

О ВЫБОРЕ МЕТОДА ДИНАМИЧЕСКОГО НОРМИРОВАНИЯ ЭНЕРГОРЕСУРСОВ НЕФТЕПЕРЕРАБАТЫВАЮЩИХ ПРОИЗВОДСТВ

В. Р. Ведрученко, Е. М. Резанов, А. П. Стариков, А. В. Кушнарченко,
П. А. Суворцев, В. А. Кихтенко

Омский государственный университет путей сообщения,
644046, Россия, г. Омск, пр. Маркса, 35

В статье рассмотрены возможности расчета плановой потребности в энергоресурсах на основе «больших данных» и машинного обучения для энерготехнологических процессов нефтеперерабатывающих заводов. Для получения прогнозных данных предложено использовать множественную линейную регрессию, машинное обучение и нейронные сети для построения математической модели. Рассмотрены их достоинства и недостатки, сравнены точности моделей и возможность их интерпретации. Благодаря применению современных статистических методов удалось интерпретировать вариативность потребления энергоресурса в форме факторного анализа. В результате опытно-промышленных испытаний обоснована практическая значимость предложенных методов для практического использования при функционировании системы энергетического менеджмента и при переходе к применению статистического контроля технологического процесса.

Ключевые слова: нормирование энергоресурсов, топливно-энергетические ресурсы, методы нормирования, линейная регрессия, машинное обучение, глубокое обучение, факторный анализ, система энергетического менеджмента.

Введение

На современном этапе развития экономики функционирование предприятий промышленности осуществляется в условиях формирования нового постиндустриального технологического уклада шестого поколения, характеризующегося нацеленностью на развитие и применение наукоёмких нано-, био- и информационных технологий на основе их интеграции, влекущей за собой глобальные структурные экономические изменения и формирование совершенно новых моделей производства, а следовательно, и потребность в новых моделях управления им. Определяющим стимулирующим обстоятельством перехода к шестому технологическому укладу выступает экономическая эффективность производства, а также базовые технологии, определяющие становление технологического уклада и его особенности. Вместе с тем для достижения подобного результата требуется принципиальная трансформация менеджмента предприятий, касающаяся форм и методов управления, вызванная сетевым характером управления шестого технологического уклада в части распределения информационных потоков в процессе обмена данными, разработке и принятии управленческих решений [1]. За последние 10 лет инженеры приступили к разработке так называемых цифровых двойников технологических процессов. Цифровой двойник — это сложный программный объект, основанный на инженерных моделях процессов, статистических данных, нормативных значениях и алгоритмах машинного обучения [2].

Нормирование потребления энергоресурсов также требует оцифровки и автоматизации. С од-

ной стороны, цифровой двойник производства позволяет нам рассчитывать различные сценарии режимов работы технологических объектов для оптимального выполнения производственной программы. С другой стороны, методика нормирования потребления должна позволять нам рассчитать необходимое и достаточное потребление ресурсов для конкретного сценария. Возможность анализировать фактические отклонения в потреблении энергии является ключевой особенностью, которая может привести нас к более рациональному управлению затратами [3].

Также стоит отметить, что во многих компаниях система премирования персонала построена на задаче достижения удельного потребления энергии различных видов на тонну переработанного сырья либо произведенного продукта. За превышение этого показателя персоналу снижают размер премии.

Как ни странно, но подобная система премирования стала главным тормозом для повышения энергоэффективности. Установление четкого норматива, сколько должна потребить установка энергоресурса без учета большого количества разных факторов (предикторов), постоянно приводит к тому, что персонал установки абсолютно справедливо стремится иметь при нормировании запас, который можно использовать при неблагоприятном стечении таких предикторов (погода, особенности режима, качество сырья и пр.).

Этот факт можно объяснить совокупностью поведенческих проблем — «Синдромом студента» и «Первым законом Паркинсона», т.е. если у периодической задачи есть качественная и количественная характеристика, то она, скорее всего, будет выполнена в указанный срок и с необходимым

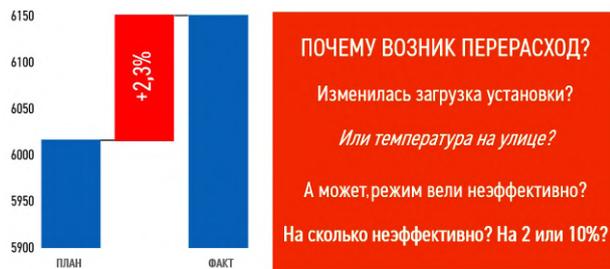


Рис. 1. Типичная дилемма при использовании существующего подхода
Fig. 1. A common challenge when using the current approach

качеством, даже если была возможность выполнить ее раньше и с лучшим качеством [4].

Стоит напомнить, что все явления и процессы хозяйственной деятельности предприятий находят-ся во взаимозависимости.

