

# ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ

## APPLICATION OF ENERGY CONSUMPTION FORECASTING ALGORITHMS

V. Maksimeyko

*Summary.* This article reveals the features of the practical application of energy consumption forecasting algorithms at mining enterprises. To assess the productivity, reliability and efficiency of the selected forecasting algorithms (support vector machine, artificial neural network, decision tree, random forest), four parameters were identified: correlation coefficient, mean absolute error, mean square error, relative square error. The results of this study showed that the forecast model based on the random forest method has the best productivity, reliability and efficiency, through which it is possible to evaluate the behavior of experimental energy loads and simulate scenarios in order to identify the best values of key performance indicators of the ongoing production business process.

*Keywords:* forecasting algorithm, energy consumption, machine learning, mining, energy management, energy efficiency, productivity and reliability.

**Максимейко Владислав Евгеньевич**  
Аспирант, Российский государственный  
социальный университет  
maxisvlad@gmail.com

*Аннотация.* В данной статье раскрываются особенности практического применения алгоритмов прогнозирования энергопотребления на предприятиях горнодобывающей промышленности. Для оценки продуктивности, надёжности и эффективности выбранных алгоритмов прогнозирования (машина опорных векторов, искусственная нейронная сеть, дерево решений, случайный лес) были выявлены четыре параметра: коэффициент корреляции, средняя абсолютная ошибка, средняя квадратическая ошибка, относительная квадратическая ошибка. Результаты данного исследования показали, что наилучшей продуктивностью, надёжностью и эффективностью обладает модель прогнозирования, основанная на методе случайного леса, посредством которой можно оценить поведение экспериментальных энергетических нагрузок и смоделировать сценарии с целью выявления наилучших значений ключевых показателей эффективности осуществляемого производственного бизнес-процесса.

*Ключевые слова:* алгоритм прогнозирования, энергопотребление, машинное обучение, горнодобывающая промышленность, управление энергопотреблением, энергоэффективность, продуктивность и надёжность.

## Введение

Глобальный потребительский спрос на энергетические ресурсы постоянно возрастает, начиная с 2000-х гг., из-за роста социальных потребностей и широкого спектра экономических операций, включая горнодобывающую промышленность [8], [11]. Добыча полезных ископаемых открытыми способами, разработка карьеров и подземных коммуникаций представляют собой методы поиска, добычи, обогащения и переработки твердых полезных ископаемых из земной коры. На протяжении весьма длительного времени горнодобывающая промышленность была важным аспектом производственно-экономической деятельности, обеспечивая сырьем для повышения безопасности и качества жизни, а также создания современного индустриального общества. На открытые шахты, которые варьируются от крупных угольных карьеров до небольших карьеров по добыче полезных ископаемых или горных пород, приходится высокий удельный вес осуществляемых горнодобывающих операций [2], [10].

Несмотря на возросшие усилия общества по переработке и дематериализации, горнодобывающая деятельность развивается в международном сообществе в связи с быстрой урбанизацией, что создает потребность в наибольшем количестве металлов и минералов в стро-

ительных конструкциях и во всех видах потребительских товаров. Другая причина этого расширения заключается в том, что самые богатые источники руды уже давно истощены, поэтому для извлечения того же количества чистого минерала требуется больше выемок каменных руд, что приводит к существенному увеличению энергопотребления [3], [7].

По оценкам, на долю промышленности приходится 4–7 % мирового производства энергии [1], поэтому для рационализации использования энергии на открытых рудниках требуется мощная система управления энергопотреблением.

ISO 50001 — это международный стандарт, принятый в 2011 году для руководства по внедрению системы энергоменеджмента. Ожидается, что этот стандарт окажет положительное влияние на глобальное использование энергии благодаря его широкому применению в национальных секторах экономики. Согласно некоторым тематическим исследованиям, внедрение стандарта ISO 50001 повысило показатели энергоэффективности среди предприятий. Конкуренты будут еще более заинтересованы в принятии этого международного стандарта из-за достигнутых положительных результатов, которые были описаны в работе [6].

Основная цель стандарта системы энергоменеджмента ISO 50001 — предоставить возможность предприятиям увеличить свою энергоэффективность. Однако интеграции управления энергопотреблением в процесс принятия важных решений в промышленном производстве уделяется мало внимания как в научно-исследовательском сообществе, так и на уровне органов системы государственного управления.

