

**Манусов Вадим Зиновьевич**<sup>1</sup>, доктор технических наук, профессор, **Антоненков Дмитрий Васильевич**<sup>\*</sup>, кандидат технических наук, доцент, **Орлов Дмитрий Викторович**, аспирант, **Пудов Евгений Юрьевич**<sup>2</sup>, кандидат технических наук, доцент, **Кузин Евгений Геннадьевич**<sup>2</sup>, кандидат технических наук, доцент

<sup>1</sup>Новосибирский государственный технический университет. 630073, Россия, г. Новосибирск, пр-т К. Маркса, 20.

<sup>2</sup>Филиал Кузбасского государственного технического университета имени Т.Ф. Горбачева в г. Прокопьевске, 653039, Россия, г. Прокопьевск, ул. Ноградская, 19 а.

\*E-mail: antonenkovdv@mail.ru

## ПРЕДИКТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЕМ ГОРНОГО ПРЕДПРИЯТИЯ НА ОСНОВЕ ВЕКТОРНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МЕТОДОМ АНАЛИЗА СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРА

### **Аннотация.**

В настоящей работе представлены исследования по прогнозированию электропотребления горным предприятием с учетом основных положений стратегии развития электроэнергетики Российской Федерации до 2035 года. Стратегия развития электроэнергетики РФ в новой редакции определяет изменение структуры электропотребления, повышения качества оказываемых услуг на оптовом рынке электроэнергии, энергосбережения, модернизацию оборудования, устройств и сооружений, предполагает внедрение современных технологических решений для повышения энергоэффективности. Одним из направлений является мониторинг и прогнозирование данных электропотребления объектов различного уровня, что требует качественного анализа исходных данных, обработки и дальнейшего их применения. Практика показывает, что не существует универсального метода обработки полученных данных. Существующие в настоящее время методы имеют множество недостатков, таких как невозможность учета особенностей электропотребления предприятия, низкая точность, необходимость применения больших вычислительных мощностей и др. Особенностью потребления энергии на горных предприятиях является большая единичная мощность электроприемников, что требует адаптации методов. Математический аппарат анализа данных временных рядов *Singular Spectrum Analysis* имеет большое количество преимуществ при незначительных недостатках. Применение метода *Singular Spectrum Analysis* в задачах краткосрочного прогнозирования электропотребления горных предприятий полностью удовлетворяет направлению энергетической стратегии РФ. Кроме того, для таких предприятий точность краткосрочного прогноза и адаптивность математической модели прогноза к изменяющимся тенденциям потребления электроэнергии является крайне актуальной в решении повседневных задач предиктивного управления энергопотреблением предприятия. Однако работы на данную тему отсутствуют, что свидетельствует о необходимости проведения исследований в данной области. Разработка и внедрение новых методов прогнозирования в автоматизированные системы управления энергопотреблением горного предприятия позволит с большой вероятностью предсказать появление проблемных точек энергопотребления и успешно управлять графиком нагрузки.



### **Информация о статье**

Поступила:

30 сентября 2021 г.

Рецензирование:

20 октября 2021 г.

Принята к печати:

26 октября 2021 г.

### **Ключевые слова:**

стратегия развития электроэнергетики, управление энергопотреблением горного предприятия, *Singular Spectrum Analysis*, автоматизированные системы управления, краткосрочное прогнозирование, структура системы команд.

**Для цитирования:** Манусов В.З., Антоненков Д.В., Орлов Д.В., Пудов Е.Ю., Кузин Е.Г. Предиктивное управление электропотреблением горного предприятия на основе векторного прогнозирования методом анализа сингулярного спектра // Горное оборудование и электромеханика – 2021. – № 5 (157). – С. 63-70 – DOI: 10.26730/1816-4528-2021-5-63-70

### **1. Введение**

Прогнозирование электропотребления – задача, не утратившая своей актуальности и в настоящее время. Точный, грамотно составленный прогноз является залогом эффективной и надежной работы

электроэнергетических систем (ЭЭС). Это связано с локальными особенностями их функционирования. Изменение параметров режима энергетической системы, пики кривой суточного электропотребления,

различные аномалии энергетических режимов, плановая или вынужденная остановка производства – все это оказывает влияние на качество прогнозных значений. Таким образом, важным является отслеживание характера изменений временного ряда и анализа полученных данных.

Современные мировые энергетические стратегии определяют необходимость внедрения передовых технологий во все этапы жизненного цикла электрической энергии. Внедрение автоматизированных систем учета, управления и регулирования являются одним из направлений таких стратегий. Эффективность управления и регулирования электропотребления определяется минимизацией аварий оборудования, снижением числа остановок технологического процесса предприятий из-за обесточивания, скоростью восстановления нормального режима энергосистемы после аварии. На сегодняшний день наиболее распространены человеко-машинные автоматизированные системы регулирования и управления, в которых вся автоматически собранная информация передается на пункт управления лица, принимающего решение, и предлагаются дальнейшие варианты действий в аварийных ситуациях. Также логика таких систем предупреждает об ошибочных действиях человека при передаче команд с пункта управления, что повышает надежность и качество управления. Они имеют преимущество перед «чисто» машинными значительно меньшим количеством ошибок, вызванных неправильной интерпретацией логическим блоком автоматики сложившейся в энергосистеме ситуации. Это снижает количество ложных срабатываний устройств релейной защиты и автоматики и отключения неповрежденных участков. В сравнении с системами, в которых единственным элементом управления является человек, человеко-машинные системы позволяют затратить значительно меньше времени на принятие решений в аварийных ситуациях и прийти к скорейшему восстановлению надежного режима работы энергосистемы [1, 2]. Мониторинг и прогнозирование данных электропотребления необходимы для эффективного управления электропотреблением предприятия. Качество прогноза напрямую зависит от предварительной обработки данных.

