

Научная статья

УДК 621.311, 004.23

DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60

Манусов Вадим Зиновьевич¹, доктор технических наук, профессор, Антоненков Дмитрий Васильевич*, кандидат технических наук, доцент, Орлов Дмитрий Викторович, аспирант, Пудов Евгений Юрьевич², кандидат технических наук, доцент, Кузин Евгений Геннадьевич², кандидат технических наук, доцент.

¹Новосибирский государственный технический университет

²Филиал Кузбасского государственного технического университета имени Т.Ф. Горбачева в г. Прокопьевске

*E-mail: antonenkovdv@mail.ru

СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЕМ ГОРНОДОБЫВАЮЩЕГО ПРЕДПРИЯТИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РЕКУРРЕНТНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРА



Информация о статье

Поступила:

12 сентября 2021 г.

Одобрена после

рецензирования:

20 января 2022 г.

Принята к печати:

15 февраля 2022 г.

Ключевые слова:

стратегия развития электроэнергетики, управление энергопотреблением горного предприятия, Singular Spectrum Analysis, автоматизированные системы управления, краткосрочное прогнозирование, рекуррентное прогнозирование, эффективность системы электроснабжения.

Аннотация.

Современные энергетические стратегии, направленные на развитие энергетической отрасли, предполагают существенное изменение структуры процесса образования, передачи, потребления электрической энергии и повышения энергоэффективности путем внедрения современных технологий во все этапы. Рост мощностей промышленных предприятий в условиях оптового рынка электрической энергии и мощности в современной энергетической системе определяет необходимость развития технологий предиктивного управления процессом электропотребления этих предприятий. Внедрение таких технологий на диспетчерских пунктах оперативного управления предприятиями позволит снизить число человеческих ошибок, количество аварийных остановок технологического процесса, повысить надежность режима энергосистемы, рационально управлять процессом электропотребления предприятия. В связи с этим прогнозирование спроса и потребления нагрузки является важным этапом в функционировании и планировании современных энергосистем. Точный, правильно составленный прогноз является залогом эффективного управления процессом электропотребления и надежной работы предприятия. Ошибки прогнозирования приводят к несбалансированному спросу-предложению, что отрицательно сказывается на эксплуатационных затратах, надежности и эффективности. Особого внимания заслуживают системы электроснабжения горнодобывающих предприятий, обладающих рядом ключевых особенностей: высокой единичной мощностью отдельных потребителей (горных выемочных машин); частыми пусками и остановкой оборудования; наличием переменной реактивной, в том числе емкостной нагрузки; работа горных машин в повторно-кратковременном режиме и т.п. Рассмотренная в настоящей работе методика рекуррентного анализа данных временного ряда Singular Spectrum Analysis (SSA) позволяет получить приемлемые отклонения прогнозных величин потребления электроэнергии от фактических, что позволяет повысить эффективность системы электроснабжения в целом.

Для цитирования: Манусов В.З., Антоненков Д.В., Орлов Д.В., Пудов Е.Ю., Кузин Е.Г. Система управления электропотреблением горнодобывающего предприятия с использованием рекуррентного прогнозирования на основе анализа сингулярного спектра // Горное оборудование и электромеханика. 2022. № 1 (159). С. 54-60. DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60

Ценообразование на оптовом рынке электроэнергии и мощности для пятой и шестой ценовой категорий диктует условие необходимости почасового прогнозирования электропотребления предприятия. От точности прогнозных данных напрямую зависят финансовые потери организации, ведь отклонение фактического энергопотребления от заявленного планового с последующим небалансом являются составляющими расчета цены на электроэнергию для данных ценовых категорий. На сегодняшний день разработано большое количество прогнозных моделей с применением различных методик, однако ни один из них не является универсальным и применимым для любых условий. Правильно осуществленный прогноз является залогом успешного функционирования предприятия, играет важную роль в предиктивном управлении процессом энергопотребления. Прежде всего это связано с локальными особенностями функционирования предприятия, такими как суточные пики нагрузок, различные шумы и изменения режимных параметров электроэнергетических систем, следствием которых являются перепады нагрузок, а также нулевое электропотребление, связанное с плановой или вынужденной остановкой производства. Также необходимо отслеживать характер изменения временного ряда электропотребления и анализа полученных данных. Мировые энергетические стратегии, направленные на развитие электроэнергетических систем, диктуют необходимость разработки новых систем автоматизированного коммерческого учета электроэнергии [1-3]. Одним из направлений является прием и обработка информации о потреблении электроэнергии, а также краткосрочное прогнозирование энергопотребления. Такая задача требует качественного анализа полученных данных, обработки и дальнейшего их применения. Ввиду многообразия различных методов прогнозирования и предварительной обработки данных выбор метода является сложной задачей. Исследования в данной области соответствуют мировым стратегиям развития электроэнергетики по разработке и внедрению передовых цифровых интеллектуальных систем обработки больших массивов данных, систем автоматизированного контроля и управления предприятием.