Крайне важно изучить сферу управления энергопотреблением, для того чтобы помочь руководителям, принимающим важные решения при реализации производственного бизнес-процесса, определить конкретные действия, необходимые для сокращения отрицательного влияния детерминантов в управлении энергопотреблением [4].

В контексте управления и энергосбережения важными областями исследования являются техническое обслуживание и планирование интеллектуальных энергосистем, а также прогнозирование энергопотребления на основе данных Интернета вещей. Для анализа закономерностей энергопотребления становятся все более актуальными технологии искусственного интеллекта, такие как машинное обучение и интегрированное глубокое обучение [9].

#### Актуальность работы

Данное исследование направлено на создание интеллектуальной системы управления энергопотреблением для прогнозирования энергопотребления, чтобы облегчить отслеживание и контроль потребления энергии для различных пользователей. Эта работа также предоставляет инструмент для прогнозирования энергопотребления в горнодобывающей промышленности с использованием RapidMiner. Сравнивается эффективность и точность четырех алгоритмов машинного обучения (ML), а именно искусственной нейронной сети (ANN), машины опорных векторов (SVM), дерева решений (DT) и случайного леса (RF), используя собранные данные с помощью интеллектуальной сети, построенной на экспериментальном карьере.

Основные результаты данного исследования резюмируются следующим образом:

1. Данная статья представляет собой одно из исследований, проведенных для прогнозирования динамики энергопотребления в горнодобывающей промышленности и, в частности, на карьерах. В нем представлено сравнение некоторых известных методов машинного обучения и оценена их эффективность.
2. Четыре алгоритма машинного обучения, а именно: искусственная нейронная сеть, машина опорных векторов, случайный лес и дерево решений, были

применены к набору данных, полученному из экспериментального карьера. Различные модели были обучены, протестированы и затем оценены.

3. Для оценки эффективности моделей использовались четыре показателя, а именно: корреляция, среднеквадратическая ошибка, средняя абсолютная ошибка и относительная квадратичная ошибка. После настройки параметров Random Forest показал лучшую производительность среди всех четырех алгоритмов.
4. Руководители посредством интеллектуальной системы смогут просматривать потребление энергии в режиме реального времени, анализировать будущие аспекты существования карьера на основе текущего состояния потребления нагрузки и принимать своевременные решения.

#### Материалы и методы

На первом этапе исследования происходит обработка полученных исторических данных экспериментального карьера. После этого основной набор данных разделяется на наборы обучения, тестирования и проверки. Затем набор данных подвергается четырем алгоритмам машинного обучения (SVM, ANN, DT и RF) с использованием инструмента Rapid Miner. Для создания и оценки прогноза используются четыре показателя: корреляция, абсолютная ошибка, относительная ошибка и среднеквадратическое значение. Процесс настройки параметров происходит на протяжении всего исследования, чтобы обеспечить наилучшую продуктивность четырех моделей.

Исходные данные об энергопотреблении были собраны на экспериментальном карьере. Различные изменения, включая напряжение, частоту, ток, коэффициент мощности, записывались, контролировалось их динамическое изменение. Каждую секунду устанавливалось новое рекордное значение энергопотребления. Данные были собраны с 21 участка экспериментального карьера на протяжении 1 суток, всего было сделано 3008 тыс. записей. После применения программы Python для фильтрации данных осталось 26,4 тыс. записей.

#### Результаты и их обсуждение

В таблице 1 показаны параметры моделей четырех алгоритмов машинного обучения, использованных в этом исследовании, до настройки параметров, которые являются критериями настройки в Rapid miner по умолчанию.

В программе Rapid miner используется параметр «Оптимизировать параметр» для того, чтобы настроить выбранные переменные в рамках собственного исследования. Для каждой выбранной модели настраивается один

параметр, который воздействует на продуктивность метода прогнозирования, с целью обнаружения влияния алгоритма на итоговый результат прогнозирования.

Таблица 1.

Настройка параметров моделей в Rapid miner

Модель	Параметр	Значение
SVM	Тип ядра	Точка
	Кеш ядра	200
	C	0,0
	Конвергенция	0,001
	Количество максимальных итераций	100000
ANN	Размер скрытых слоев	2
	Цикл обучения	200
	Скорость обучения	0,01
	Импульс к обучению	0,9
DT	Критерий	Метод наименьших квадратов
	Максимальная глубина	10
	Минимальный коэффициент усиления	0,01
	Альтернативы минимальному коэффициенту усиления	2
	Минимальный размер стволов деревьев	4
	Количество предварительных операций	3
RF	Количество деревьев	100
	Критерий	Метод наименьших квадратов
	Максимальная глубина	10

Источник: составлено автором.