Правильный выбор метода прогнозирования и предварительной обработки данных является непростой задачей ввиду многообразия различных методов. Хотя по оценкам отечественных и зарубежных исследователей число различных методов и приемов прогнозирования превысило 400 [3-8], число базовых процедур, повторяющихся в различных вариациях в других методах, не превышает десятка. Все работы исследуют методы прогнозирования электропотребления для различных отраслей энергетической промышленности. Однако работ, посвященных прогнозированию электропотребления горных предприятий, очень мало. Среди них можно выделить работу [9], где методом прогнозирования выбрана модель на основе искусственных нейронных сетей.

Исследования в данной области соответствуют Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации по направлению: «Переход к передовым цифровым, интеллектуальным производ-

ственным технологиям, роботизированным системам, новым материалам и способам конструирования, создание систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта», а также являются важными и на мировом уровне.

## 2. Обзор проблемы и постановка задачи

Для оперативного предиктивного управления процессом электропотребления предприятия необходимо иметь вероятностную модель энергосистемы объекта на заданный интервал времени. Таким образом, должна быть построена математическая модель на основе современных методов прогнозирования. Основными требованиями к таким моделям являются точность прогноза и адаптивность модели к изменениям спроса на электрическую энергию у конечных потребителей. Точность прогноза зависит от многих факторов, основными из которых являются выбор интервала прогнозирования (сутки, месяц, год), методы прогнозирования и подготовки данных. Для каждой модели должен быть выбран наиболее подходящий метод прогнозирования исходя из особенностей объекта электропотребления. В работе для прогнозирования выбран метод Singular Spectrum Analysis (SSA), который также называется методом «гусеницы».

Singular Spectrum Analysis – метод анализа временного ряда, основой которого является метод анализа главных компонент (АГК). Исходный ряд данных преобразовывается в матрицу, в которой фрагменты исходного ряда сдвинуты на некоторый интервал (шаг) в каждом столбце. Обычно используется шаг, равный 1. Метод имеет несложную структуру и включает в себя преимущества других методов, таких как регрессионный или анализ Фурье [10, 11].

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 выбранному главному компоненту;
- 6) Прогнозирование восстановленного ряда данных об электропотреблении или отдельной его составляющей.

Правильно выполненная процедура применения метода SSA является основой точного и корректного прогнозирования. Одним из самых сложных ключевых этапов является выбор оптимальной длины ряда данных (длины «гусеницы»). От этого параметра напрямую зависит точность полученного прогноза. В работе подбор оптимального значения данной величины осуществляется методом перебора с целевой функцией минимизации конечной ошибки прогноза. Таким образом, получен оптимальный размер длины гусеницы  $n = 148$ .

Метод анализа сингулярного спектра был успешно применен в различных областях науки, та-

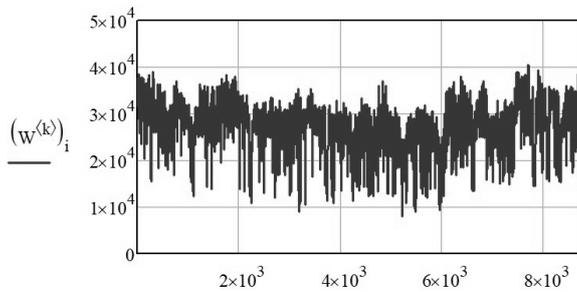


Рис. 1. Процесс энергопотребления АО «Якутуголь»  
Fig. 1. The process of energy consumption of JSC "Yakutugol"