За последнее десятилетие существенно увеличилось количество методов прогнозирования электропотребления. Каждый метод разрабатывался для определенных условий применения. Далее представлены последние работы по прогнозированию электропотребления. В работах [4-6] рассмотрено прогнозирование потребления электрической энергии GZ-методами. Авторы рассматривают применение методов прогнозирования в условиях ценологического подхода к исследованию сложных технических систем. В [7] рассмотрено прогнозирование электропотребления методом Singular Spectrum Analysis (SSA), проанализированы особенности прогноза рядов бесконечного ранга, к которым относятся ряды электропотребления. По данным [8] результативность прогнозирования зависит от того, насколько полно математическое описание соответствует реальным процессам, происходящим в системе. Кроме того, необходимо просчитать тренды развития характеризующих состояние системы параметров (компонент). В работах [9-10] построено математическое моделирование прогноза спроса на электроэнергию горнодобывающей компании. В работе [11] представлено прогнозирование электропо-

требления цехов добычи нефти и газа методом главных компонент. В работе [12] рассмотрена концепция развития системы прогнозирования энергопотребления промышленного предприятия в условиях оптового рынка. В работах [13-16] представлено прогнозирование с помощью анализа сингулярного спектра в различных областях.

Количество методов прогнозирования электропотребления превышает 400 [3-7], хотя базовых алгоритмов, использующихся в этих моделях, не более 20. Все работы исследуют методы прогнозирования электропотребления для различных отраслей энергетической промышленности. Однако проведено недостаточно исследований по прогнозированию электропотребления горнодобывающих предприятий, обладающих существенными отличиями. К особенностям горнодобывающих предприятий относятся: высокая единичная мощность потребителей (горных выемочных машин), работа машин в повторно-кратковременном режиме, резкопеременный характер нагрузки, в том числе реактивной, преобладание емкостного характера нагрузки от мощных синхронных электродвигателей.

Следует выделить работу [17], где методом прогнозирования выбрана модель на основе искусственных нейронных сетей. В настоящее время появилась необходимость разработки методик для выбора оптимального метода прогнозирования энергопотребления, что говорит об отсутствии универсального метода, применимого в любых условиях, и о недостатках существующих методов.

2. Математическая модель прогнозирования электропотребления горного предприятия

Singular Spectrum Analysis – один из современных методов обработки данных временных рядов, позволяющий представить линейный ряд данных в виде сдвиговой матрицы траекторий (траекторной матрицы). Элементами такой матрицы являются фрагменты исходного ряда данных, построенные с некоторым сдвигом, обычно равным 1. Длина фрагмента данных также называется длиной «гусеницы», из-за чего сам метод часто называют методом «гусеницы» [18]. Метод SSA является производным методом анализа главных компонент (АГК). Метод применяется для выделения тренда, периодичностей данных временных рядов, снижения влияния «аномальных» значений, которые ухудшают качество прогноза. Под «аномальными» значениями понимаются значения электропотребления в аварийных ситуациях, периоды плановой или аварийной остановки технологического процесса. Такие данные не являются последовательными и закономерными, но влияют на обучаемость прогнозных моделей, и, следовательно, на качество выдаваемого прогноза. Также метод SSA часто применяется для спектрального анализа в различных научных областях, таких как медицина, климатология и др. Результатом применения метода Singular Spectrum Analysis является анализ, выделение из исходного ряда данных «аномальных» значений и снижение их влияния на качество прогноза, а также определение систематических составляющих (трендов) [19, 20].

В методе SSA можно выделить следующие основные этапы:

1. Обработка и анализ исходного линейного временного ряда данных;
2. Выбор оптимальной длины фрагмента ряда данных;

3. Преобразование линейного временного ряда данных в матрицу;

4. Применение к полученной матрице метода анализа главных компонент;

5. Восстановление ряда данных об электропотреблении по выбранным главным компонентам;

6. Прогнозирование восстановленного ряда данных об электропотреблении или отдельной его составляющей.

Правильно выполненная процедура применения метода SSA является основой точного и корректного прогнозирования. Основными критериями являются точность прогноза и адаптивность модели к незначительным изменениям спроса на электрическую энергию у конечных потребителей. Точность прогноза зависит от многих факторов, основными из которых являются выбор интервала прогнозирования (сутки, месяц, год), метода прогнозирования, подготовки данных. Для анализа временных рядов выбран метод Singular Spectrum Analysis. Метод обладает высокой гибкостью к изменчивости исходных данных и совмещает в себе преимущества регрессионного и Фурье анализа.

