

## Анализ методов прогнозирования потребления электрической энергии и мощности

*В.З. Ковалев, С.Ю. Швецов, О.В. Архипова*

*Югорский государственный университет, Ханты-Мансийск*

**Аннотация:** Прогнозирование потребления электрической энергии и мощности является актуальной и значимой проблемой. В данной работе рассматриваются актуальные методы прогнозирования потребления электрической энергии, отраженные в различных научных работах, проведен их анализ с выявлением более перспективных методов прогнозирования.

**Ключевые слова:** прогнозирование энергопотребления, статистические методы прогнозирования, нейросетевые методы прогнозирования, гибридные методы прогнозирования.

Вопрос прогнозирования потребления электрической энергии и мощности (ЭМ) имеет большое значение как для малых, в части потребления электрической энергии и мощности, объектов (группа точек поставки электроэнергии - города, промышленного предприятия), средних – территориальных энергосистем и для больших объектов (объединенных энергосистем (ОЭС) и единой энергетической системы (ЕЭС). Нормативными правовыми актами Российской Федерации устанавливаются требования к формированию прогнозов потребления ЭМ.

Методическими указаниями по проектированию развития энергосистем, утвержденными приказом Министерства энергетики Российской Федерации от 6 декабря 2022 года № 1286, в том числе устанавливаются обязательные требования к формированию долгосрочного (от года до 5 лет) и среднесрочного (от месяца и до нескольких месяцев) прогноза потребления ЭМ для ЕЭС России, входящих в нее объединенных и территориальных энергосистем, а также изолированных территориальных электроэнергетических систем на территории Российской Федерации.

Также приказом Министерства энергетики Российской Федерации от 11 февраля 2019 года № 91, утверждены требования к прогнозированию потребления и формированию балансов ЭМ энергосистемы на календарный год и периоды в пределах года (среднесрочный). Данными требованиями определено, что системный оператор электроэнергетических систем России разрабатывает прогнозные балансы ЭМ в отношении территориальных энергосистем, ОЭС, входящих в ЕЭС России, и ЕЭС России в целом.

В свою очередь, Правилами оптового рынка электрической энергии и мощности, утвержденными Постановлением Правительства Российской Федерации от 27 декабря 2010 № 1172, для участников оптового рынка ЭМ (энергосбытовые предприятия, крупные потребители ЭМ, а также поставщики ЭМ) устанавливаются требования в части формирования краткосрочных (суточных) прогнозов потребления ЭМ, а также о последствиях при несоответствии прогнозов реальным значениям потребления.

Примером применения долгосрочного прогноза потребления ЭМ является Схема и программа развития Единой энергетической системы России (СИПР ЕЭС России), ежегодно утверждаемая приказом Министерства Российской Федерации. В ней приводятся прогнозные значения потребления ЭМ ЕЭС России и отдельных ОЭС на пятилетний период, в целях оценки прироста потребности в электрической энергии. В СИПР ЕЭС России на 2023-2028 годы, утвержденной приказом Министерством энергетики Российской Федерации от 28 февраля 2023 года № 108, представлены прогнозные значения потребления ЭМ ЕЭС России и в отдельности ОЭС Северо-Запада, ОЭС Центра, ОЭС Средней Волги, ОЭС Юга, ОЭС Урала, ОЭС Сибири, ОЭС Востока в период с 2023 по 2028 годы.

Краткосрочное прогнозирование потребления ЭМ осуществляется участниками оптового рынка ежедневно, в целях приобретения плановых

---

объемов потребления, а также формирования системным оператором электроэнергетических систем России почасового графика производства электрической энергии генерирующими компаниями на предстоящие сутки.

Из рассмотрения документов очевидно, что проблема прогнозирования потребления ЭМ является актуальной. Также стоит отметить высокие требования к точности прогнозных значений, причем прогноз должен осуществляться за минимально возможное время. Следующий набор задач, требующих прогноза потребления электрической энергии, связан с проектированием оптимального состава систем генерации электрической энергии [1-3] и проектированием систем предиктивного управления балансом ЭМ с учетом отраслевых особенностей потребителя энергии [4-6].