В таблице 2 приведены полученные результаты после настройки параметров для всех четырех моделей. Нужно заметить, что минимальный выигрыш для дерева решений имеет тенденцию порождать наименьшую относительную ошибку (ошибка — 0,0595); в то время как для RF он обеспечивает лучшую продуктивность со значением 70. Модель ANN дает наилучшие результаты, когда циклы обучения равны 164. Коэффициент сходимости (конвергенция) оценивается в 88, что дает наименьшее значение среднеквадратической ошибки для SVM.

Таблица 2.

Результаты настройки параметров

Модель прогнозирования	Параметр	Значение
DT	Минимальный выигрыш	0,0595
RF	Минимальный выигрыш	70
ANN	Циклы обучения	164
SVM	Конвергенция	88

Источник: составлено автором.

Показатели продуктивности и надёжности моделей прогнозирования приведены в таблице 3. Наилучшая продуктивность и надёжность алгоритмов для прогнозирования энергопотребления достигается посредством метода случайного леса, ниже по продуктивности DT и ANN, минимальной продуктивностью обладает SVM.

Проводимое исследование основано на данных, полученных при работе на экспериментальном карьере в течение 1 суток, для того чтобы определить, какой алгоритм прогнозирования лучше из представленных выше. Показатели продуктивности и надёжности показывают, что модель RF представила наилучшие результаты среди четырёх моделей прогнозирования энергопотребления в программе Rapid Miner, все параметры оценки были больше по сравнению с другими тремя алгоритмами.

В соответствии с международным стандартом ISO 50001 прогнозирование потребительского спроса на энергетические ресурсы выступает основополагающим инструментом, обладающим низким уровнем издержек для увеличения энергоэффективности производственных компаний. Результатом данного исследования также стал такой момент, что руководители ежегодно будут получать почасовые оценки энергопотребления, что даст возможность анализировать бюджет на энергетические ресурсы, а также эффективно проводить переговоры с субъектами ЖКХ. Особая значимость производственного процесса определяется тем, что эффективность горнодобывающих предприятий сокращается, если установленный лимит энергетических ресурсов превышает фактическое энергопотребление.

Выбранные и протестированные в дальнейшем методы имеют приемлемый уровень продуктивности, достаточно низкую величину ошибки, что обеспечивает крайне высокую точность прогнозирования энергопотребления.

Помимо этого, в режиме реального времени можно просматривать энергопотребление в производственном процессе, а также анализировать будущие предупреждения на основе современного состояния энергопотребления, принимать своевременные управленческие решения.

Алгоритм прогнозирования RF может быть применен для оценки поведения экспериментальных энергонагрузок и моделирования сценариев с целью выявления наилучших значений ключевых показателей эффективности, которые, в свою очередь, являются составляющей цифрового двойника в горнодобывающей отрасли.

### Выводы

Управление энергопотреблением имеет особую значимость для горнодобывающей промышленности,

Таблица 3.

Значения показателей продуктивности и надёжности моделей прогнозирования

Модель	Показатель	До оптимизации		После оптимизации	
		Обучающая выборка	Контрольная выборка	Обучающая выборка	Контрольная выборка
DT	Корреляция	0,984	0,994	0,984	0,994
	Средняя абсолютная ошибка	0,037	0,029	0,037	0,028
	Средняя квадратическая ошибка	518,695	421,490	516,440	415,860
	Относительная квадратическая ошибка	0,183	0,112	0,182	0,111
RF	Корреляция	0,992	0,995	0,992	0,995
	Средняя абсолютная ошибка	0,027	0,028	0,027	0,029
	Средняя квадратическая ошибка	365,192	381,256	363,480	384,745
	Относительная квадратическая ошибка	0,129	0,101	0,128	0,102
ANN	Корреляция	0,997	0,966	0,999	1,000
	Средняя абсолютная ошибка	0,009	0,047	0,005	0,004
	Средняя квадратическая ошибка	200,763	985,602	116,139	94,175
	Относительная квадратическая ошибка	0,071	0,262	0,031	0,025
SVM	Корреляция	0,998	0,971	1,000	1,000
	Средняя абсолютная ошибка	0,008	0,052	0,004	0,003
	Средняя квадратическая ошибка	186,057	939,576	92,196	52,160
	Относительная квадратическая ошибка	0,065	0,250	0,025	0,014

Источник: составлено автором.