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
1	$3.583 \cdot 10^4$	$3.195 \cdot 10^4$	$3.713 \cdot 10^4$	$3.683 \cdot 10^4$	$3.749 \cdot 10^4$
2	$3.195 \cdot 10^4$	$3.713 \cdot 10^4$	$3.683 \cdot 10^4$	$3.749 \cdot 10^4$	$3.476 \cdot 10^4$
3	$3.713 \cdot 10^4$	$3.683 \cdot 10^4$	$3.749 \cdot 10^4$	$3.476 \cdot 10^4$	$3.215 \cdot 10^4$
4	$3.683 \cdot 10^4$	$3.749 \cdot 10^4$	$3.476 \cdot 10^4$	$3.215 \cdot 10^4$	$3.715 \cdot 10^4$
5	$3.749 \cdot 10^4$	$3.476 \cdot 10^4$	$3.215 \cdot 10^4$	$3.715 \cdot 10^4$	$3.328 \cdot 10^4$
6	$3.476 \cdot 10^4$	$3.215 \cdot 10^4$	$3.715 \cdot 10^4$	$3.328 \cdot 10^4$	$3.17 \cdot 10^4$
7	$3.215 \cdot 10^4$	$3.715 \cdot 10^4$	$3.328 \cdot 10^4$	$3.17 \cdot 10^4$	$3.278 \cdot 10^4$
8	$3.715 \cdot 10^4$	$3.328 \cdot 10^4$	$3.17 \cdot 10^4$	$3.278 \cdot 10^4$	$3.309 \cdot 10^4$
9	$3.328 \cdot 10^4$	$3.17 \cdot 10^4$	$3.278 \cdot 10^4$	$3.309 \cdot 10^4$	$3.451 \cdot 10^4$
10	$3.17 \cdot 10^4$	$3.278 \cdot 10^4$	$3.309 \cdot 10^4$	$3.451 \cdot 10^4$	$3.6 \cdot 10^4$
11	$3.278 \cdot 10^4$	$3.309 \cdot 10^4$	$3.451 \cdot 10^4$	$3.6 \cdot 10^4$	$3.644 \cdot 10^4$
12	$3.309 \cdot 10^4$	$3.451 \cdot 10^4$	$3.6 \cdot 10^4$	$3.644 \cdot 10^4$	$3.665 \cdot 10^4$
13	$3.451 \cdot 10^4$	$3.6 \cdot 10^4$	$3.644 \cdot 10^4$	$3.665 \cdot 10^4$	$3.612 \cdot 10^4$
14	$3.6 \cdot 10^4$	$3.644 \cdot 10^4$	$3.665 \cdot 10^4$	$3.612 \cdot 10^4$	$3.298 \cdot 10^4$
15	$3.644 \cdot 10^4$	$3.665 \cdot 10^4$	$3.612 \cdot 10^4$	$3.298 \cdot 10^4$	...

ких как медицина, метеорология, океанология, геофизика и др. В электроэнергетике метод SSA был рассмотрен как метод прогнозирования объектов техногенеза в работах [12-15]. В настоящей работе данный метод применяется для краткосрочного прогнозирования электропотребления горного предприятия.

### 3. Прогнозирование электропотребления с применением метода SSA

Объектом прогнозирования является предприятие горной промышленности АО «Якутуголь». Для исследования 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 отобраны последние 24 часа, для которых и осуществляется прогноз. После построения прогноза представлено наглядное сравнение прогнозных данных с реальными значениями и рассчитана среднесуточная и среднеквадратическая ошибка. Результатом применения метода Singular Spectrum Analysis является анализ и выделение из исходного ряда данных «аномальных» значений и снижение их влияния на качество прогноза, а также определение систематических составляющих (трендов) [16].

Далее представлены расчеты прогноза для длины фрагмента данных (длины «гусеницы»)  $n = 148$ . Расчет осуществлен в программном комплексе Mathcad.

Исходный ряд данных процесса электропотребления АО «Якутуголь» представлен на рис. 1.

На следующем этапе осуществляется преобразование линейного ряда данных в траекторную матрицу SSA(W) с шагом 1. Как сказано выше, длиной фрагмента данных (длиной «гусеницы») методом перебора подобрано значение 148. Число строк в матрице равно длине «гусеницы» [17, 18]. 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.

Далее проведен анализ изменения выборочного среднего и среднеквадратического отклонения для каждого столбца преобразованной матрицы объекта энергопотребления. На рис. 2 представлена динамика изменения выборочного среднего объекта энергопотребления, где абсцисса – часы, а ордината – выборочное среднее, (кВт·ч); на рис. 3 – динамика изменения среднеквадратического отклонения (СКО) для объекта энергопотребления, где абсцисса – часы, а ордината – среднеквадратическое отклонение, (кВт·ч).

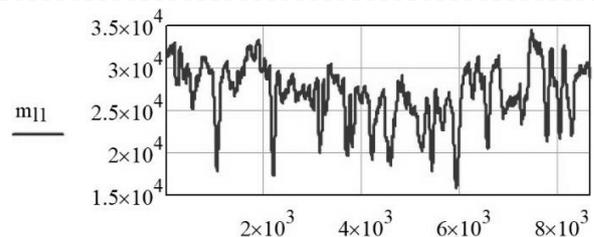


Рис. 2. Динамика изменения выборочного среднего АО «Якутуголь»

Fig. 2. Dynamics of changes in the sample average of JSC "Yakutugol"

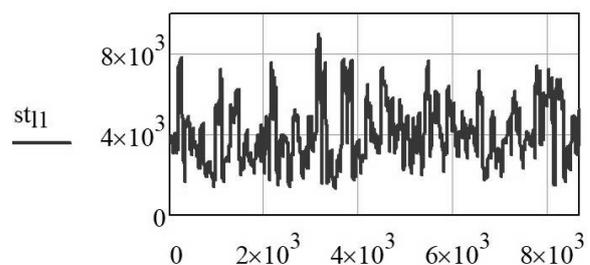


Рис. 3. Динамика изменения среднеквадратического отклонения АО «Якутуголь»