Для прогнозирования выбрана рекуррентная нейронная сеть. Достоинством рекуррентного анализа является обнаружение скрытых зависимостей в наборе данных, что в итоге дает нам представление о динамике системы, изначально представленной в виде данных временного ряда.

Объектом прогнозирования является горнодобывающее предприятие АО «Якутуголь». Для исследования были взяты данные о почасовом (кВт·ч) электропотреблении объекта на протяжении года. Таким образом, длина ряда исходных данных составляет 8760. Прогнозирование осуществляется на одни сутки (24 часа). Для этого из ряда исходных данных были отделены последние 24 часа, для которых и осуществляется прогноз. По результатам прогноза представлено наглядное сравнение прогнозных данных с реальными значениями и рассчитана среднесуточная и среднеквадратическая ошибка.

3. Результаты рекуррентного прогнозирования с применением метода SSA

Ниже представлены результаты почасового прогнозирования электропотребления горного предприятия АО «Якутуголь» рекуррентным методом на одни сутки. Для обучения рекуррентного алгоритма взяты данные об электропотреблении предприятия за 8760 часов. На рис. 1 представлен график электропотребления горнодобывающего предприятия.

Методом перебора выбран оптимальный размер длины фрагмента данных $\tau=44$. На следующем этапе осуществляется преобразование линейного ряда данных в матрицу AA с шагом 1. Полученная преобразованная матрица данных об электропотреблении представлена в табл. 1. Для последующего восстановления обработанных данных на программном уровне каждому элементу присваивается свой порядковый номер и формируется матрица индексов.

Следующим пунктом производится сингулярное разложение траекторной матрицы. Составлена матрица попарных ковариаций векторов (ковариационная матрица) с заданной долей дисперсии 99.8%. Данный процент выбран как наиболее подходящий для нахождения оптимального количества собственных векторов ковариационной матрицы методом направленного перебора в диапазоне значений 90-100%. Данные полученной ковариационной матрицы для АО «Якутуголь» представлены в табл. 2.

Далее к полученной ковариационной матрице применен метод анализа главных компонент и найдена матрица собственных векторов. Элементы каждого собственного вектора в матрице располо-

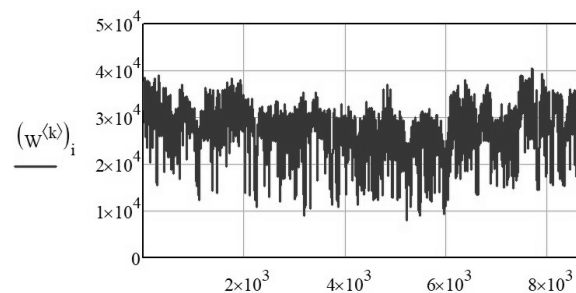


Рис. 1. График энергопотребления АО «Якутуголь»
Fig. 1. Energy consumption schedule of JSC «Yakutugol»

Таблица 1. Преобразованная (траекторная) матрица данных электропотребления АО «Якутуголь».

Table 1. Transformed (trajectory) matrix of power consumption data of JSC «Yakutugol».

	1	2	3	4	5	6	7
1	35830	31950	37130	36830	37490	34760	32150
2	31950	37130	36830	37490	34760	32150	37150
3	37130	36830	37490	34760	32150	37150	33280
4	36830	37490	34760	32150	37150	33280	31700
5	37490	34760	32150	37150	33280	31700	32780
6	34760	32150	37150	33280	31700	32780	33090
7	32150	37150	33280	31700	32780	33090	34510
8	37150	33280	31700	32780	33090	34510	...

Таблица 2. Ковариационная матрица данных объекта энергопотребления.

Table 2. Covariance matrix of energy consumption object data.

	1	2	3	4	5
1	$6.661 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$	$6.599 \cdot 10^{12}$	$6.584 \cdot 10^{12}$
2	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.66 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$	$6.599 \cdot 10^{12}$
3	$6.617 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.661 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$
4	$6.599 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.661 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$
5	$6.584 \cdot 10^{12}$	$6.599 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$	$6.661 \cdot 10^{12}$
6	$6.572 \cdot 10^{12}$	$6.584 \cdot 10^{12}$	$6.599 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$	$6.641 \cdot 10^{12}$
7	$6.561 \cdot 10^{12}$	$6.572 \cdot 10^{12}$	$6.584 \cdot 10^{12}$	$6.599 \cdot 10^{12}$	$6.617 \cdot 10^{12}$
8	$6.553 \cdot 10^{12}$	$6.561 \cdot 10^{12}$	$6.572 \cdot 10^{12}$	$6.584 \cdot 10^{12}$...

