

Задачу моделирования предлагается решать в несколько этапов.

*На первом этапе* экспертным путем (когнитивно) определяется набор параметров (концептов) модели, которые, по мнению эксперта, должны входить в КМ, и формируется собственно когнитивная модель  $M(R, T, Q, A)$ , где  $R$  – множество управлений;  $T$  – множество технологических параметров (параметров состояния);  $Q$  – множество зависимых переменных, например ПКП;  $A$  – матрица коэффициентов модели. Дополнительно, на основе результатов кросс-корреляционного анализа в состав концептов могут включаться переменные, имеющие высокий коэффициент корреляции (ККор) с параметрами множеств  $Q$  и  $R$  или  $T$ , если это не противоречит закономер-

ностям процесса. Таким образом, обобщенная структура когнитивной модели процесса будет учитывать как эвристическую, так и эмпирическую информацию. Заметим, что при проведении кросс-корреляционного анализа временных рядов должны учитываться транспортные задержки (лаги) между временными рядами, определяемыми известными методами [7–11].

*На втором этапе* выполняется кластеризация временных рядов (множеств)  $R(t)$ ,  $T(t)$ ,  $Q(t)$  как функций времени  $t$ . Фрагменты временных рядов выбираются так, чтобы средние значения переменных для разных фрагментов заметно отличались. Критерием выделения нового фрагмента может быть различие средних значений для соседних фрагментов, на величину, превышающую 3-х кратное значение среднеквадратичного отклонения (СКО) ( $\sigma$ ) от математического ожидания предыдущего по времени фрагмента:

$$|M_n[t_n; t_{n-1}] - M_{n-1}[t_{n-1}; t_n]| > 3\sigma_n[t_{n-1}; t_n],$$

где  $\sigma_n[t_{n-1}; t_n]$  – СКО на временном интервале фрагмента  $[t_{n-1}; t_n]$ ;  $M_n[t_n; t_{n+1}]$ ,  $M_{n-1}[t_{n-1}; t_n]$  – средние (как оценки математического ожидания) на временных интервалах фрагментов от  $n - 1$  до  $n$  и от  $n$  до  $n + 1$ ; соответственно;  $n = 2, 3, \dots$  – номер фрагмента.

Предварительно для каждого фрагмента должны быть изъяты промахи (аномальные наблюдения) [7]. Обычно промахами считают единичные значения, для которых среднеквадратичная ошибка, отнесенная к математическому ожиданию, как правило, более 10–20 %.

Число наблюдений должно быть не менее 10–15 на каждом интервале дискретности.

*На третьем этапе* строятся графики изменения математических ожиданий на временных фрагментах, которые представляют собой сглаженные временные ряды. Для этих рядов проводят кросс-корреляционный анализ с целью определения лагов между рядами, при этом за выходную переменную принимается ПКП.

Временные ряды сдвигаются по времени с учетом лагов (начало отсчета определяется выходной переменной).

Процесс фильтрации и кластеризации для целей расчета коэффициентов аппроксимационных моделей сводится к отбору таких фрагментов временных рядов (кластеров данных), которые удовлетворяют трем критериям:

1) знак коэффициентов кросс-корреляции, определяемых для пар  $Q$  и  $T$  или  $R$ , должен совпадать со знаком «весов» дуг (или последовательности дуг) когнитивной модели;

2) значения оценок частных коэффициентов регрессии (КР) при факторах должно лежать в диапазоне изменения коэффициентов связей концептов в когнитивной модели; для проверки выполнения этого условия можно воспользоваться уравнениями регрессии, которые записываются в стандартизованном масштабе [19], но ниже предлагается другой способ нормировки – по значениям математических ожиданий рассматриваемых переменных;

3) значение коэффициентов кросс-корреляции по модулю должно превышать некоторые граничные значения, которые позволяют считать связь достаточно сильной.

Определенные трудности вызывает обеспечение требований по второму критерию, поскольку на отдельных временных интервалах некоторые переменные могут не изменяться, и тогда коэффициенты парной корреляции получатся близкими к нулю.

Предлагается следующая методика оценки частных (для пар параметров) КР:

1. Рассчитывают коэффициенты ковариации отдельно для каждой пары переменных «входной фактор – выходной фактор». Для этого формируют такие совокупности фрагментов, для которых значения математического ожидания как входного, так и выходного фактора близки. При этом значения коэффициентов корреляции для остальных пар «входной фактор – выходной фактор» малы.