Одним из ключевых вопросов построения модели регулирования энергопотребления является большое количество влияющих внешних и внутренних факторов. Влияние таких факторов часто не поддается аналитическому выявлению.

К таким предикторам относятся параметры технологического процесса, параметры исходного сырья, метеорологические условия, временной интервал и т.д. Кроме того, каждый фактор можно рассматривать как причину и как следствие. Например, изменение температуры куба ректификационной колонны можно рассматривать, с одной стороны, как причину изменения потребления энергии в ребойлере, а с другой — как результат изменения состава исходного сырья. Таким образом, показатели, характеризующие причину, можно назвать значимыми факторами (предикторами), а показатели, характеризующие следствие, — результирующим показателем. Все существующие методы и алгоритмы регулирования энергопотребления часто основаны на каких-то нормативных значениях и не позволяют эффективно применять их в оцифрованных сценариях. Попытки рассчитать удельные нормы для всех технологических сценариев и влияющих внешних факторов приводят к росту количества норм и повышению количества ошибок, обусловленных человеческим фактором при их использовании.

Учет выше указанных параметров позволяет перейти на более качественный уровень контроля технологического процесса потребления энергоресурсов нефтеперерабатывающих производств — статистическое управление процессом. Статистическое управление процессом состоит в выявлении аномалий в данных и идентификации случайных и неслучайных событий, влияющих на изменение потребления энергоресурсов. Разделение причин на два указанных вида принципиально потому, что борьба с изменчивостью (вариабельностью) процесса в этих двух случаях требует различного подхода. Неслучайные причины вариаций требуют локального вмешательства в процесс, обычно людьми, занятыми в процессе и близкими к нему (линейный персонал, линейные руководители и т.д.), тогда как случайные причины вариаций требуют вмешательства в систему, что почти всегда требует действий со стороны высшего менеджмента [5].

Основной целью данной работы является разработка подхода и определение методов разработ-ки моделей динамического нормирования энерго-

потребления на примере задач нефтепереработки. Для данного случая были проанализированы существующие подходы к нормированию энергопотребления и разработаны новые методы, основанные на различных алгоритмах машинного обучения. Новый подход обеспечивает возможность динамического пересчета показателей энергопотребления в рамках изменений процесса или окружающей среды и построение факторного анализа.

Основная часть. Текущий метод определения удельной нормы в зависимости от загрузки по сы-рью имеет следующие недостатки:

1. Низкая точность планирования — попытка подбора линейных зависимостей потребления энергоресурсов только от сырья зачастую приводят к малой сходимости с фактом $\pm 5\%$.

2. Низкая оперативная управляемость — применение аналитических методов не позволяет нам оперативно пересмотреть нормы в случае существенного краткосрочного изменения режима работы установки.

3. Низкое качество анализа отклонений — анализ отклонений фактического потребления энергоресурса от планового, как правило, проводится экспертно и дает в лучшем случае корректную качественную оценку, т.е. любым значимым изменением режима пытаются объяснить все отклонение без попыток провести количественную оценку этого изменения (рис. 1). Соответственно, нет полноценного анализа — было ли данное изменение системным, т.е. требующим пересмотра норм, либо несистемным, т.е. требующим детального разбора и устранения без корректировки норм, что в дальнейшем ведет к некорректному пересмотру норм [5]. Ситуация, изображенная на рис. 1, является типовой, и в рамках дальнейшего анализа докажем интуитивно понятное утверждение о том, что итоговое отклонение — совокупность положительных и отрицательных влияний значимых факторов (предикторов), а также ошибка планирования, обусловленная в том числе погрешностью измерений.

Под факторным анализом понимается методика комплексного и системного изучения и измерения воздействия факторов на результирующий показатель.

В основе факторного анализа лежат выявление, оценка и прогнозирование влияния факторов на изменение результирующего показателя. Чем детальнее исследуется зависимость результирующего показателя от тех или иных предикторов, тем точнее результаты анализа и оценка качества работы предприятия. Без глубокого и всестороннего изучения факторов нельзя сделать обоснованные выводы о результатах деятельности, выявить резервы производства, обосновать планы и управленческие решения.

Основными этапами факторного анализа являются:

1. Постановка цели анализа.
2. Отбор предикторов, влияющих на исследуемые результирующие показатели.
3. Классификация и систематизация значимых факторов.
4. Определение формы взаимосвязи между факторами и результирующими показателями.
5. Моделирование взаимосвязей между результирующим показателем и предикторами.
6. Расчет влияния факторов.
7. Практическое использование факторной модели [6].