жены в порядке убывания собственных значений. Векторы главных компонент находятся как решения однотипных задач оптимизации [21, 22]. Ковариационная матрица случайного процесса энергопотребления является характеристикой его распределения и является ортогональной. Собственный вектор дает возможность оценить размеры и форму распределения случайной величины. Ковариационная матрица

в нормальном случае показывает распределение вектора. На рис. 2 представлены логарифмы собственных чисел ковариационной матрицы.

На следующем этапе производится аппроксимация временного ряда данных об электропотреблении предприятия АО «Якутуголь» по главным компонентам с применением метода АГК. Структура исходных и зарезервированных данных остается постоянной. Восстановленные данные упорядочиваются в соответствии с исходными данными по предварительно сформированной матрице индексов.

Далее осуществляется прогноз восстановленных данных с помощью рекуррентной нейронной сети, являющейся статистическим методом краткосрочного прогнозирования, позволяющим получить точечный прогноз. Рекуррентная сеть – это тип прогнозирования, который хорошо подходит для решения задач, связанных с временными рядами. Алгоритм шаг за шагом обрабатывает временную последовательность данных, перебирая ее элементы и сохраняя внутреннее состояние, полученное при обработке предыдущих элементов [22]. Рекуррентная нейронная сеть имеет трехслойную структуру с набором дополнительных входов. Входы имеют обратную связь со скрытым слоем, имеющую фиксированный вес, равный единице. Благодаря обратным связям постоянно сохраняется информация предыдущей итерации скрытого слоя, что позволяет постепенно снизить зашумленность данных и минимизировать ошибку прогноза. Входными аргументами программы являются: матрица собственных векторов объекта энергопотребления, линейный ряд данных об электропотреблении, временной интервал прогнозирования, заданная длина «гусеницы» [5].

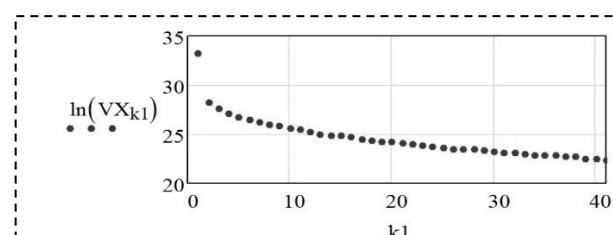


Рис. 2. Логарифмы собственных чисел ковариационной матрицы

Fig. 2. Logarithms of the eigenvalues of the covariance matrix

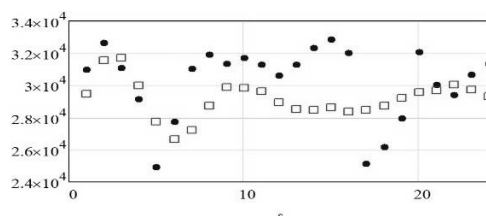


Рис. 3. Сравнение прогнозных значений с реальными данными электропотребления АО «Якутуголь»

Fig. 3. Comparison of forecast values with real data of power consumption of JSC «Yakutugol»

довательность данных, перебирая ее элементы и сохраняя внутреннее состояние, полученное при обработке предыдущих элементов [22]. Рекуррентная нейронная сеть имеет трехслойную структуру с набором дополнительных входов. Входы имеют обратную связь со скрытым слоем, имеющую фиксированный вес, равный единице. Благодаря обратным связям постоянно сохраняется информация предыдущей итерации скрытого слоя, что позволяет постепенно снизить зашумленность данных и минимизировать ошибку прогноза. Входными аргументами программы являются: матрица собственных векторов объекта энергопотребления, линейный ряд данных об электропотреблении, временной интервал прогнозирования, заданная длина «гусеницы» [5].

Прогнозные данные представлены на рис. 3 вместе с реальными данными для наглядного сравнения

полученного прогноза, где абсцисса – месяцы; ордината – электропотребление, кВт·ч; точки – реальные данные; квадраты – прогнозные значения.

По результатам прогноза относительная средне-суточная ошибка прогноза $\delta = 3.524\%$, а относительная среднеквадратическая ошибка – $\sigma = 7.835\%$. Из рис. 5 видно, что наблюдается хорошая тенденция прогноза по отношению к реальным данным.

4. Обсуждение результатов и выводы

Низкие значения полученных ошибок ($\delta = 3.524\%$, $\sigma = 7.835\%$) свидетельствуют об успешном применении рекуррентной нейронной сети для прогнозирования данных об электропотреблении предприятия горной промышленности в совокупности с методом Singular Spectrum Analysis для предварительной обработки данных. Также метод показал высокую гибкость в условиях изменчивости начальных данных об электропотреблении, не снижая качество прогноза, что дает возможность использовать его для разработки системы управления электропотреблением горнодобывающего предприятия с учетом упреждающих (предиктивных) моделей, основанных на данных прошлого периода. Метод SSA был впервые применен для краткосрочного прогнозирования электропотребления предприятия горной промышленности. Адаптивность модели к незначительным изменениям тенденции энергопотребления напрямую зависит от правильности выбранного размера длины «гусеницы», что в свою очередь является отдельным элементом исследования. Выбор рекуррентного метода прогнозирования является удачным с точки зрения малой величины среднесуточной ошибки. Перспективным направлением является оптимизация выбора длины «гусеницы», а также рассмотрение различных методов прогнозирования в сочетании с методом Singular Spectrum Analysis.