Целью данного исследования является определение вычислительных характеристик существующих методов краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии и мощности малых объектов, то есть участника оптового рынка в целом, либо группы точек поставок такого участника.

Методы прогнозирования можно разбить на три группы: статистические, нейросетевые и гибридные.

#### Статистические методы прогнозирования энергопотребления.

В работе [7] был рассмотрен метод регрессионного анализа с учетом метеофакторов. Предметом рассмотрения являлась центральная энергосистема Монголии. Без учета метеофакторов, при прогнозировании суточных графиков нагрузки, погрешность, на интервале рассмотрения, не превышала 2,68%, а при учете метеофакторов – погрешность прогноза снизилась на 0,42%, до 2,26%. Метеофакторы являются одними из важных факторов, влияющих на потребление электрической энергии при прогнозировании энергопотребления. В работе [8] рассмотрена зависимость

---

на основе метода сезонных кривых, в целях корректировки прогноза. Учет метеофакторов позволил снизить ошибки прогноза на 0,1-0,4%.

В нижеприведенных работах статистические методы применялись для прогнозирования энергопотребления промышленных предприятий, что позволило создать компактное описание производственных процессов анализируемых предприятий.

Согласно исследованию [9], разработана модель краткосрочного прогнозирования на промышленном предприятии, основанная на нечетком регрессионном анализе. В данной работе был предложен алгоритм коррекции долгосрочной прогнозной модели, применяемый в целях краткосрочного прогнозирования. По мнению авторов, данный подход позволит адаптировать коммерческий учет в различных «тарифных меню».

В статье [10] рассмотрены результаты большого количества методов, основанных на эконометрических методах, базирующихся на анализе временных рядов, а также на многомерных методах статистического анализа. Разработанные модели, на тестовых задачах, показали погрешность менее 7%. В целях повышения точности прогнозов, авторами предложено проведение периодического уточнения модели и ее актуализации к фактическому состоянию, с учетом возникающих факторов и тенденций производства.

Применение методов, подразумевающих подбор весовых коэффициентов (ряды Фурье, градиентная оптимизация, методы, основанные на роевых интеллектах) при прогнозировании в изолированной электроэнергетической системе Горно-Бадахшенской автономной области Республики Таджикистан продемонстрировали погрешность не более 11,38%. Самым эффективным методом оказался метод роя частиц, ошибка составила 6,8% [11].

Методы вейвлет-преобразования также часто используются в целях прогнозирования энергопотребления. В работе [12] прогнозирование полностью построено на вейвлет-преобразовании, в результате расчета ошибка прогноза составила не более 8,162% для разных типов вейвлета. В работах [13,14] вейвлет-преобразование фигурирует как фильтр шумов, а также позволяет рассмотреть частотные характеристики временного ряда.

#### Нейросетевые методы прогнозирования энергопотребления.

Следующий рассматриваемый блок работ посвящен нейросетевым методам, основанных на таких моделях как: многослойный персептрон (MLP), нелинейная авторегрессия с внешними входами (NARX), случайный лес (Random Forest), рекуррентной нейронной сети (RNN) и др. Предметами исследования являлись временные ряды энергопотребления больших электросетевых комплексов (энергосбытовые компании, «Системный оператор Единой энергетической системы», электросетевой комплекс страны). Рассматриваемые модели позволяли прогнозировать в краткосрочно, среднесрочной и долгосрочной перспективе.