Fig. 3. Dynamics of changes in the standard deviation of JSC "Yakutugol"

Таблица 2. Ковариационная матрица данных объекта энергопотребления

Table 2. Covariance matrix of energy consumption object data

	1	2	3	4	5
1	$8.284 \cdot 10^{10}$	$8.26 \cdot 10^{10}$	$8.23 \cdot 10^{10}$	$8.207 \cdot 10^{10}$	$8.188 \cdot 10^{10}$
2	$8.26 \cdot 10^{10}$	$8.284 \cdot 10^{10}$	$8.26 \cdot 10^{10}$	$8.23 \cdot 10^{10}$	$8.207 \cdot 10^{10}$
3	$8.23 \cdot 10^{10}$	$8.26 \cdot 10^{10}$	$8.284 \cdot 10^{10}$	$8.259 \cdot 10^{10}$	$8.229 \cdot 10^{10}$
4	$8.207 \cdot 10^{10}$	$8.23 \cdot 10^{10}$	$8.259 \cdot 10^{10}$	$8.283 \cdot 10^{10}$	$8.259 \cdot 10^{10}$
5	$8.188 \cdot 10^{10}$	$8.207 \cdot 10^{10}$	$8.229 \cdot 10^{10}$	$8.259 \cdot 10^{10}$	$8.283 \cdot 10^{10}$
6	$8.172 \cdot 10^{10}$	$8.188 \cdot 10^{10}$	$8.207 \cdot 10^{10}$	$8.229 \cdot 10^{10}$	$8.258 \cdot 10^{10}$
7	$8.159 \cdot 10^{10}$	$8.172 \cdot 10^{10}$	$8.188 \cdot 10^{10}$	$8.206 \cdot 10^{10}$	$8.228 \cdot 10^{10}$
8	$8.148 \cdot 10^{10}$	$8.159 \cdot 10^{10}$	$8.172 \cdot 10^{10}$	$8.187 \cdot 10^{10}$	$8.206 \cdot 10^{10}$
9	$8.139 \cdot 10^{10}$	$8.148 \cdot 10^{10}$	$8.159 \cdot 10^{10}$	$8.172 \cdot 10^{10}$	$8.187 \cdot 10^{10}$
10	$8.131 \cdot 10^{10}$	$8.139 \cdot 10^{10}$	$8.148 \cdot 10^{10}$	$8.158 \cdot 10^{10}$	$8.171 \cdot 10^{10}$
11	$8.124 \cdot 10^{10}$	$8.131 \cdot 10^{10}$	$8.139 \cdot 10^{10}$	$8.147 \cdot 10^{10}$	$8.158 \cdot 10^{10}$
12	$8.118 \cdot 10^{10}$	$8.123 \cdot 10^{10}$	$8.131 \cdot 10^{10}$	$8.138 \cdot 10^{10}$	$8.147 \cdot 10^{10}$
13	$8.112 \cdot 10^{10}$	$8.118 \cdot 10^{10}$	$8.123 \cdot 10^{10}$	$8.13 \cdot 10^{10}$	$8.138 \cdot 10^{10}$
14	$8.104 \cdot 10^{10}$	$8.112 \cdot 10^{10}$	$8.117 \cdot 10^{10}$	$8.123 \cdot 10^{10}$	$8.13 \cdot 10^{10}$
15	$8.098 \cdot 10^{10}$	$8.104 \cdot 10^{10}$	$8.112 \cdot 10^{10}$	$8.117 \cdot 10^{10}$	...

Таблица 3. Матрица собственных векторов объекта энергопотребления

Table 3. Matrix of eigenvectors of the energy consumption object

	1	2	3	4	5
1	-0.111	-0.102	-0.135	-0.140	-0.144
2	-0.111	-0.108	-0.139	-0.149	-0.153
3	-0.112	-0.114	-0.142	-0.155	-0.155
4	-0.112	-0.119	-0.143	-0.157	-0.150
5	-0.112	-0.124	-0.143	-0.156	-0.140
6	-0.112	-0.128	-0.140	-0.152	-0.125
7	-0.112	-0.132	-0.137	-0.145	-0.104
8	-0.112	-0.135	-0.132	-0.136	-0.080
9	-0.112	-0.138	-0.126	-0.125	-0.053
10	-0.112	-0.140	-0.119	-0.111	-0.025
11	-0.112	-0.141	-0.111	-0.095	-0.005
12	-0.112	-0.143	-0.103	-0.078	-0.033
13	-0.112	-0.143	-0.094	-0.059	-0.060
14	-0.112	-0.144	-0.083	-0.040	-0.086
15	-0.112	-0.143	-0.073	-0.019	...

тора. На рис. 4 представлены логарифмы собственных чисел ковариационной матрицы. Первые шесть чисел имеют наибольшие значения и составляют основную часть суммы собственных чисел. Следовательно, они могут объяснить наибольшую долю дисперсии [4].

Матрица собственных векторов объекта электропотребления, полученная с применением метода анализа главных компонент, представлена в табл. 3.