Краткосрочное прогнозирование электропотребления позволяет повысить эффективность работы системы электроснабжения горнодобывающего предприятия за счет управления потреблением в часы максимальных нагрузок и снижения резко выраженного максимума нагрузки.

Источники финансирования. Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-38-90150.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Manusov V. Z., Igumnova E. A., Matrenin P. V. Robust Short-Term Wind Speed Forecasting Using Adaptive Shallow Neural Networks // Problems of the Regional Energetics.-2020. Vol. 47. № 3. P. 68-79. doi: 10.5281/zenodo.4018960
2. Matrenin P. V., Manusov V. Z., Khalyasmaa A. I., Antonenkov D. V., Eroshenko S. A., Butusov D. Improving accuracy and generalization performance of small-size recurrent neural networks applied to short-term load forecasting // Mathematics.-2020. Vol. 8. iss. 12. 17 p. doi: 10.3390/math8122169
3. Gnatyuk V. I., Lutsenko D. V., Polevoy S. A., Kivchun O. R., Applying the potentiating procedure for

optimal management of power consumption of technocense // IOP Conference Series Materials Science and Engineering 837:012001. 2020. P. 1-8 (DOI:10.1088/1757-899X/837/1/012001).

4. Manusov V. Z., Antonenkov D. V., Matrenin P. V. Control of power prosumer based on swarm intelligence algorithms [Electronic resource] // E3S Web of Conferences. 2020. Vol. 209. ENERGY-21 – Sustainable Development & Smart Management. 2020. P 8. doi: 10.1051/e3sconf/202020902020

5. Antonenkov D. V., Sizganova E. Y., Solovev D.B. Energy-saving efficiency and potential in educational establishments of Neryungrinsky Region // International Journal of Energy Technology and Policy. 2019. 15(2/3):180. doi: 10.1504/IJETP.2019.10019655).

6. Kumar A. S., Mazumdar S. «Forecasting HPC Workload Using ARMA Models and SSA,» 2016 International Conference on Information Technology (ICIT). 2016. P. 294-297. doi: 10.1109/ICIT.2016.52

7. Varshney H., Sujil A., Kumar R. A Singular Spectrum Analysis based Approach to Price Forecasting for a Day Ahead Electricity Market / Conference Proceedings: 2018 8th IEEE India International Conference on Power Electronics (IICPE) –IEEE. 2018. doi:10.1109/IICPE.2018.8709436

8. Кузин Е. Г., Герике Б. Л. Прогнозирование остаточного ресурса редукторов подземных конвейеров. XI Всероссийская научно-практическая конференция молодых ученых «Россия молодая». 2019. P. 10306.1 -10306.8

9. Cao Minh Tien. Short-Term Load Forecasting Enhanced With Statistical Data-Filtering Method / Conference Proceedings: 2020 IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid and Renewable Energy (PESGRE2020) – IEEE. 2020. doi:10.1109/PESGRE45664.2020.9070497

10. Kumar Anoop S. Forecasting HPC Workload Using ARMA Models and SSA / Conference Proceedings: 2016 International Conference on Information Technology (ICIT) – IEEE. 2016. doi:10.1109/ICIT.2016.52).

11. Lee W., Jung J., Lee M. Development of 24-hour optimal scheduling algorithm for energy storage system using load forecasting and renewable energy forecasting / Conference Proceedings: 2017 IEEE Power & [Energy] Society General Meeting – IEEE. 2017. doi:10.1109/PESGM.2017.8273907

12. Zhou Zh., Xiong F., Huang B., Xu Ch., Jiao R., Liao B., Yin Zh., Li J. Game-Theoretical Energy Management for Energy Internet With Big Data-Based Renewable Power Forecasting – IEEE. 2017. doi:10.1109/ACCESS.2017.2658952

13. Sulandari W., Subanar, Utami H., Suhartono, Lee M. H. «Amplitude-Modulated Sinusoidal Model for

The Sinusoidal Components of SSA Decomposition,» 2018 International Symposium on Advanced Intelligent Informatics (SAIN). 2018. P. 66-71. doi:10.1109/SAIN.2018.8673374