Рис. 2. Принципиальная схема подхода к нормированию и эффективному управлению режимом
Fig. 2. A schematic diagram of the approach to rationing and efficient mode management

Анализ рассмотрим на примере потребления топлива в качестве результирующего показателя. Сразу стоит отметить, что выбор предикторов осуществлялся по методологии «Лин шесть сигм» [7, 8]. А также было сделано ключевое разделение параметров на условно неуправляемые (значимые с точки зрения потребления топлива, но определяемые производственной программой, а также метеопараметры) и управляемые (непосредственно характеризующие эффективность работы энергопотребляющего оборудования) (рис. 2), что позволило минимизировать поведенческие проблемы, описанные выше, и повысить точность моделей.

Подход к оптимизации количества управляемых параметров изложен в [9, 10]. Благодаря более жесткому контролю и снижению дисперсии данных, параметры работы оборудования стали статистически

незначимы для общего потребления топлива, это позволило не использовать их в моделировании.

В этом контексте требуется сравнительный анализ трех методов обработки и моделирования статистических зависимостей: методы линейной регрессии, машинного обучения и нейронных сетей.

На первом этапе сделан первичный анализ общедоступной информации об этих методах (табл. 1).

На втором этапе был подготовлен набор параметров и данных для сравнительного анализа точности и устойчивости работы различных моделей. Для построения моделей использовались следующие библиотеки Python: OLS (Линейная регрессия), Catboost (Машинное обучение), Sklearn (Нейронная сеть).

Исходные данные для моделирования. Для первичного анализа были получены данные с установки первичной переработки нефти ЭЛОУ-АВТ от октября 2023 по январь 2024 г. В качестве предикторов использовалось изначально 17 факторов. В итоге некоторые показатели подвергались «чистке» и заполнению пропущенных значений путем средних или медианных величин в зависимости от того, как распределяется количественный фактор. Далее была установлена степень зависимости самих предиктивных факторов между собой и выявление значимых характеристик.

Для наглядного результата представлена диаграмма зависимостей факторов — это так называемая heat map [11, 12]. На пересечении факторов можно определить, насколько сильная зависимость между ними. Показатель зависимости варьируется

Таблица 1. Качественное сравнение методов моделирования
Table 1. Qualitative comparison of modeling methods

Модель	Достоинства	Недостатки
Линейная регрессия	Модели линейной регрессии легко интерпретировать, что делает их легкодоступными для неспециалистов	Линейная регрессия может не справляться с комплексными нелинейными зависимостями данных
	Линейные модели требуют меньше вычислительных ресурсов и времени для обучения и прогнозирования	Чувствительность к выбросам и мультиколлинеарности, что может существенно исказить прогнозы линейных моделей
	Линейная регрессия поддерживается твердыми статистическими основами, что обеспечивает прозрачность выводов	
Машинное обучение (Случайные леса, Градиентный бустинг)	Сложные модели, такие как случайные леса и градиентный бустинг, могут повысить точность прогнозов в сравнении с линейными моделями	Требуют от специалиста компетенций программирования
	Эти методы хорошо работают с большими объемами данных и множеством признаков	Сложные модели машинного обучения могут быть трудно интерпретируемы
	Ансамблевые методы менее чувствительны к аномалиям в данных	Без должной настройки модели могут слишком подстроиться под обучающие данные и плохо работать с новыми данными
		Обучение может быть ресурсоемким процессом, требующим значительного времени и вычислительных мощностей
Нейронные сети	Нейронные сети могут распознавать и моделировать сложные и нелинейные взаимосвязи	Требуют от специалиста компетенций программирования
	Нейронные сети хорошо масштабируются с ростом объема данных и сложности задач	Решения нейронных сетей часто трудно объяснить, что создаёт проблемы для обеспечения прозрачности
	Способность адаптироваться к меняющимся условиям с использованием техник, таких как перенос обучения	Для обучения нейронных сетей часто требуется большое количество данных
		Настройка и обучение нейронных сетей может быть чрезвычайно затратным в плане вычислительных ресурсов

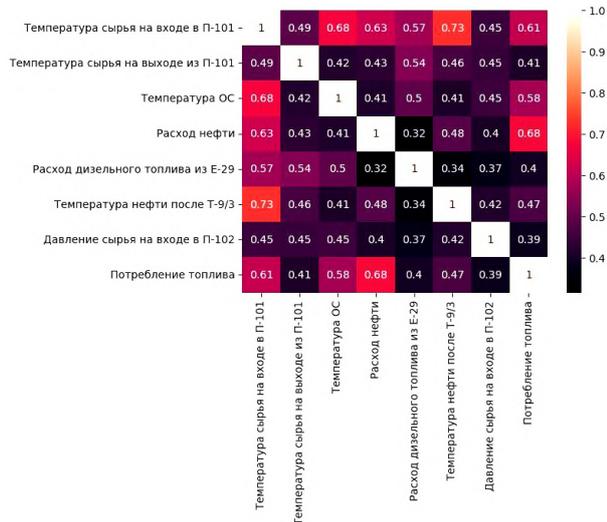


Рис. 3. Корреляционная диаграмма для факторов
 Fig. 3. Correlation diagram for factors

от -1 до 1 , и чем ближе к 1 или -1 , тем сильнее устанавливается взаимодействие факторов, чем ближе к 0 — тем слабее.