Метод искусственных нейронных сетей часто применяется в современных работах. Авторами [15] рассмотрены 2 алгоритма обучения: Левенберга-Марквардта и алгоритм, основанный на регуляризации Байеса. Также были рассмотрены 2 архитектуры нейронной сети: нелинейной авторегрессии с внешними входами (NARX) и прямого распространения данных и обратного распространения ошибки. Суммарная максимальная ошибка прогнозирования при использовании алгоритма, основанного на регуляризации Байеса и архитектуры NARX, составила 6,12%.

На текущий момент известно больше ста видов нейронных сетей, каждая из которых имеет свою индивидуальную структуру и область применения. На основании выше указанного, проблема разработки проблемно-ориентированного метода прогнозирования является достаточно

---

актуальной. В свою очередь в статье [16] проведено исследование, предполагающее определение размерности входного обучающего вектора и минимального набора значимых факторов. Авторами, в рамках рассматриваемых моделей и архитектур, экспериментально выявлены перспективные типы нейронных сетей, обеспечивающие максимальную точность прогнозирования.

В статье [17] рассмотрены 10 моделей прогнозирования потребления ЭМ применительно к промышленному предприятию, в том числе модель CatBoost, которая использует «небрежные» деревья для построения сбалансированного дерева решений, способствующее эффективному обучению, данная модель среди прочих показала максимальную эффективность, точность среднесрочного (на период 14 месяцев) прогноза составила более 92 %.

В работе [18] рассматривается проблема пропуска данных во временных рядах потребления ЭМ железнодорожного транспорта. По итогам данной работы самым точным методом по заполнению пропусков данных временных рядов представлен двусторонний нейросетевой метод, показавший среднюю ошибку аппроксимации в пределах 13%.

В рамках работы [19] проведено прогнозирование искусственной нейронной сети с архитектурой прямого распространения данных и обратного распространения ошибки, предметом исследования являлись данные о потреблении электроэнергии в Турции за период с 1970 по 2014 год. Средняя точность прогнозирования составила порядка 95%.

В статье [20] применялась архитектура многослойного персептрона (MLP) данная модель прогнозирования показала хорошие результаты со среднеквадратичной ошибкой, менее 1.

Гибридные методы прогнозирования энергопотребления.

---

Большая часть современных работ ученых и экспертов посвящены гибридным методам.

Статьи [21,22] посвящены обзорам различных гибридных нейронных сетей перспективными из них выделены методы в сочетании с вейвлет-преобразованием, рекуррентные нейронные сети и сети долгосрочной краткосрочной памяти (LSTM), а также разработанная в работе [21] несмещенная дробно-нелинейная модель Грея Бернулли (UFNGBM (1,1)).

Работа [23] посвящена гибриднему методу на основе LSTM и вейвлет-преобразования. Во-первых, исходные данные о потреблении энергии достигают стационарности (т.е. среднее значение и дисперсия временного ряда приводятся к постоянному значению), путем многократного стационарного вейвлет-преобразования (SWT), что приводит к разложению исходного сигнала на множество подсигналов. Во-вторых, каждый подсигнал обрабатывается как независимые данные временного ряда. Нейронная сеть с длительной кратковременной памятью (LSTM) подключается к каждому субсигналу и выдает результаты прогнозирования.

Гибридные нейронные сети с применением ансамблей нейронных сетей рассматриваются в работах [24,25].

В работе [24] разработан метод краткосрочного прогнозирования, состоящий из ансамбля нейронных сетей из трех четырехслойных перцептронов. Обучение данного ансамбля производилось с помощью алгоритма ADAM. Ошибка ансамбля нейронных сетей составила 2,92%.

Ансамбль нейронных сетей [25] состоящий из многослойного перцептрона, линейной модели, обобщенной регрессионной сети и двух типах радиально-базисных вероятностных сетей, показал результат погрешности не более 4,9% в выходной день и не более 6,03% в будний день.



В работе [26] разработан метод основанный на нейронных нечетких сетях и теории вейвлетов с учетом среднечасовых значений естественной освещенности и температуры в качестве основных метеофакторов.