14. Liu L. F., Lang J., Yue Q. M., He D., Sun K., Zhang L. L. «Electricity load forecasting for distribution network based on long short-term memory recurrent neural network». The 11th IET International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management (APSCOM 2018), 2018. P. 1-5. doi:10.1049/cp.2018.1798

15. Hayes B. P., Prodanovic M. State Forecasting and Operational Planning for Distribution Network Energy Management Systems / IEEE Transactions on Smart Grid – IEEE. 2016. Vol. 7. Issue 2. doi:10.1109/PESGM.2016.7741254

16. Javad Sanjari M., Gooi H. B., C. Nair N.-K. Power Generation Forecast of Hybrid PV–Wind System / IEEE Transactions on Sustainable Energy – IEEE. 2020. Vol. 11. Issue 2. doi:10.1109/TSTE.2019.2903900

17. Golestaneh F., Pinson P., Gooi H. B. Very Short-Term Nonparametric Probabilistic Forecasting of Renewable Energy Generation – With Application to Solar Energy / IEEE Transactions on Power Systems – IEEE. 2016. Vol. 31. Issue 5. doi:10.1109/TPWRS.2015.2502423

18. Cui M., Zhang J., Hodge B.-M., Lu S., Hamann H. F. A Methodology for Quantifying Reliability Benefits From Improved Solar Power Forecasting in Multi-Timescale Power System Operations / IEEE Transactions on Smart Grid – IEEE. 2018. Vol. 9. Issue 6. doi:10.1109/TSG.2017.2728480

19. Jin Y., Zhang R. «Short Term Photovoltaic Output Prediction Based on Singular Spectrum Analysis,» 2021 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES). 2021. P. 903-910. doi: 10.1109/AEEES51875.2021.9403121

20. Vahabie A. H., Yousefi M. M. R., Araabi B. N., Lucas C., Barghinia S., «Combination of Singular Spectrum Analysis and Autoregressive Model for Short Term Load Forecasting». 2007 IEEE Lausanne Power Tech. 2007. P. 1090-1093 doi:10.1109/PCT.2007.4538467

21. Ansari K. «Real-Time Positioning Based on Kalman Filter and Implication of Singular Spectrum Analysis,» in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2021. Vol. 18. №1. P. 58-61. doi: 10.1109/LGRS.2020.2964300

22. Song Ch., Chen Sh., Guo K., Zeng P., Lv X., Jia Zh., Yang J. A Load Classification Framework Based on VMD and Singular Value Energy Difference Spectrum», 2019 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI). 2019. P. 398-402. doi:10.1109/ICEI.2019.00076

© 2022 Авторы. Эта статья доступна по лицензии Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Об авторах:

Манусов Вадим Зиновьевич, доктор технических наук, профессор, Новосибирский государственный технический университет, (630073, Российская Федерация, г. Новосибирск, пр-т К. Маркса, 20)

Антоненков Дмитрий Васильевич, кандидат технических наук, доцент, Новосибирский государственный технический университет, (630073, Российская Федерация, г. Новосибирск, пр-т К. Маркса, 20), antonenkovdv@mail.ru

Орлов Дмитрий Викторович, аспирант, Новосибирский государственный технический университет, (630073, Российская Федерация, г. Новосибирск, пр-т К. Маркса, 20)

Пудов Евгений Юрьевич, кандидат технических наук, доцент, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева (650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28)

Кузин Евгений Геннадьевич, кандидат технических наук, доцент, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева (650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28)

Заявленный вклад авторов:

Манусов В.З., Антоненков Д.В., Орлов Д.В., Пудов Е.Ю., Кузин Е.Г. - постановка исследовательской задачи; научный менеджмент; обзор соответствующей литературы; концептуализация исследования; написание текста, сбор и анализ данных; обзор соответствующей литературы; выводы; написание текста.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60

Vadim Z. Manusov¹, Dr. Sc. in Engineering, Professor, **Dmitry V. Antonenkov**^{1*}, C. Sc. in Engineering, Associate Professor, **Dmitry V. Orlov**¹, postgraduate, **Evgeny Yu. Pudov**², C. Sc. in Engineering, Associate Professor, **Evgeny G. Kuzin**², C. Sc. in Engineering, Associate Professor.

¹ Novosibirsk State Technical University

² T. F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, Branch in Prokopyevsk

ELECTRIC CONSUMPTION CONTROL SYSTEM OF A MINING ENTERPRISE USING RECURRENT FORECASTING BASED ON SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS



Article info

Received:

12 September 2021

Accepted for publication:

20 January 2022

Accepted:

15 February 2022

Keywords: development strategy of the electric power industry, energy management of a mining enterprise, Singular Spectrum Analysis, automated control systems, short-term forecasting, recurrent forecasting, efficiency of the power supply system

Abstract.