Корреляционная матрица по данным установки ЭЛОУ-АВТ представлена на рис. 3.

Динамические модели нормирования энергопотребления. В ходе исследования подготовленный массив данных из восьми предикторов использовался в моделях динамического нормирования. Для построения моделей использовались следующие библиотеки: OLS (Линейная регрессия), Catboost (Машинное обучение), Sklearn (Нейронная сеть). Для оценки качества моделей была выбрана метрика — средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) [13].

Графические результаты моделирования и построения динамического нормирования представлены на рис. 4–6.

В табл. 2 приведено сравнение всех моделей по основным параметрам.

По результатам моделирования видно, что на обучающей выборке лучше работает алгоритм машинного обучения, однако на тестовой выборке на «свежих» данных лучшие результаты показала линейная регрессия.

Полученная в результате построения линейной регрессии связь называется стохастической (вероятностной), т.к. каждому значению предиктора соответствует множество значений результирующего показателя, т.е. определенное статистическое распределение.

Таблица 2. Качественно-количественное сравнение методов моделирования
 Table 2. A qualitative and quantitative comparison of different modeling methods

Параметры сравнения	OLS (Линейная регрессия)	Catboost (Машинное обучение)	Sklearn (Нейронная сеть)
Ошибка модели на обучающей выборке, train MAPE, %	2,15	<u>1,10</u>	4,45
Ошибка модели на тестовой выборке, test MAPE, %	<u>2,25</u>	2,43	2,73
Интерпретируемость результатов в виде факторного анализа	<u>Да</u>	Частично	Нет
Доступность использования и поддержания неспециалистами в ИТ	<u>Да</u>	Нет	Нет

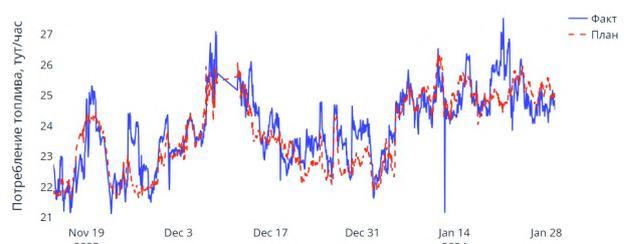


Рис. 4. Результаты динамического нормирования потребления топлива на основе алгоритма OLS
 Fig. 4. Results of a dynamic fuel consumption rationing based on the OLS (Ordinary Least Squares) algorithm

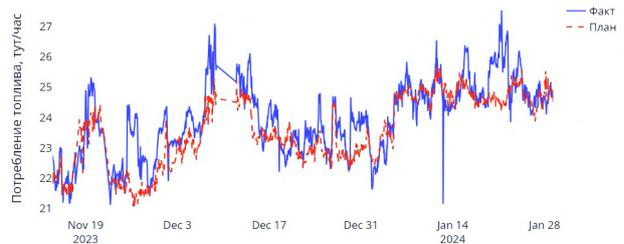


Рис. 5. Результаты динамического нормирования потребления топлива на основе алгоритма CatBoost
 Fig. 5. Results of dynamic fuel consumption rationing based on the CatBoost algorithm

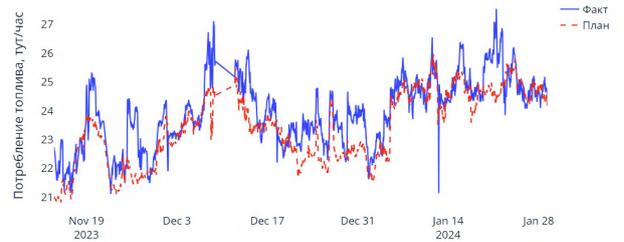


Рис. 6. Результаты динамического нормирования потребления топлива на основе алгоритма Sklearn
 Fig. 6. Results of dynamic fuel consumption rationing based on the Sklearn algorithm

Стохастический факторный анализ представляет собой методику исследования факторов, связь которых с результирующим показателем является неполной, вероятностной (корреляционной). Если при функциональной зависимости с изменением аргумента всегда происходит соответствующее изменение функции, то при корреляционной связи изменение аргумента может дать несколько зна-

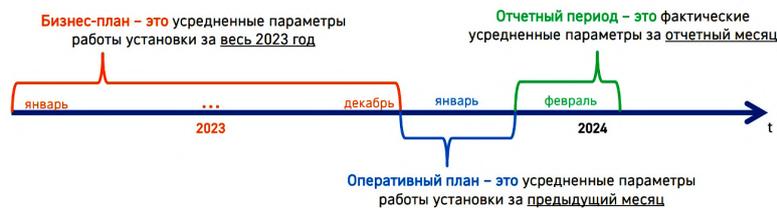


Рис. 7. Описание подхода для формирования исходных данных, поступающих в регрессионное уравнение для планирования