Гибридный метод на основе нейронной нечеткой сети и метода многомерного сингулярного спектрального анализа разработан в работе [27], также в ней предлагается учитывать значения среднесуточного уровня освещенности.

### **Выводы.**

Статистические методы прогнозирования проявляют лучшие результаты в рамках анализа и прогнозирования ретроспективных данных, имеющих четко выраженные тренды, корреляцию, экзогенные факторы и т.п., а также в рамках краткосрочного и среднесрочного прогнозирования. Обусловлено это тем, что в данной ситуации может быть создана определенная математическая модель, позволяющая в виде алгебраического уравнения описать те или иные факторы, влияющие на потребление электрической энергии.

Методы, основанные на нейронных сетях, позволяют рассматривать ретроспективные данные, не имеющие четко выраженных факторов и при реализации всех видов прогнозирования (краткосрочного, среднесрочного и долгосрочного). Обработка (обучение) нейросетевой моделью ретроспективных данных формирует весовые коэффициенты (синапсы), позволяющие впоследствии получить прогнозные значения без определения и описания факторов, влияющих на полученные данные.

Оптимальным подходом к выбору метода прогнозирования представляется разработка универсального гибридного метода. При реализации правильного сочетания различных подходов, возможно совмещение положительных сторон статистических и нейросетевых методов



и минимизирование отрицательных, например, таких как склонность к переобучению нейросетевых методов.

Следует отметить, что выбор методов прогнозирования, адекватных решаемой задаче, зависит от следующих факторов:

1. Длительность прогноза (сверхкраткосрочное, краткосрочное, среднесрочное и долгосрочное).
2. Профиль временного ряда потребления ЭМ.
3. Зависимость потребления ЭМ от внешних природно-климатических факторов.

### Литература

1. Arkhipova O.V. Principles of system analysis for sustainable electric power supply to agro-industrial complexes operating in energy isolated territories // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Smolensk. Smolensk: 2021. С. 052032.
2. Архипова О.В. Принципы и средства исследования регионально обособленного электротехнического комплекса с позиций системного анализа // Омский научный вестник. 2020. №3(171). С. 42-46.
3. Архипова О.В., Ковалев В.З., Хамитов Р.Н. Методика моделирования регионально обособленного электротехнического комплекса // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2019. №1. С. 173-180.
4. Ковалев В.З., Архипова О.В. О графике электрической нагрузки потребителей децентрализованных зон электроснабжения Крайнего Севера и Арктики // Энергосбережение и инновационные технологии в топливно-энергетическом комплексе. Тюмень: Тюменский индустриальный университет, 2022. С. 195-197.
5. Архипова О.А., Дюба Е.А., Евстегнеева Ю.Д., Ковалев В.З., Парамзин А.О., Петухова О.А. Анализ графиков нагрузки потребителей

децентрализованных зон электроснабжения предприятия // Инженерный вестник Дона. 2019. №8. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/N8y2019/6153](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/N8y2019/6153)

6. Исаев Ю.Н., Архипова О.В., Ковалев В.З., Хамитов Р.Н. Адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов корреляционного анализа // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2023. №2. С. 224-239.

7. Русина А.Г., Тувшин О., Матренин П.В., Попов Н.С. Прогнозирование суточного графика электропотребления рабочих дней с учетом метеофакторов для центральной энергосистемы Монголии // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2022. №2. С. 97-106.

8. Широбокова О.Е., Зайцев А.А. Влияния метеорологических факторов на прогнозировании электропотребления // Проблемы энергообеспечения, автоматизации, информатизации и природопользования в АПК. Брянск: Брянский гос. аграрный ун-т, 2022. С. 255-260.

9. Нечистик В.В., Малышева О.А. Разработка модели для прогнозирования электропотребления предприятия // Транспорт Азиатско-Тихоокеанского региона. 2019. №2. С. 47-50.