На следующем этапе производится аппроксимация временного ряда данных об электропотреблении предприятия АО «Якутуголь» методом анализа главных компонент. Структура исходных и зарезервированных данных остается постоянной. Восстановленные данные упорядочиваются в соответствии с исходными данными по предварительно сформированной матрице индексов. Затем осуществляется краткосрочный прогноз по аппроксимированным данным на интервал времени 24 часа. Прогноз проводится методом векторного прогнозирования, являющимся статистическим методом краткосрочного прогнози-

Следующим пунктом производится сингулярное разложение траекторной матрицы. Составлена матрица попарных ковариаций векторов преобразованной матрицы  $SSA(W)_k$  (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%. Данный 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 расположены в порядке убывания собственных значений. Векторы главных компонент находятся как решения однотипных задач оптимизации. Ковариационная матрица процесса электропотребления является характеристикой его распределения и является ортогональной. Собственный вектор дает возможность оценить размеры и форму распределения случайной величины. Ковариационная матрица в нормальном случае полностью определяет распределение век-

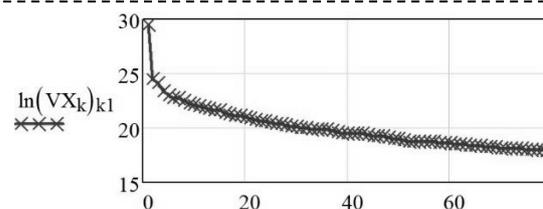


Рис. 4. Логарифмы собственных чисел ковариационной матрицы

Fig. 4. Logarithms of the eigenvalues of the covariance matrix

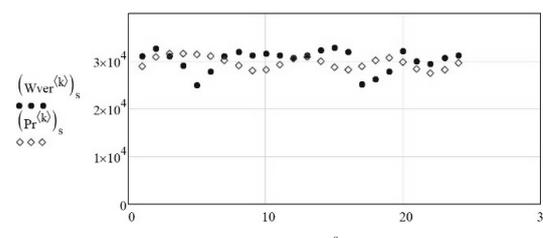


Рис. 5. Сравнение прогнозных значений с реальными данными электропотребления АО «Якутуголь»

Fig. 5. Comparison of forecast values with real data of power consumption of JSC "Yakutugol"

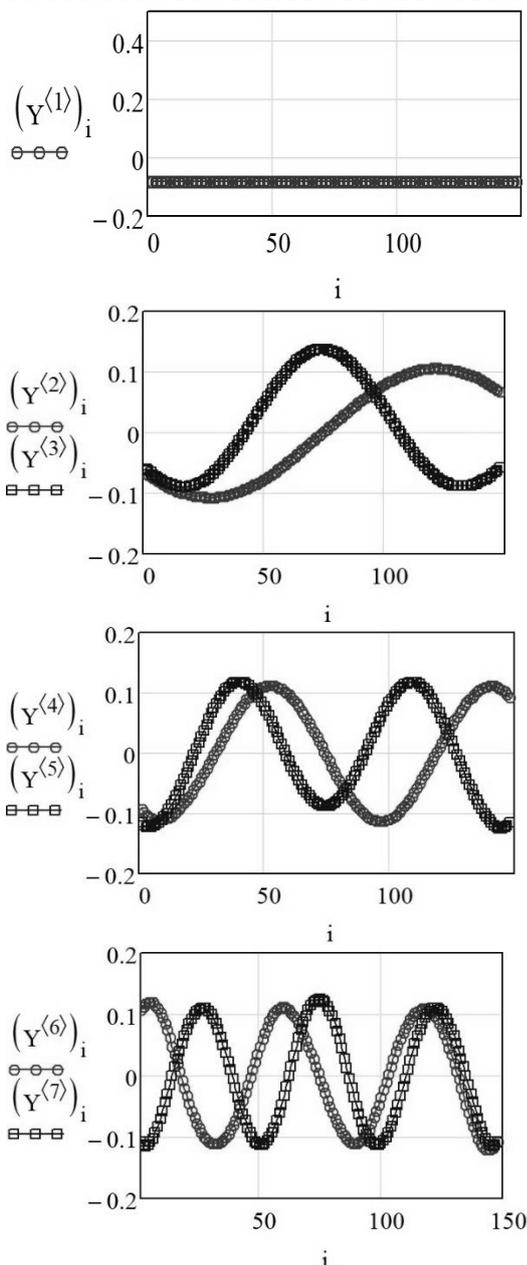


Рис. 6. Проекция собственных векторов данных об электропотреблении АО «Якутуголь»  
Fig. 6. Projections of eigenvectors of data on power consumption of JSC "Yakutugol"

рования. Данный метод является простым и не требует больших вычислительных ресурсов по сравнению с другими статистическими методами. Это позволяет легко адаптировать модель под любые условия и получить качественный точечный прогноз. Входными аргументами программы прогнозирования являются: матрица собственных векторов объекта энергопотребления, линейный ряд данных об электропотреблении, временной интервал прогнозирования (24 часа), заданная длина «гусеницы» [16].

Прогнозные данные представлены на рис. 5 вместе с реальными данными для наглядного сравнения полученного прогноза, где абсцисса – месяц; ордината – электропотребление, кВт·ч; точки – реальные данные; квадраты – прогнозные значения.