Fig. 7. Description of the approach for generating the initial data entering the regression equation for planning

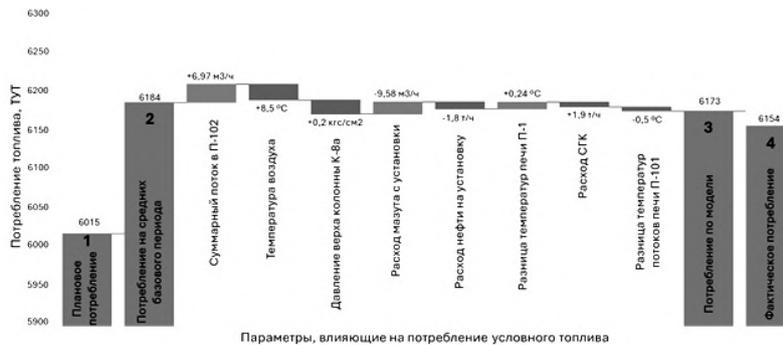


Рис. 8. Факторный анализ отклонений

(1 — план, рассчитанный старым способом;

2 — план, рассчитанный новым способом;

3 — смоделированное фактическое потребление топлива;

4 — фактическое потребление топлива по прибору учета)

Fig. 8. Factor analysis of deviations

(1 — plan calculated in the old way;

2 — plan calculated in the new way;

3 — simulated actual fuel consumption;

4 — actual fuel consumption according to the metering device)

чений прироста функции в зависимости от сочетания других факторов, определяющих данный показатель. То есть полученная модель потребления топлива не может быть применена без адаптации ни на другом технологическом процессе, ни на подобном технологическом процессе другого предприятия [14, 15].

На третьем этапе работы полученная регрессионная модель была использована для бизнес-плана на год и оперативного плана на месяц по потреблению топлива. Принцип выбора исходных данных для расчета представлен на рис. 7.

Факторный анализ отклонений. При наступлении отчетного периода исходные данные сравниваются с фактическими и преобразовываются в факторный анализ, который позволяет разложить проблемную ситуацию, изображенную на рис. 1. Результаты разложения приведены на рис. 8.

Анализируя рис. 8, можно сделать следующие выводы:

1. Разница между столбцами 1 и 2 говорит о том, что главной причиной наличия отклонения плана от факта на рис. 1 является низкое качество планирования, никакого физического объяснения этой разницы нет.

2. Разница между столбцами 3 и 4 говорит о высокой точности модели, ошибка которой в данном периоде составляет 0,32 %.

3. Разложение разницы между столбцами 2 и 3 позволяет делать качественные и количественные выводы о причинах изменения потребления топлива. В данном случае основной отрицательный фак-

тор обусловлен увеличением загрузки вакуумного блока установки ЭЛОУ-АВТ на 7 м³/ч относительно плана и составляет +32 тонны условного топлива. При этом температура наружного воздуха фактически оказалась выше плановой на 8,5 °С, что позволило сэкономить 30 тонн условного топлива.

Выводы

В рамках классического процесса осуществления производственной деятельности, включающего в себя цикл PDCA «Планирование – Контроль – Анализ – Корректировка», наиболее подходящими на сегодняшний день являются модели линейной регрессии. Они позволяют:

1. Повысить точность планирования. За счет гибкого подхода к выбору базовых значений предикторов удалось более точно учитывать фактические режимы работы установки и состояние оборудования.

2. Повысить качество оперативного контроля. При необходимости изменения режима работы установки можно делать оперативный анализ влияния изменения режима на изменение потребления топлива и принимать обоснованные управленческие решения.

3. Сократить время и повысить качество анализа результатов в отчетном периоде. Применение факторного анализа позволило сократить время анализа отклонений с 5 дней до 1 часа. При этом качественный анализ позволяет корректно планировать будущие периоды.

4. Сократить трудозатраты на нормирование. За счет перехода на линейное регрессионное урав-

нение в качестве динамической нормы удалось сократить количество норм в 12 раз. При появлении нестандартных режимов работы установки и оборудования не требуется набор новой статистики и пересчет норм, достаточно задаться корректными значениями предикторов, входящих в модель.

В случае моделирования на основе CatBoost и нейронных сетей можно улучшить точность моделей за счет дальнейшей настройки параметров и гиперпараметров, расширения набора обучающих данных, но сложность интерпретации результатов моделирования пока остается ограничивающим фактором применения этих моделей.

Заключение. Одним из ключевых вопросов построения качественной системы энергоменеджмента, приносящий реальный экономический эффект, является большое количество влияющих внешних и внутренних факторов. Применение многофакторных моделей на основе линейных регрессий позволяет перейти к мониторингу потребления ТЭР на основе контрольных карт Шухарта [16], тем самым повысить эффективность выполнения производственной программы, снизить трудозатраты на поиск причин вариаций, сделать потребление топлива более предсказуемым и управляемым.