2. Коэффициенты ковариации нормируют по значению математического ожидания соответствующих переменных для данной совокупности фрагментов:

$$\overline{Cov(R, Q)} = \frac{Cov(R, Q)}{M(R) \times M(Q)} \text{ и}$$

$$\overline{Cov(T, Q)} = \frac{Cov(T, Q)}{M(T) \times M(Q)},$$

где  $M(R)$ ,  $M(T)$ ,  $M(Q)$  – математические ожидания данных из элементов множеств  $R$ ,  $T$ ,  $Q$ .

В отличие от нормировки отклонений переменных по стандартным отклонениям, в данном случае значение нормированного коэффициента ковариации (НКК) может служить мерой частного КР рассматриваемой входной и выходной переменной, выраженных в относительных отклонениях. Кроме того, абсолютные значения НКК несут информацию об отношении случайной составляющей к уровню полезной для моделирования информации этих переменных, т.е. используя значения коэффициентов корреляции (ККор) и нормированные по математическому ожиданию коэффициенты ковариации (НКК), можно извлечь дополнительную информацию.

Для простоты примем, что ККор и НКК могут иметь по два значения: малое или большое. Нормированные значения отклонений имеют смысл относительных величин, что позволяет сопоставлять их с коэффициентами связей когнитивных моделей, выраженных в нечетких шкалах [12].

Тогда имеем 4 варианта сочетаний:

1. ККор – большое, НКК – большое;
2. ККор – большое, НКК – малое;
3. ККор – малое, НКК – большое;
4. ККор – малое, НКК – малое.

В первом случае статистика дает возможность сделать вполне определенный вывод о том, что между входным и выходным фактором имеется сильная связь. Если, при этом, полученный НКК не входит в диапазон изменения коэффициентов КМ, следует рассмотреть правильность их назначения.

Во втором случае, несмотря на высокое значение ККор, следует с осторожностью подходить к оценке рассчитанного значения КР, поскольку он получен в условиях малого уровня случайной составляющей,

по крайней мере, одной переменной. В этом случае НКК может оцениваться неустойчиво и сопоставление его со значением в КМ надо делать с осторожностью.

В третьем случае можно говорить о том, что величина дисперсии, по крайней мере, одной переменной велика, либо мало математическое ожидание, и полученное значение НКК в качестве оценки КР также оценивается неустойчиво.

В четвертом случае можно утверждать, что связь между переменными мала и нет смысла включать соответствующую входную переменную в уравнение регрессии.

Процедуру расчета коэффициентов ковариации повторяют последовательно для всех фрагментов независимых переменных.

В результате отбираются фрагменты сдвинутых на лаги и сглаженных рядов, которые пригодны для анализа стационарности объекта и расчета КР.

На четвертом этапе проводится анализ характера подготовленных на третьем этапе временных рядов на предмет стационарности, наличия трендов или периодических составляющих и определяют коэффициенты регрессионной модели.

При этом возможны следующие случаи поведения подготовленных временных рядов.

*Случай 1.* Имеются пары фрагментов выходной и отдельных входных переменных, для которых «ККор – большое, НКК – большое». Это означает, что для таких фрагментов тренд отсутствует, по этим данным можно рассчитывать частные коэффициенты регрессионной модели. Может оказаться, что имеется несколько пар фрагментов с отличающимися значениями ККор или НКК. В этом случае коэффициенты регрессии усредняются по множеству фрагментов с «весами», определяемыми через НКК. Рассчитываются коэффициенты регрессии для пар  $Q$  и  $T$  или  $R$  (без учета отсутствующих данных), которые «взвешивают» для каждого параметра с учетом НКК соответствующего фрагмента:

$$a(R) = \sum_{i=1}^n a_i(R) \times c_i(R),$$

$$a(T) = \sum_{j=1}^m a_j(T) \times c_j(T),$$

$$c_i(R) = \left| \frac{\overline{Cov_i(R, Q)}}{\sum_{i=1}^k \overline{Cov_i(R, Q)}} \right|,$$

$$c_j(T) = \left| \frac{\overline{Cov_j(T, Q)}}{\sum_{j=1}^l \overline{Cov_j(T, Q)}} \right|,$$

где  $n, m$  – количество независимых переменных модели из множеств  $R, T$  соответственно;  $k, l$  – количество фрагментов для переменных множеств  $R, T$  соответственно;  $a$  – коэффициенты регрессионной модели (элементы матрицы  $A$ ).