поскольку позволяет сократить объёмы потребления энергии. Ценность энергосбережения исходит из глобального стремления сократить потребление энергии и нивелирования экологических последствий, а также из действующего законодательства. В последнее время было проведено множество испытаний с использованием подходов машинного обучения, где применялись информационные данные об использовании энергии в нежилых и жилых зданиях, но исследований по прогнозированию энергопотребления в горнодобывающей промышленности было недостаточно.

В этом исследовании представлен комплексный подход к применению моделей машинного обучения для прогнозирования энергопотребления в шахтах с использованием инструмента RapidMiner. Целью данного исследования было определение наилучшей эффективной модели для различных пользователей, которым необходимо быстро формировать модели прогнозирования.

Было применено четыре метода машинного обучения, а именно: машина опорных векторов, искусственная нейронная сеть, дерево решений и случайный лес, для прогнозирования энергопотребления экспериментального карьера на основе данных, полученных в реальном времени в течение 1 суток.

Производительность различных моделей оценивалась с использованием четырех показателей, а именно корреляция, абсолютная ошибка, относительная ошибка и среднеквадратическое значение. По надёжности и продуктивности RF-модель превзошла SVM, ANN и DT модели при проведении сравнительного анализа.

Направлением будущих исследований может стать объединение процесса прогнозирования с существующей системой мониторинга, чтобы упростить процесс моделирования генерации и потребления энергетических ресурсов для пользователей энергетической системы. Получение существенного количества информационных данных позволит сделать долгосрочный прогноз, и эти же данные затем дополнительно могут быть использованы для выявления аномального изменения энергопотребления, сбоев интеллектуальной системы с помощью модели классификации, с помощью которой можно одновременно моделировать различные сценарии в рамках интеллектуальной сети. Эти модели можно настроить для прогнозирования и оптимизации потока энергопотребности [5], а также с их помощью можно сопоставить затраты на энергию и доходы, получаемые от производственной деятельности.

---

ЛИТЕРАТУРА

1. Rábago, K.R.; Lovins, A.B.; Feiler, T.E. Energy and Sustainable Development in the Mining and Minerals Industrie; Report for The Mining, Minerals and Sustainable Development Project. — Rocky Mountain Institute: Snowmass Village, CO, USA, 2001.
2. Darling P. Mining: ancient, modern, and beyond // SME mining engineering handbook. — 2011. — Т. 1. — P. 3–9.
3. Grewal G.S., Rajpurohit B.S. Efficient energy management measures in steel industry for economic utilization // Energy Reports. — 2016. — Vol. 2. — P. 267–273.
4. Hasan A.S. M.M., Trianni A. A review of energy management assessment models for industrial energy efficiency // Energies. — 2020. — Т. 13. — No. 21. — P. 5713.
5. Laayati O. et al. Smart Energy Management System: Design of a Smart Grid Test Bench for Educational Purposes // Energies. — 2022. — Т. 15. — No. 7. — P. 2702.
6. Marimon F., Casadesús M. Reasons to adopt ISO 50001 energy management system // Sustainability. — 2017. — Т. 9. — No. 10. — P. 1740.
7. Norgate T., Haque N. Energy and greenhouse gas impacts of mining and mineral processing operations // Journal of cleaner production. — 2010. — Т. 18. — No. 3. — P. 266–274.
8. OECD. Key World Energy Statistics 2015; Organisation for Economic Co-Operation and Development. — Paris, France, 2015.
9. Yan K., Zhou X., Chen J. Collaborative deep learning framework on IoT data with bidirectional NLSTM neural networks for energy consumption forecasting // Journal of Parallel and Distributed Computing. — 2022. — Т. 163. — P. 248–255.
10. Open Pit Mining|IntechOpen. Available online: <https://www.intechopen.com/chapters/71931> (accessed on 29.04.2024).
11. Statistical Review of World Energy, Energy Economics. Available online: <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy.html> (accessed on 29.04.2024).

---

© Максимейко Владислав Евгеньевич (maxisvlad@gmail.com)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»