10. Карпенко С.М., Карпенко Н.В., Безгинов Г.Ю. Прогнозирование электропотребления на горнопромышленных предприятиях с использованием статистических методов // Горная промышленность. 2022. №1. С. 82-88.

11. Худжасаидов Д.Х., Русина А.Г., Матренин П.В., Дмитриев С.А., Сафаралиев М.Х. Разработка моделей прогнозирования электропотребления на основе временных рядов в изолированных энергосистемах // Электротехнические системы и комплексы. 2020. №3(48). С. 23-27.

12. Скороходов В.И., Лысенко О.А., Симаков А.В., Горовой С.А. Прогнозирование потребления электрической энергии с помощью вейвлет-преобразования // Омский научный вестник. 2021. №3(177). С. 75-78.

13. Zhang, X., S. Kuenzel, N. Colombo and C. Watkins, 2022. Hybrid Short-term Load Forecasting Method Based on Empirical Wavelet Transform and Bidirectional Long Short-term Memory Neural Networks. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 5(10): 1216-1228.

14. Филатова Е.С., Филатов Д.М., Стоцкая А.Д. Система краткосрочного прогнозирования электропотребления // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. 2015. №10-1. С. 46-50.

15. Кретов Д.А., Рузанов Р.В. Прогнозирование электропотребления энергосбытовой компании с использованием искусственной нейронной сети // Инженерный вестник Дона. 2015. №2. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2015/2880.

16. Староверов Б.А., Гнатюк Б.А. Определение наиболее перспективных нейронных сетей и способов их обучения для прогнозирования электропотребления // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2015. №6. С. 1-4.

17. Моргоева А.Д., Моргоев И.Д., Ключев Р.В., Гаврина О.А. Прогнозирование потребления электрической энергии промышленным предприятием с помощью методов машинного обучения // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2022. №7. С. 115-125.

18. Маниковский А.С., Мухопад А.Ю. Методы восстановления пропущенных значений во временных рядах в системе прогнозирования электропотребления // Инженерный вестник Дона. 2022. №7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2022/7824.

---

19. Tümer, A.E., S. Koçer and A. Koca, 2016. Estimation of the electricity consumption of Turkey through artificial neural networks. IEEE 17th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, CINTI, pp: 315-318.
  20. Fernandes, K.C., R. Sardinha, S. Rebelo and R. Singh, 2019. Electric load analysis and forecasting using artificial neural networks. 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI, pp: 1274-1278.
  21. Pu, B., F. Nan, N. Zhu, Y. Yuan and W. Xie, 2021. UFNGBM (1,1): A novel unbiased fractional grey Bernoulli model with Whale Optimization Algorithm and its application to electricity consumption forecasting in China. Energy Reports, 7: 7405-7423.
  22. Baric, I., R. Grbic and E.K. Nyarko, 2019. Short-term forecasting of electricity consumption using artificial neural networks - an overview. 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO, pp: 1076-1081.
  23. Yan, K., W. Li, Z. Ji, M. Qi and Y. Du, 2019. A Hybrid LSTM neural network for energy consumption forecasting of individual households. IEEE Access, 7: 157633 - 157642.
  24. Хомутов С.О., Сташко В.И., Серебряков Н.А. Повышение точности краткосрочного прогнозирования электропотребления групп точек поставки электроэнергии гарантирующих поставщиков второго уровня // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2020. №6. С. 128-140.
  25. Староверов Б.А., Мормылев М.А. Комплексное применение нейронных сетей для автоматизации прогнозирования электропотребления на региональном уровне // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2017. №4. С. 1-4.
-

26. Надтока И.И., Бугаец В.А., Юрушкин М.В. Модель прогнозирования электропотребления энергорайонов и региона с учетом влияния метеофакторов // Известия высших учебных заведений. Электромеханика. 2014. №3. С. 40-44.

27. Вялкова С.А., Надтока И.И. Прогнозирование суточных графиков активной мощности мегаполиса с учетом прогнозных данных естественной освещенности // Известия высших учебных заведений. Электромеханика. 2020. №5. С. 67-71.