*Случай 2.* Имеются участки подготовленных временных рядов с сочетаниями «ККор – большое, НКК – малое», «ККор – малое, НКК – большое». Это означает, что либо имеются факторы, которые не учтены принятой на этапе 1 структурой когнитивной модели, либо имеет место взаимосвязь (мультиколлинеарность) переменных. Следует дополнительно провести анализ процесса для выявления таких факторов. Одним из таких факторов для процессов нефтепереработки и нефтехимии часто может быть изменение состава сырья.

*Случай 3.* Имеется монотонное изменение НКК во времени. Это означает, что для моделируемой системы характерно изменение зависимого параметра во времени, например, из-за деградации оборудования или катализатора. В этом случае в модель следует дополнительно включить параметр времени, и получать модель, например, в форме разностного уравнения.

#### ПРИМЕР ПОЛУЧЕНИЯ МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Рассмотрим использование предложенного подхода на примере моделирования промышленного объекта, в качестве которого выступает адсорбционная колонна нефтехимического сырья [1].

На первом этапе феноменологически в качестве определяющих переменных выделены четыре технологических параметра:

- 1) FF – отношение расхода орошения к расходу сырья в колонну;
- 2) PD – перепад давления по высоте колонны;
- 3) LC – уровень во флегмовой емкости;
- 4) TA – температура в кубе колонны.

Определяемый параметр – концентрация растворителя в продукте верха колонны (АСЕТ).

Знаковая КМ имеет вид (рис. 1):

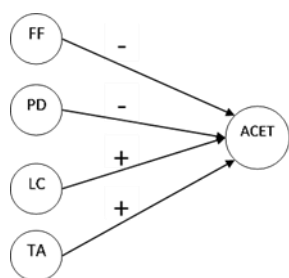


Рис. 1. Когнитивная модель расчета параметра

Fig. 1. Cognitive model for calculating the parameter

На втором этапе для каждого из входных параметров по изложенной выше методике выделены фрагменты (в общем случае различные для каждой из переменных), для которых рассчитаны математические ожидания. В табл. 1 представлены значения математических ожиданий при фрагментации всех переменных. Аналогичные таблицы получают для каждой входной переменной.

Таблица 1

Значения математические ожиданий для выделенных временных фрагментов по параметру FF

The values of the expected values for the selected time fragments by the FF parameter

№ n/n	FF	PD	LC	TA	АСЕТ
1	0,0171	0,021	45,42	135,41	7,62
2	0,0165	0,0175	59,36	135,72	8,45
3	0,0162	0,0158	57,99	134,84	8,91
4	0,0188	0,0359	44,74	134,98	6,46
5	0,0203	0,0200	48,66	134,13	5,50
6	0,0205	0,0279	56,28	134,65	8,77
7	0,0246	0,0361	50,62	135,29	5,97
8	0,0232	0,0293	49,81	134,93	5,14

На третьем этапе для значений математических ожиданий рассчитывают нормированные ковариационные матрицы для наборов фрагментов (см. табл. 2), для которых характерно незначительное различие значений математических ожиданий. Напомним, что они показывают относительное варьирование каждой переменной на рассматриваемом фрагменте. Таких наборов для табл. 1 выделено три (1–3, 5–6, 7–8).

Таблица 2

НКК для набора фрагментов по параметру FF  
FCM for a set of fragments by parameter FF

Фр.	FF	PD	LC	TA
1–3	-0,0014	-0,00764	0,0066	-8,7E-05
5–6	0,0011	0,03771	0,0166	0,00043
7–8	0,0021	0,00774	0,0006	9,94E-05

На четвертом этапе для параметров, у которых знак НКК соответствует знаку КМ и превышают некоторое пороговое значение (выделены цветом), рассчитывают коэффициент линейной регрессии в парах «АСЕТ – Р», где Р – один из входных параметров модели (см. табл. 3). В табл. 3 показаны КР для фрагментов, модуль значения НКК, им соответствующие и КР при независимом параметре модели, полученный в результате свертки «взвешиванием» по значениям НКК.