Список источников

1. Калинина Н. М., Кулик Н. А. Оценка степени инновационной готовности системной трансформации менеджмента в условиях перехода к шестому технологическому укладу // Омский научный вестник. Сер. Общество. История. Современность. 2023. Т. 8, № 4. С. 139–145. DOI: 10.25206/2542-0488-2023-8-4-139-145. EDN: VVVAXR.
2. Хакимов Р. А. Идентификация математической модели процесса гидроочистки дизельного топлива для создания системы оптимизации группы технологических установок нефтеперерабатывающего завода // Омский научный вестник. 2018. № 4 (160). С. 174–178. DOI: 10.25206/1813-8225-2018-160-174-178.
3. Kudriashov N. S. Dynamic energy consumption rationing based on machine learning algorithms for oil refining tasks // Computing, Telecommunications and Control. 2021. Vol. 14, no. 3. P. 20–32. DOI: 10.18721/JCSTCS.14302.
4. Голдратт Э. М., Кокс Д. Цель. Процесс непрерывного совершенствования / пер. с англ. П. Самсонов. Москва: Попурри, 2023. 400 с.
5. Адлер Ю. П., Шпер В. Л. Практическое руководство по статистическому управлению процессами. Москва: Альпина Паблишер, 2019. 234 с.
6. Факторный анализ. URL: <https://masters.donntu.ru/2007/kita/bolkunevich/library/fakt.htm> (дата обращения: 12.03.2024).
7. Долженко Р. А. Сущность и оценка эффективности использования оптимизационных технологий «Лин» и «Шесть сигм» // Вестник Омского университета. Серия «Экономика». 2014. № 1. С. 25–33. EDN: SFORMX.
8. Джиджи К., ДеКарло Н., Вильямс Б. Шесть сигм для чайников / пер. с англ. и ред. А. Ю. Заякина. Москва: Диалектика, 2008. 320 с.
9. Резанов Е. М., Стариков А. П., Финиченко А. Ю., Кушнарченко А. В. Об эффективности регулирования высокотемпературного агрегата нефтеперерабатывающего завода // Энергосбережение и водоподготовка. 2023. № 5 (145). С. 15–19. EDN: VXYMRV.
10. Данилов О. Л., Гаряев А. Б., Яковлев И. В. Энергосбережение в теплоэнергетике и теплотехнологиях. Москва: ИД МЭИ, 2017. 424 с.
11. Березняк И. С., Гусарова О. М., Попова В. В. Математическое моделирование с использованием цифровых техно-

логий в решении прикладных задач анализа данных // Современные наукоемкие технологии. 2023. № 12-1. С. 10–15. DOI: 10.17513/snt.39853. EDN: NFNZNH.

12. Herawati N. A., Gary A. A. P., Hikmawati E. [et al.]. A Hybrid Predictive Model as an Emission Reduction Strategy Based on Power Plants' Fuel Consumption Activity // IEEE Access. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3380809.

13. de Myttenaere A., Golden B., Le Grand B. [et al.]. Mean absolute percentage error for regression models // Neurocomputing. 2016. Vol. 192. P. 38–48. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.12.114.

14. Hu Z., Jin Y., Hu Q. [et al.]. Prediction of Fuel Consumption for Enroute Ship Based on Machine Learning // IEEE Access. 2019. Vol. 7. P. 119497–119505. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2933630.

15. Nawaz M., Maulud A. S., Zabiri H. [et al.]. Review of Multiscale Methods for Process Monitoring, With an Emphasis on Applications in Chemical Process Systems // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 49708–49724. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3171907.

16. Клячкин В. Н. Модели и методы статистического контроля многопараметрического технологического процесса: дис. ...д-ра техн. наук. Ульяновск, 2004. 284 с.

ВЕДРУЧЕНКО Виктор Родионович, доктор технических наук, профессор (Россия), профессор кафедры «Теплоэнергетика» Омского государственного университета путей сообщения (ОмГУПС), г. Омск.

SPIN-код: 1462-4926

AuthorID (SCOPUS): 6602803355

Адрес для переписки: vedruchenkovr@mail.ru

РЕЗАНОВ Евгений Михайлович, кандидат технических наук, доцент (Россия), доцент кафедры «Теплоэнергетика» ОмГУПС, г. Омск.

SPIN-код: 6614-1187

AuthorID (SCOPUS): 57208862428

Адрес для переписки: rezanove1@mail.ru

СТАРИКОВ Александр Петрович, кандидат технических наук, доцент (Россия), доцент кафедры «Теплоэнергетика» ОмГУПС, г. Омск.