Анализ результатов расчетов позволяет сделать выводы о корректной работе модели и хороших результатах прогноза по отношению к верификационным данным. Относительная среднесуточная ошибка прогноза составила  $\delta = 1.923\%$ , а относительная среднеквадратическая ошибка –  $\sigma = 9.545\%$ . Из чего следует, что используемая прогнозная модель может быть применена в условиях хаотичности исходных значений временного ряда. Если величина ошибки составляет более 10%, следует провести детальный анализ программы, исходных данных временного ряда и полученных собственных векторов.

На следующем этапе построены проекции собственных векторов временного ряда, представленные на рис. 6. Номер главной компоненты (вектора) приведен слева для каждой проекции:  $Y^{(1)} - Y^{(7)}$ . Эти проекции позволяют наглядно выделить главные компоненты и проанализировать работу прогнозную модели. В случае отсутствия каких-либо причин превышения ошибки необходимо изменить метод прогнозирования [10].

Из рис. 6 видно, что вектор  $Y^{(1)}$  – составляющий тренда и уровня процесса,  $Y^{(4)} - Y^{(7)}$  – низкочастотные составляющие,  $Y^{(2)}, Y^{(3)}$  – периодические и также относятся к низкочастотным составляющим.

#### 4. Обсуждение результатов и выводы

Анализ результатов расчета прогнозных значений с применением метода Singular Spectrum Analysis позволяет сделать следующие выводы:

1. Среднесуточная ошибка данных прогнозирования электропотребления предприятия составляет 1,923%, что позволяет использовать данную прогнозную модель для предиктивного управления энергопотребления предприятием;
2. Прогнозная модель позволяет выделить четкие периодические составляющие процесса электропотребления, что необходимо учитывать в процессе управления.
3. Метод Singular Spectrum Analysis имеет достаточную гибкость для применения его в условиях изменчивости исходных данных, при этом не ухудшая качество выдаваемого прогноза.

Предложенный метод анализа временных рядов Singular Spectrum Analysis был впервые применен для прогнозирования электропотребления предприятия горнодобывающей промышленности. Горизонтом прогноза были выбраны одни сутки. Представлены результаты расчетов прогнозирования данных электропотребления для длины фрагмента данных (длины «гусеницы»)  $N=148$ . Получено низкое значение среднесуточной ошибки  $\delta = 1.923\%$ , что свидетельствует об успешном прогнозе и отсутствии существенных изменений внутри самого объекта энергопотребления. В результате расчетов найдены периодические составляющие временного ряда процесса электропотребления, которые необходимо учитывать для предиктивного управления электропотреблением предприятия.

Составлены проекции главных компонент, а также имеется возможность построения двумерных проекций собственных векторов объекта энергопотребления. При определении оптимальной длины

фрагмента данных с увеличением длины «гусеницы» проекции собственных векторов временного ряда объекта электропотребления объекта (главных компонент) более наглядны, четче и имеют большую информативность.

Существенным недостатком метода SSA является необходимость подбора оптимальной длины «гусеницы». Адаптивность модели к незначительным изменениям тенденции энергопотребления напрямую зависит от правильности выбранного размера длины «гусеницы», что, является отдельным элементом исследования. Перспективным направлением является оптимизация выбора данного параметра. Однако полученные прогнозные данные и низкая среднесуточная ошибка прогноза указывают на успешность применения метода и большие перспективы его применения в будущем. Перспективным направлением является оптимизация выбора длины фрагмента данных.