Таблица 3

Значения частных КР и результат расчета «взвешенного» КР

Values of partial regression coefficients and the result of calculating the "weighted" KR

Пар	Значение КР/НКК для фрагментов					Итог КР
	№ 1	№ 2	№ 3	№ 4	№ 5	
FF	<u>-1423</u> 0,001	<u>-1243</u> 0,013	<u>-214,3</u> 0,053	<u>-521,7</u> 0,025		-458,1
PD	<u>-245,9</u> 0,008	<u>-12,82</u> 0,006	<u>-86,77</u> 0,017			-112,6
LC	<u>0,076</u> 0,067	<u>0,428</u> 0,017	<u>0,089</u> 0,032	<u>0,092</u> 0,007	<u>0,229</u> 0,021	0,109
TA	<u>0,515</u> 0,0006	<u>0,418</u> 0,0002				0,491

Получена модель с коэффициентами:

$$\text{АСЕТ} = -458,1 \times \text{FF} - 112,6 \times \text{PD} + 0,109 \times \text{LC} + 0,491 \times \text{TA} + a_0.$$

Свободный член модели подбирается таким, чтобы среднее значение расчетного зависимого параметра было близким среднему на обучающей выборке.

Результаты тестирования модели приведены в табл. 4. Результаты прогнозирования ПКП сравнением с лабораторными данными показателя приведены на рис. 2.

Таблица 4

## Статистические характеристики модели

## Statistical characteristics of the model

Кол-во данных	508
$R^2$	0,22
Коэффициент корреляции	0,47
Среднеквадрат. ошибка	1,97
Index (отношение средн. кв. ош. к дисперсии АСЕТ)	0,9
Средн. значение АСЕТ	6,79
Средн. значение АСЕТ по модели	6,39
СКО АСЕТ	2,89
СКО АСЕТ по модели	2,51

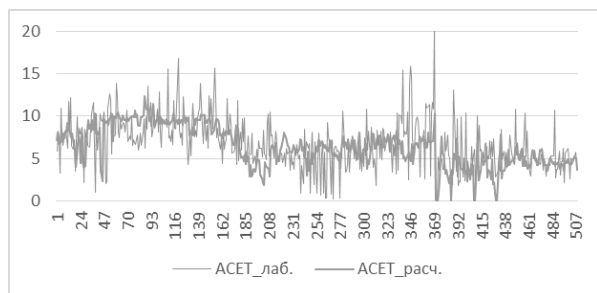


Рис. 2. Результаты прогнозирования параметра по модели на тестовой выборке

Fig. 2. The results of predicting the parameter by the model on the test sample

Отметим, что при относительно невысоком коэффициенте детерминации полученная модель может успешно использоваться для целей прогноза качества продуктов в задачах управления. Повышение показателей точности модели возможно за счет разделения рассматриваемого временного интервала на подмножества и получения нескольких ситуационных моделей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Веревкин А. П., Кирышин О. В.** Автоматизация технологических процессов и производств в нефтепереработке и нефтехимии. Уфа: УГНТУ, 2005. 71 с. [A. P. Verevkin, O. V. Kiryushin, *Automation of technological processes and productions in oil refining and petrochemistry*, (in Russian). Ufa: UGNTU, 2005. ]

2. **Дозорцев В. М., Ицкович Э. Л., Кнеллер Д. В.** Усовершенствованное управление технологическими процессами (APC): 10 лет в России // Автоматизация в промышленности. 2013. № 1. С. 12–19. [V. M. Dozortsev, E. L. Itckovich, D. V. Kneller, "Advanced Process Control (APC): 10 years in Russia", (in Russian), in *Avtomatizaciya v promyshlennosti*, no. 1, pp. 12-19, 2011. ]

3. **Blevins T., Wojsznis W. K., Nixon M.** Advanced Control Foundation: Tools, Techniques and Applications. ISA, 2012. 556 p.

4. **Ansari R. M., Bawardi K. M.** Multivariable control and advanced monitoring: Applications to hydrocracking process // Saudi Aramco Journal of Technology. 2006. Pp. 33-37.

5. **Challenges** and problems with advanced control and optimization technologies (Conference Paper) / M. Campos, et al. // 7th IFAC International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes, ADCHEM'09, (Istanbul, Turkey, 12–15 July 2009). 2009. Vol. 7, Iss. 1. Pp. 1-8.

6. **Kadlec P., Gabrys B., Strandt S.** Data-driven soft sensors in the process industry // Computers and Chemical Engineering. 2009. Vol. 33, Iss. 4. Pp. 795-814.