SPIN-код: 9393-7979

Адрес для переписки: omskstar2003@mail.ru

КУШНАРЕНКО Антон Вячеславович, аспирант кафедры «Теплоэнергетика» ОмГУПС, г. Омск

SPIN-код: 2774-2204

Адрес для переписки: antmaz@bk.ru

СУРОВЦЕВ Павел Александрович, соискатель по кафедре «Теплоэнергетика» ОмГУПС, г. Омск.

SPIN-код: 8025-1774

Адрес для переписки: i@psurovtsev.ru

КИХТЕНКО Владимир Александрович, соискатель по кафедре «Теплоэнергетика» ОмГУПС, г. Омск.

SPIN-код: 6666-5647

Адрес для переписки: vkikhtenko17@yandex.ru

Для цитирования

Ведрученко В. Р., Резанов Е. М., Стариков А. П., Кушнарченко А. В., Суровцев П. А., Кихтенко В. А. О выборе метода динамического нормирования энергоресурсов нефтеперерабатывающих производств // Омский научный вестник. Сер. Авиационно-ракетное и энергетическое машиностроение. 2024. Т. 8, № 2. С. 5–12. DOI: 10.25206/2588-0373-2024-8-2-5-12.

Статья поступила в редакцию 18.03.2024 г.

© В. Р. Ведрученко, Е. М. Резанов, А. П. Стариков,

А. В. Кушнарченко, П. А. Суровцев, В. А. Кихтенко

ON THE CHOICE OF THE METHOD OF DYNAMIC RATIONING OF ENERGY RESOURCES IN OIL REFINERIES

V. R. Vedruchenko, E. M. Rezanov, A. P. Starikov, A. V. Kushnarenko,
P. A. Surovtsev, V. A. Kikhtenko

Omsk State Transport University,
Russia, Omsk, Marksa Ave, 35, 644046

The article discusses the possibility of calculating the expected energy demand based on big data and machine learning for the energy technological processes in oil refineries. In order to obtain predictive data, linear regression, machine learning, and neural networks are proposed to be used to build a mathematical model. The advantages and disadvantages of these methods are discussed, and the accuracy of the models is compared with the possibility of interpreting them. Thanks to the use of advanced statistical methods, the variability of energy consumption can be interpreted through factor analysis. Through pilot tests, the practical significance of these proposed methods for their practical use in an energy management system is demonstrated, as well as the transition to statistical control of the process.

Keywords: rationing of energy resources, fuel and energy resources, rationing methods, linear regression, machine learning, deep learning, factor analysis, energy management system.

References

1. Kalinina N. M., Kulik N. A. Otsenka stepeni innovatsionnoy gotovnosti sistemnoy transformatsii menedzhmenta v usloviyakh perekhoda k shestomu tekhnologicheskomu ukladu [Assessing the degree of innovative readiness of systemic transformation of management in the context of transition to the sixth technological paradigm] // Omskiy nauchnyy vestnik. Ser. Obschestvo. Istoriya. Sovremennost'. *Omsk Scientific Bulletin. Series Society. History. Modernity*. 2023. Vol. 8, no. 4. P. 139–145. DOI: 10.25206/2542-0488-2023-8-4-139-145. EDN: VVAXR. (In Russ.).
2. Khakimov R. A. Identifikatsiya matematicheskoy modeli protsessa gidroochistki dizel'nogo topliva dlya sozdaniya sistemy optimizatsii gruppy tekhnologicheskikh ustanovok neftepererabatyvayushchego zavoda [Identification of mathematical model of diesel fuel hydrotreatment process for creation system optimization of group of technological units of oil refinery plant] // Omskiy nauchnyy vestnik. *Omsk Scientific Bulletin*. 2018. No. 4 (160). P. 174–178. DOI: 10.25206/1813-8225-2018-160-174-178. (In Russ.).
3. Kudriashov N. S. Dynamic energy consumption rationing based on machine learning algorithms for oil refining tasks // Computing, Telecommunications and Control. 2021. Vol. 14, no. 3. P. 20–32. DOI: 10.18721/JCSTCS.14302. (In Engl.).
4. Goldratt E. M., Cox J. Tsel'. Protseess nepreryvnogo sovershenstvovaniya [The Goal. A Process of Ongoing Improvement] / trans. from Engl. P. Samsonov. Moscow, 2023. 400 p. (In Russ.).
5. Adler Yu. P., Shper V. L. Prakticheskoye rukovodstvo po statisticheskomu upravleniyu protsessami [Practical guide to statistical process management]. Moscow, 2019. 234 p. (In Russ.).
6. Faktorny analiz [Factor analysis]. URL: <https://masters.donntu.ru/2007/kita/bolkunevich/library/fakt.htm> (accessed: 12.03.2024). (In Russ.).
7. Dolzhenko R. A. Sushchnost' i otsenka effektivnosti ispol'zovaniya optimizatsionnykh tekhnologiy «Lin» i «Shest' sigm» [Essence and evaluation of optimizational technologies «Lean» and «Six Sigma»] // Vestnik Omskogo universiteta. Seriya «Ekonomika». *Herald of Omsk University. Series «Economics»*. 2014. No. 1. P. 25–33. EDN: SFORMX. (In Russ.).
8. Gigi K., DeCarlo N., Williams B. Shest' sigm dlya chaynikov [Six sigma for dummies] / trans. from Engl. and ed. A. Yu. Zayakina. Moscow, 2008. 320 p. (In Russ.).
9. Rezanov E. M., Starikov A. P., Finichenko A. Yu., Kushnarenko A. V. Ob effektivnosti regulirovaniya vysokotemperaturnogo agregata neftepererabatyvayushchego zavoda [On the efficiency of control of the high-temperature unit of the oil refinery] // Energoberezheniye i vodopodgotovka. *Energy Saving and Water Treatment*. 2023. No. 5 (145). P. 15–19. EDN: BXYMRV. (In Russ.).
10. Danilov O. L., Garyaev A. B., Yakovlev I. V. Energoberezheniye v teploenergetike i teplotekhnologiyakh [Energy saving in thermal power engineering and thermal technologies]. Moscow, 2017. 424 p. (In Russ.).
11. Bereznyak I. S., Gusarova O. M., Popova V. V. Matematicheskoye modelirovaniye s ispol'zovaniyem tsifrovyykh tekhnologiy v reshenii prikladnykh zadach analiza dannykh [Math modeling with the use of digital technologies in solving application tasks of data analysis] // Sovremennyye naukoymkiye tekhnologii. *Modern High Technologies*. 2023. No. 12-1. P. 10–15. DOI: 10.17513/snt.39853. EDN: NFNNZH. (In Russ.).
12. Herawati N. A., Gary A. A. P., Hikmawati E. [et al.]. A Hybrid Predictive Model as an Emission Reduction Strategy Based on Power Plants' Fuel Consumption Activity // IEEE Access. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3380809. (In Engl.).
13. de Myttenaere A., Golden B., Le Grand B. [et al.]. Mean absolute percentage error for regression models // Neurocomputing. 2016. Vol. 192. P. 38–48. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.12.114. (In Engl.).
14. Hu Z., Jin Y., Hu Q. [et al.]. Prediction of Fuel Consumption for Enroute Ship Based on Machine Learning // IEEE Access. 2019. Vol. 7. P. 119497–119505. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2933630. (In Engl.).
15. Nawaz M., Maulud A. S., Zabiri H. [et al.]. Review of Multiscale Methods for Process Monitoring, With an Emphasis on Applications in Chemical Process Systems // IEEE Access. 2022.