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

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Manusov V.Z., Igumnova E.A., Eroshenko S.A., Nesterenko G.B., Matrenin P.V. Comparison study of wind flow velocity short-term forecasting methods based on adaptive models and neural networks // International Journal of Advanced Science and Technology. - 2020. - Vol. 29, № 8s. - Pp. 2108-2115.
2. Matrenin P.V., Manusov V.Z., AKhalyasmaa 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. - Art. 2169 (17 p.).
3. Gnatyuk V.I. Potential of energy saving as a tool for increasing the stability / Viktor I. Gnatyuk, Gennady V. Kretinin, Oleg R. Kivchun, Dmitry V. Lutsenko // International journal of energy economics and policy. - ISSN 2146-4553. - Mersin: Cag University. - 2018. - No 8 (1). - Pp. 137-143.
4. Gnatyuk V.I., Lutsenko D.V., Systemic Methods of Energy Saving Management in Housing Stock: Analytical Review. Kaliningrad: Kaliningrad Region Government.
5. Gnatyuk V.I., Nikitin M.A., Lutsenko, D.V., Kivchun O.R., Models and methods for predicting power consumption in managing objects of the regional electro technical complex. Mathematical Modeling, 29 (5), 109-121.
6. Antonenkov D.V. Mathematic simulation of mining company's power demand forecast (by example of "Neryungri" coal strip mine) / D.V. Antonenkov D.B. Solovev // IPDME 2017 IOP Publishing IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science 87 (2017).
7. Antonenkov D.V. Energy-saving efficiency and potential in educational establishments of Neryungri Region / Evgenia Y. Sizganova, Dmitry V. Antonenkov, Denis B. Solovev // International Journal of Energy Technology and Policy 15(2/3):180, Jan 2019.
8. Mamaeva M., Kuzin E. Development of innovative methods for the assessment of the technical condition of the gearboxes of the mine belt conveyors in the parameters of the lubricating oil. MATEC Web of Conferences. The conference proceedings (ISPCIME-2019). 2019. C. 03006.
9. Val P.V., Popov Y.P. Concept of development of the forecasting system of industrial enterprise's power consumption in wholesale market conditions. Industrial Power Engineering – 2011 – No 10 – Pp. 31-35.
10. Nekrutkin V. (2010) "Perturbation expansions of signal subspaces for long signals". J. Stat. Interface 3, 297-319.
11. Golyandina N., Usevich K. (2010): "2D-extension of Singular Spectrum Analysis: algorithm and elements of theory". In: Matrix Methods: Theory, Algorithms and Applications (Eds. V.Olshevsky and E.Tyrtshnikov). World Scientific Publishing, 449-473.
12. Golyandina N., Zhigljavsky A. (2013) Singular Spectrum Analysis for time series. Springer Briefs in Statistics, Springer, ISBN 978-3-642-34912-6.
13. Zhigljavsky A. (ed.) (2010) Statistics and Its Interface (Special issue on the singular spectrum analysis in time series), vol 3. Guest Editor.
14. Buchstaber V.M. Time series analysis and grassmannians // Applied Problems of Radon Transform / Ed. by S. Gindikin. Providence, RI: AMS, - 1994 - 117 p.
15. Gnatyuk, V.I. Applying the potentiating procedure for optimal management of power consumption of technocenose / Viktor I. Gnatyuk, Sergey A. Polevoy, Oleg R. Kivchun, Dmitry V. Lutsenko // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 837, Advanced technologies in the fuel and energy complex. - Moscow: Russia. - 2020. - doi:10.1088/1757-899X/837/1/012001.
16. Gnatyuk V. Potential of energy saving as a tool for increasing the stability / Viktor I. Gnatyuk, Gennady V. Kretinin, Oleg R. Kivchun, Dmitry V. Lutsenko // International journal of energy economics and policy. - ISSN 2146-4553. - Mersin: Cag University. - 2018. - No 8 (1). - Pp. 137-143.
17. Morkovkin D.E., Kerimova Ch.V., Dontsova O.I. and Gibadullin A.A. 2019 The formation of factors affecting the sustainable development of the generating complex of the electric power industry Journal of Physics: Conference Series 1399 033042.
18. Morkovkin D.E., Gibadullin A.A., Romanova Ju.A., Erygin Yu.V. and Ziadullaev U.S. 2019 Formation of a national environmental strategy for the fuel and energy complex IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 537 042064.

**Manusov Vadim Z.**<sup>1</sup>, Dr. Sc. in Engineering, Professor, **Antonenkov Dmitry V.**<sup>1\*</sup>, C. Sc. in Engineering, Associate Professor, **Orlov Dmitry V.**<sup>1</sup>, postgraduate student, **Pudov Evgeny Yu.**<sup>2</sup>, C. Sc. in Engineering, Associate Professor, **Kuzin Evgeny G.**<sup>2</sup>, C. Sc. in Engineering, Associate Professor.

<sup>1</sup> Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Ave., Novosibirsk, 630073, Russian Federation.

<sup>2</sup> Branch of Kuzbass State Technical University after T. F. Gorbachev in Prokopievsk, Prokopievsk, 19 a. Nogradskaya str., 653039, Russian Federation.

## PREVENTIVE MANAGEMENT OF ELECTRIC CONSUMPTION OF A MINING ENTERPRISE BASED ON VECTOR FORECASTING BY THE METHOD OF SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS

### Abstract.

*This paper presents research on the forecasting of electricity consumption by mining enterprises, taking into account the main provisions of the strategy for the development of the electric power industry of the Russian Federation until 2035. The strategy for the development of the electric power industry of the Russian Federation in the new edition defines a change in the structure of electricity consumption, improving the quality of services provided in the wholesale electricity market, energy conservation, modernization of equipment, devices and structures, involves the introduction of modern technological solutions to improve energy efficiency. One of the directions is the monitoring and forecasting of power consumption data of objects of various levels, which requires a qualitative analysis of the output data, processing and their further application. Practice shows that there is no universal method of processing the received data. Currently existing methods have many disadvantages, such as the inability to take into account the specifics of the power consumption of the enterprise, low accuracy, the need to use large computing power, etc. A feature of energy consumption at mining enterprises is the large unit capacity of electric receivers, which requires adaptation of methods. The mathematical apparatus for analyzing time series data Singular Spectrum Analysis has a large number of advantages with minor disadvantages. The use of the Singular Spectrum Analysis method in the tasks of short-term forecasting of power consumption of mining enterprises fully satisfies the direction of the energy strategy of the Russian Federation. In addition, for such enterprises, the accuracy of the short-term forecast and the adaptability of the mathematical forecast model to changing trends in electricity consumption is extremely relevant in solving everyday tasks of predictive energy management of the enterprise. However, there are no works on this topic, which indicates the need for research in this area. The development and implementation of new forecasting methods in automated energy management systems of a mining enterprise will make it possible to predict the appearance of problematic energy consumption points with a high probability and successfully manage the load schedule.*