7. **Орлова И. В., Половников В. А.** Экономико-математические методы и модели: компьютерное моделирование: учеб. пособие. М.: Вузовский учебник, 2007. 365 с. [I. V. Orlova, V. A. Polovnikov, *Economic and mathematical methods and models: computer modeling*, (in Russian). Moscow: Vuzovskij uchebnik, 2007. ]

8. **Бокс Дж., Дженкинс Г.** Анализ временных рядов, прогноз и управление: пер. с англ. / под ред. В. Ф. Писаренко. М.: Мир, 1974. Кн. 1. 406 с. [J. Box, G. Jenkins, *Time series analysis, forecast and management: translated from English*, (in Russian). V. F. Pisarenko (ed.). Moscow: Mir, 1974. ]

9. **Отнес Р., Энноксон Л.** Прикладной анализ временных рядов. М.: Мир, 1982. 428 с. [R. Otnes, L. Enoxon, *Applied time series analysis*, (in Russian). Moscow: Mir, 1982. ]

10. **Тюрин Ю. Н., Макаров А. А.** Анализ данных на компьютере / под ред. В. Э. Фигурнова. Изд. 3-е, перераб. и доп. М.: ИНФРА-М, 2002. 528 с. [U. N. Tyurin, A. A. Makarov, *Data analysis on a computer*, (in Russian). V. E. Figurnov (ed.). 3-rd edition, reprint and add. Moscow: INFRA-M, 2002. ]

11. **Домбровский В. В.** Эконометрика. [Электронный ресурс]. URL: <http://sun.tsu.ru/mminfo/2016/Dombrovski/bo-ok/chapter-5/chapter-5-4.htm> (дата обращения 10.10.2021). [V. V. Dombrovsky (2021, Oct. 10), *Econometrics*. [Online]. Available: <http://sun.tsu.ru/mminfo/2016/Dombrovski/bo-ok/chapter-5/chapter-5-4.htm> ]

12. **Васильев В. И., Ильясов Б. Г.** Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: учебное пособие. М.: Радиотехника, 2009. 329 с. [V. I. Vasilyev, B. G. Ilyasov, *Intelligent control systems. Theory and practice: textbook*, (in Russian). Moscow: Radiotekhnika, 2009. ]

13. **Построение** математической модели трубчатой печи пиролиза для целей оптимизации режимов и диагностики прогаров змеевика / А. П. Веревкин [и др.] // Нефтегазовое дело. 2010. Т. 8, № 1. С. 70–73. [A. P. Verevkin, et al., "Construction of a mathematical model of a tubular pyrolysis furnace for the purpose of optimizing the modes and diagnostics of the coil burnout", (in Russian), in *Neftegazovoe delo*, vol. 8, no. 1, pp. 70-73, 2010. ]

14. **Веревкин А. П., Калашник Д. В., Хуснияров М. Х.** Моделирование оперативного определения индекса рас-

плава для управления процессом производства полиэтилена // Башкирский химический журнал. 2013. Т. 20, № 1. С. 69–74. [ А. П. Verevkin, D. V. Kalashnik, M. H. Khusniyarov, “Modeling of the operational determination of the melt index for the control of the polyethylene production process”, (in Russian), in *Bashkirskij himicheskij zhurnal*, vol. 20, no. 1, pp. 69-74, 2013. ]

15. **Подготовка** данных для построения виртуальных анализаторов в задачах усовершенствованного управления / А. П. Веревкин [и др.] // Автоматизация в промышленности. 2019. № 3. С. 12–17. [ А. П. Verevkin, et al., “Data preparation for building virtual analyzers in advanced management tasks”, (in Russian), in *Avtomatizaciya v promishlennosti*, no. 3, pp. 12-17, 2019. ]

16. **Веревкин А. П.** Когнитивные модели в системах искусственного интеллекта: цели и методы построения // Интеграция науки и образования в вузах нефтегазового профиля-2016: материалы Международной научно-методической конференции, посвященной 60-летию филиала УГНТУ в г. Салавате. 2016. С. 167–170. [ А. П. Verevkin, “Cognitive models in artificial intelligence systems: goals and methods of construction”, in *Proc. International scientific and methodological Conference dedicated to the 60th anniversary of the Salavats branch of the Ufa State Petroleum Technological University*, pp. 167-170, 2016. ]