Modern energy strategies aimed at the development of the energy industry involve a significant change in the structure of the process of education, transmission, consumption of electric energy and energy efficiency through the introduction of modern technologies at all stages. The growth of capacities of industrial enterprises in the conditions of the wholesale market of electric energy and capacity in the modern energy system determines the need for the development of technologies for predictive management of the process of electric consumption of these enterprises. The introduction of such technologies at the control points of the operational management of enterprises will reduce the number of human errors, the number of emergency stops of the technological process, increase the reliability of the power system mode, rationally manage the process of power consumption of the enterprise. In this regard, forecasting demand and load consumption is an important stage in the functioning and planning of modern power systems. An accurate, correctly made forecast is the key to effective management of the process of power consumption and reliable operation of the enterprise. Forecasting errors lead to unbalanced supply and demand, which negatively affects operating costs, reliability and efficiency. Special attention should be paid to the power supply systems of mining enterprises with a number of key features: high unit power of individual consumers (mining excavation machines); frequent starts and stops of equipment; presence of variable reactive, including capacitive load; operation of mining machines in repeated short-term mode, etc. The methodology of recurrent data analysis of the time series Singular Spectrum Analysis (SSA) considered in this paper allows us to obtain acceptable deviations of the predicted values of electricity consumption from the actual ones, which makes it possible to increase the efficiency of the power supply system as a whole.

For citation Manusov V.Z., Antonenkov D.V., Orlov D.V., Pudov E.Yu., Kuzin E.G. Electric consumption control system of a mining enterprise using recurrent forecasting based on singular spectrum analysis. Mining Equipment and Electromechanics, 2022; 1(159):54-60 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60

REFERENCES

1. Manusov V. Z., Igumnova E. A., Matrenin P. V. Robust Short-Term Wind Speed Forecasting Using Adaptive Shallow Neural Networks. *Problems of the Regional Energetics-2020*. 2020; 47(3):68-79. doi: 10.5281/zenodo.4018960

2. Matrenin P. V., Manusov V. Z., Khalyasmaa A. I., Antonenkov D. V., Eroshenko S. A., Butusov D. Improving accuracy and generalization performance of small-size recurrent neural networks applied to short-term load forecasting. *Mathematics*.-2020. 2020; 8(12):17. doi: 10.3390/math8122169

3. Gnatyuk V. I., Lutsenko D. V., Polevoy S. A., Kivchun O. R., Applying the potentiating procedure for optimal management of power consumption of technocenose. IOP Conference Series Materials Science and Engineering. 2020; 837(012001):1-8. doi: 10.1088/1757-899X/837/1/012001.

4. Manusov V. Z., Antonenkov D. V., Matrenin P. V. Control of power prosumer based on swarm intelligence algorithms [Electronic resource]. *E3S Web of Conferences*. 2020. Vol. 209. ENERGY-21 – Sustainable Development & Smart Management. 2020. P 8. doi: 10.1051/e3sconf/202020902020

5. Antonenkov D. V., Sizganova E. Y., Solovev D.B. Energy-saving efficiency and potential in educational establishments of Neryungrinsky Region. *International Journal of Energy Technology and Policy*. 2019; 15(2/3):180. doi: 10.1504/IJETP.2019.1001655.

6. Kumar A. S., Mazumdar S. «Forecasting HPC Workload Using ARMA Models and SSA», 2016 International Conference on Information Technology (ICIT). 2016. P. 294-297. doi: 10.1109/ICIT.2016.52

7. Varshney H., Sujil A., Kumar R. A Singular Spectrum Analysis based Approach to Price Forecasting

for a Day Ahead Electricity Market / Conference Proceedings: 2018 8th IEEE India International Conference on Power Electronics (IICPE) –IEEE. 2018. doi:10.1109/IICPE.2018.8709436

8. Kuzin E. G., Gerike B. L. Prognozirovanie ostatochnogo resursa reduktorov podzemnykh konvejerov. *XI Vserossiyskaya nauchno-prakticheskaya konferenciya molodyh uchenykh «Rossiya molodaya»*. 2019; 10306. -10306.8.

9. Cao Minh Tien. Short-Term Load Forecasting Enhanced With Statistical Data-Filtering Method / Conference Proceedings: 2020 IEEE International Conference on Power Electronics, Smart Grid and Renewable Energy (PESGRE2020) – IEEE. 2020. doi:10.1109/PESGRE45664.2020.9070497

10. Kumar Anoop S. Forecasting HPC Workload Using ARMA Models and SSA / Conference Proceedings: 2016 International Conference on Information Technology (ICIT) – IEEE. 2016. doi:10.1109/ICIT.2016.52).