### Article info

Received:

Received:

30 September 2021

Revised:

20 October 2021

Accepted:

26 October 2021

**Keywords:** *electric power industry development strategy, mining enterprise energy consumption management, Singular Spectrum Analysis, automated control systems, short-term forecasting, command system structure.*

**For citation** Manusov V.Z., Antonenkov D.V., Pudov E.Yu., Kuzin E.G. Preventive management of electric consumption of a mining enterprise based on vector forecasting by the method of singular spectrum analysis. Mining Equipment and Electromechanics, 2021, no.5 (157), pp. 63-70. DOI: 10.26730/1816-4528-2021-5-63-70

### REFERENCES

1. Manusov V.Z., Igumnova E.A., Eroshenko S.A., Nesterenko G.B., Matrenin P.V. Comparison study of wind flow velocity short-term forecasting methods based on adaptive models and neural net-works //

International Journal of Advanced Science and Technology. - 2020. – Vol. 29, № 8s. – Pp. 2108-2115.

2. Matrenin P.V., Manusov V.Z., AKhalyasmaa 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. – Art. 2169 (17 p.).

3. Gnatyuk V.I. Potential of energy saving as a tool for increasing the stability / Viktor I. Gnatyuk, Gennady V. Kretinin, Oleg R. Kivchun, Dmitry V. Lutsenko // International journal of energy economics and policy. – ISSN 2146-4553. – Mersin: Cag University. – 2018. – No 8 (1). – Pp. 137-143.

4. Gnatyuk V.I., Lutsenko D.V., Systemic Methods of Energy Saving Management in Housing Stock: Analytical Review. Kaliningrad: Kaliningrad Region Government.

5. Gnatyuk V.I., Nikitin M.A., Lutsenko, D.V., Kivchun O.R., Models and methods for predicting power consumption in managing objects of the regional electro technical complex. Mathematical Modeling, 29 (5), 109-121.

6. Antonenkov D.V. Mathematic simulation of mining company's power demand forecast (by example of "Neryungri" coal strip mine) / D.V. Antonenkov D.B. Solovev // IPDME 2017 IOP Publishing IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science 87 (2017).

7. Antonenkov D.V. Energy-saving efficiency and potential in educational establishments of Neryungri Region / Evgenia Y. Sizganova, Dmitry V. Antonenkov, Denis B. Solovev // International Journal of Energy Technology and Policy 15(2/3):180, Jan 2019.

8. Mamaeva M., Kuzin E. Development of innovative methods for the assessment of the technical condition of the gearboxes of the mine belt conveyors in the parameters of the lubricating oil. MATEC Web of Conferences. The conference proceedings (ISPCIME-2019). 2019. C. 03006.

9. Val P.V., Popov Y.P. Concept of development of the forecasting system of industrial enterprise's power consumption in wholesale market conditions. Industrial Power Engineering – 2011 – No 10 – P. 31 – 35.

10. Nekrutkin V. (2010) "Perturbation expansions of signal subspaces for long signals". J. Stat. Interface 3, 297-319.

11. Golyandina N., Usevich K. (2010): "2D-extension of Singular Spectrum Analysis: algorithm and elements of theory". In: Matrix Methods: Theory, Algorithms and Applications (Eds. V.Olshevsky and E.Tyrtyshnikov). World Scientific Publishing, 449-473.

12. Golyandina N., Zhigljavsky A. (2013) Singular Spectrum Analysis for time series. Springer Briefs in Statistics, Springer, ISBN 978-3-642-34912-6.

13. Zhigljavsky A. (ed.) (2010) Statistics and Its Interface (Special issue on the singular spectrum analysis in time series), vol 3. Guest Editor.

14. Buchstaber V.M. Time series analysis and grassmannians // Applied Problems of Radon Transform / Ed. by S. Gindikin. Providence, RI: AMS, – 1994 – 117 p.

15. Gnatyuk, V.I. Applying the potentiating procedure for optimal management of power consumption of technocenose / Viktor I. Gnatyuk, Sergey A. Polevoy, Oleg R. Kivchun, Dmitry V. Lutsenko // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 837, Advanced technologies in the fuel and energy complex. – Moscow: Russia. – 2020. – doi:10.1088/1757-899X/837/1/012001.

16. Gnatyuk V. Potential of energy saving as a tool for increasing the stability / Viktor I. Gnatyuk, Gennady V. Kretinin, Oleg R. Kivchun, Dmitry V. Lutsenko // International journal of energy economics and policy. – ISSN 2146-4553. – Mersin: Cag University. – 2018. – No 8 (1). – P. 137-143.

17. Morkovkin D.E., Kerimova Ch.V., Dontsova O.I. and Gibadullin A.A. 2019 The formation of factors affecting the sustainable development of the generating complex of the electric power industry Journal of Physics: Conference Series 1399 033042.

18. Morkovkin D.E., Gibadullin A.A., Romanova Ju.A., Erygin Yu.V. and Ziadullaev U.S. 2019 Formation of a national environmental strategy for the fuel and energy complex IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 537 042064.