Vol. 10. P. 49708–49724. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3171907.
(In Engl.).

16. Klyachkin V. N. Modeli i metody statisticheskogo kontrolya mnogoparametricheskogo tekhnologicheskogo protsessa [Models and methods of statistical control of a multiparametric technological process]. Ulyanovsk, 2004. 284 p. (In Russ.).

VEDRUCHENKO Viktor Rodionovich, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Thermal Power Engineering Department, Omsk State Transport University (OSTU), Omsk.

SPIN-code: 1462-4926

AuthorID (SCOPUS): 6602803355

Correspondence address: vedruchenkovr@mail.ru

REZANOV Evgeny Mikhailovich, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of Thermal Power Engineering Department, OSTU, Omsk.

SPIN-code: 6614-1187

AuthorID (SCOPUS): 57208862428

Correspondence address: rezanove1@mail.ru

STARIKOV Alexander Petrovich, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of Thermal Power Engineering Department, OSTU, Omsk.

SPIN-code: 9393-7979

Correspondence address: omskstar2003@mail.ru

KUSHNARENKO Anton Vyacheslavovich, Graduate Student of Thermal Power Engineering Department, OSTU, Omsk.

SPIN-code: 2774-2204

Correspondence address: antmaz@bk.ru

SUROVTSEV Pavel Alexandrovich, Post-graduate of Thermal Power Engineering Department, OSTU, Omsk.

SPIN-code: 8025-1774

Correspondence address: i@psurovtsev.ru

KIKHTENKO Vladimir Aleksandrovich, Post-graduate of Thermal Power Engineering Department, OSTU, Omsk.

SPIN-code: 6666-5647

Correspondence address: vkikhtenko17@yandex.ru

For citations

Vedruchenko V. R., Rezanov E. M., Starikov A. P., Kushnarenko A. V., Surovtsev P. A., Kikhtenko V. A. On the choice of the method of dynamic rationing of energy resources in oil refineries // Omsk Scientific Bulletin. Ser. Aviation, rocket and energy engineering. 2024. Vol. 8, no. 2. P. 5–12. DOI: 10.25206/2588-0373-2024-8-2-5-12.

Received March 18, 2024.

© V. R. Vedruchenko, E. M. Rezanov, A. P. Starikov,
A. V. Kushnarenko, P. A. Surovtsev, V. A. Kikhtenko