11. Lee W., Jung J., Lee M. Development of 24-hour optimal scheduling algorithm for energy storage system using load forecasting and renewable energy forecasting / Conference Proceedings: 2017 IEEE Power & [Energy] Society General Meeting – IEEE. 2017. doi:10.1109/PESGM.2017.8273907

12. Zhou Zh., Xiong F., Huang B., Xu Ch., Jiao R., Liao B., Yin Zh., Li J. Game-Theoretical Energy Management for Energy Internet With Big Data-Based Renewable Power Forecasting – IEEE. 2017. doi:10.1109/ACCESS.2017.2658952

13. Sulandari W., Subanar, Utami H., Suhartono, Lee M. H. «Amplitude-Modulated Sinusoidal Model for The Sinusoidal Components of SSA Decomposition,» 2018 International Symposium on Advanced Intelligent Informatics (SAIN). 2018. P. 66-71. doi:10.1109/SAIN.2018.8673374

14. Liu L. F., Lang J., Yue Q. M., He D., Sun K., Zhang L. L. «Electricity load forecasting for distribution network based on long short-term memory recurrent neural network». The 11th IET International Conference on Advances in Power System Control, Operation and

Management (APSCOM 2018), 2018; 1-5. doi:10.1049/cp.2018.1798

15. Hayes B. P., Prodanovic M. State Forecasting and Operational Planning for Distribution Network Energy Management Systems / IEEE Transactions on Smart Grid – IEEE. 2016. Vol. 7. Issue 2. doi:10.1109/PESGM.2016.7741254

16. Javad Sanjari M., Gooi H. B., C. Nair N.-K. Power Generation Forecast of Hybrid PV–Wind System / IEEE Transactions on Sustainable Energy – IEEE. 2020; 11(2). doi:10.1109/TSTE.2019.2903900

17. Golestaneh F., Pinson P., Gooi H. B. Very Short-Term Nonparametric Probabilistic Forecasting of Renewable Energy Generation – With Application to Solar Energy / IEEE Transactions on Power Systems – IEEE. 2016; 31(5). doi:10.1109/TPWRS.2015.2502423

18. Cui M., Zhang J., Hodge B.-M., Lu S., Hamann H. F. A Methodology for Quantifying Reliability Benefits From Improved Solar Power Forecasting in Multi-Timescale Power System Operations / IEEE Transactions on Smart Grid – IEEE. 2018; 9(6). doi:10.1109/TSG.2017.2728480

19. Jin Y., Zhang R. «Short Term Photovoltaic Output Prediction Based on Singular Spectrum Analysis,» 2021 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES). 2021; 903-910. doi:10.1109/AEEES51875.2021.9403121

20. Vahabie A. H., Yousefi M. M. R., Araabi B. N., Lucas C., Barghinia S., «Combination of Singular Spectrum Analysis and Autoregressive Model for Short Term Load Forecasting». 2007 IEEE Lausanne Power Tech. 2007; 1090-1093. doi:10.1109/PCT.2007.4538467

21. Ansari K. «Real-Time Positioning Based on Kalman Filter and Implication of Singular Spectrum Analysis,» in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2021; 18(1):58-61. doi:10.1109/LGRS.2020.2964300

22. Song Ch., Chen Sh., Guo K., Zeng P., Lv X., Jia Zh., Yang J. A Load Classification Framework Based on VMD and Singular Value Energy Difference Spectrum», 2019 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI). 2019; 398-402. doi:10.1109/ICEI.2019.00076

© 2022 The Authors. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

The authors declare no conflict of interest.

About the authors:

Vadim Z. Manusov, Dr. Sc. in Engineering, Professor, Novosibirsk State Technical University, (20 K. Marx Ave., Novosibirsk, 630073, Russian Federation)

Dmitry V. Antonenkov, C. Sc. in Engineering, Associate Professor, Novosibirsk State Technical University, (20 K. Marx Ave., Novosibirsk, 630073, Russian Federation)

Dmitry V. Orlov, postgraduate, T. F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, Branch in Prokopievsk, (Prokopievsk, 19 a. Nogradskaya str., 653039, Russian Federation)

Evgeny Yu. Pudov, C. Sc. in Engineering, Associate Professor, T. F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, Branch in Prokopievsk, (Prokopievsk, 19 a. Nogradskaya str., 653039, Russian Federation)

Evgeny G. Kuzin, C. Sc. in Engineering, Associate Professor, T. F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, Branch in Prokopievsk, (Prokopievsk, 19 a. Nogradskaya str., 653039, Russian Federation)

Contribution of the authors:

Vadim Z. Manusov, Dmitry V. Antonenkov, Dmitry V. Orlov, Evgeny Yu. Pudov, Evgeny G. Kuzin – research problem statement; scientific management; reviewing the relevant literature; conceptualisation of research; writing the text, data collection; data analysis; reviewing the relevant literature; drawing the conclusions; writing the text.

All authors have read and approved the final manuscript.