17. **Веревкин А. П., Муртазин Т. М., Григорьева Ю. Л.** Когнитивное моделирование процессов нефтепереработки с упрощенной процедурой адаптации динамических моделей // Территория Нефтегаз. 2018. № 7–8. С. 14–18. [ А. П. Verevkin, Т. М. Murtazin, U. L. Grigoryeva, “Cognitive modeling of oil refining processes with a simplified procedure for adapting dynamic models”, (in Russian), in *Territoriya Neftegaz*, no. 7-8, pp. 14-18, 2018. ]

18. **Гайдамак А. В., Веревкин А. П.** Диагностика и повышение точности оценки показателей качества за счет информационной избыточности (на примере реакторного блока установки каталитического риформинга) // «Вопросы естественных и математических наук»: материалы международной заочной научно-практической конференции (27 мая 2013 г.). Новосибирск: СибАК, 2013. С. 154. [ А. В. Gaidamak, А. П. Verevkin, “Diagnostics and improvement of the accuracy of the assessment of quality indicators due to information redundancy (for example, the reactor unit of a catalytic reforming unit)”, (in Russian), in *Proc. Questions of natural and mathematical sciences*, 2013, p. 154. ]

19. **Методы** корреляционного и регрессионного анализа. [Электронный ресурс]. URL: [https://scask.ru/g\\_book\\_mkor.php?id=30](https://scask.ru/g_book_mkor.php?id=30) (дата обращения 10.10.2021). [ Methods of correlation and regression analysis (2021, Oct. 10). [Online]. Available: [https://scask.ru/g\\_book\\_mkor.php?id=30.pdf](https://scask.ru/g_book_mkor.php?id=30.pdf) ]

#### ОБ АВТОРАХ

**ВЕРЕВКИН Александр Павлович**, проф. каф. автоматизации, телемеханики и метрологии (УГАТУ). Дипл. инж. по автоматизации (УНИ (УГНТУ), 1969). Д-р техн. наук по автоматизации и управлению (УГАТУ, 1999). Иссл. в обл. сложных систем, диагностики, ситуационного управления.

**МУРТАЗИН Тимур Мансурович**, доц. каф. автоматизации, телемеханики и метрологии (УГАТУ). Дипл. инж. по автоматизации (УГНТУ, 1997). Канд. техн. наук по упр. в техн. системах (УГНТУ, 2000). Иссл. в обл. ситуационного моделирования и усовершенствованного управления.

#### METADATA

**Title:** Simulation of production process based on cognitive information and time series.

**Authors:** A. P. Verevkin<sup>1</sup>, T. M. Murtazin<sup>2</sup>

**Affiliation:** Ufa State Petroleum Technological University, Russia.

**Email:** <sup>1</sup>apverevkin@mail.ru, <sup>2</sup>tm.murtazin@mail.ru

**Language:** Russian.

**Source:** SIIT (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 4, no. 1 (8), pp. 12-19, 2022. ISSN 2686-7044 (Online), ISSN 2658-5014 (Print).

**Abstract:** Advanced control systems (APC-systems) are based on the use of technological process models that allow you to quickly predict changes in technological parameters (TP) and product quality indicators (PQI) of production. To identify the structure and parameters of models, statistical information is usually used, which is the results of passive experiments. The data parameters in control systems are archived in the database in the form of time sequences without ensuring their reliability and homogeneity. In the context of non-stationarity the time series and heterogeneity of data, the quality of TP and PQI calculation models is sharply reduced, so they cannot, as a rule, be applied to model development without prior preparation. The training is aimed at ensuring the conditions for the stationarity of the series, the adequacy of the models and includes the stages of isolating clusters (fragments) of data and their filtering, for which situational models will be formed in the future. The article discusses methods of bringing data from the automated control system archives to a public format, filtering and clustering them. A description of the methods of filtering and clustering based on the use of the so-called control cognitive models and cross-correlation coefficients of TP and PQI is given.

**Key words:** regression model; time series; cross-correlation; cognitive approach; rationing.

#### About authors:

**VEREVKIN, Alexander Pavlovich**, Prof., Dept. of Automation, Telecommunication and Metrology Ufa State Petroleum Technological University. Dipl. Automation engineer (USPTU, 1969), Dr. of Tech. Sci. (USATU, 1999).

**MURTAZIN, Timur Mansurovich**, Assoc. Prof., Dept. of Automation, Telecommunication and Metrology Ufa State Petroleum Technological University. Dipl. Automation engineer (USPTU, 1997). Cand. of Tech. Sci. (USPTU, 2000).