### References

1. Arkhipova O.V. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Smolensk: 2021. p. 052032.

2. Arhipova O.V. Omskij naučnyj vestnik. 2020. №3 (171). pp. 42-46.

3. Arhipova O.V., Kovalev V.Z., Hamitov R.N. Izvestiya Tomskogo politexnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesurov. 2019. №1. pp. 173-180.

4. Kovalev V.Z., Arhipova O.V. Jenergosberezhenie i innovacionnye tehnologii v toplivno-jenergeticheskom komplekse. Tjumen': Tjumenskij industrial'nyj universitet, 2022. pp. 195-197.

5. Arhipova O.V., Djuba E.A., Evstegneeva Ju.D., Kovalev V.Z., Paramzin A.O., Petuhova O.A. Inzhenernyj vestnik Dona. 2019. №8. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/N8y2019/6153](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/N8y2019/6153)

6. Isaev Ju. N., Arhipova O.V., Kovalev V.Z., Hamitov R.N. Izvestiya Tomskogo politexnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesurov. 2023. №2. pp. 224-239.

7. Rusina A.G., Tuvshin O., Matrenin P.V., Popov N.S. Izvestiâ vysših učebnyh zavedenij. Problemy ènergetiki. 2022. №2. pp. 97-106.

8. Shirobokova O.E., Zajcev A.A. Problemy jenergoobespečenija, avtomatizacii, informatizacii i prirodopol'zovanija v APK. Brjansk: Brjanskij gos. agrarnyj un-t, 2022. pp. 255-260.

---

9. Nechistik V.V., Malysheva O.A. Transport Aziatsko-Tihookeanskogo regiona. 2019. №2. pp. 47-50.
  10. Karpenko S.M., Karpenko N.V., Bezginov G.Ju. Gornaja promyshlennost'. 2022. №1. pp. 82-88.
  11. Hudzhasaidov D.H., Rusina A.G., Matrenin P.V., Dmitriev S.A., Safaraliev M.H. Jelektrotehnicheskie sistemy i komplekсы. 2020. №3 (48). pp. 23-27.
  12. Skorohodov V.I., Lysenko O.A., Simakov A.V., Gorovoj S.A. Omskij naučnyj vestnik. 2021. №3 (177). pp. 75-78.
  13. Zhang, X., S. Kuenzel, N. Colombo and C. Watkins, 2022. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 5(10), pp. 1216-1228.
  14. Filatova E.S., Filatov D.M., Stockaja A.D. Mezhdunarodnyj zhurnal prikladnyh i fundamental'nyh issledovanij. 2015. №10-1. pp. 46-50.
  15. Kretov D.A., Ruzanov R.V. Inženernyj vestnik Dona. 2015. №2. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2015/2880](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2015/2880).
  16. Staroverov B.A., Gnatjuk B.A. Vestnik Ivanovskogo gosudastvennogo ènergetičeskogo universiteta. 2015. №6. pp. 1-4.
  17. Morgoeva A.D., Morgoev I.D., Kljuev R.V., Gavrina O.A. Izvestiâ Tomskogo politehničeskogo universiteta. Inžiniring georesursov. 2022. №7. pp. 115-125.
  18. Manikovskij A.S., Muhopad A.Ju. Inženernyj vestnik Dona. 2022. №7. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2022/7824](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2022/7824).
  19. Tümer, A.E., S. Koçer and A. Koca, 2016. IEEE 17th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, CINTI, pp. 315-318.
  20. Fernandes, K.C., R. Sardinha, S. Rebelo and R. Singh, 2019. 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI, pp. 1274-1278.
-



21. Pu, B., F. Nan, N. Zhu, Y. Yuan and W. Xie, 2021. Energy Reports, 7 pp. 7405-7423.
22. Baric, I., R. Grbic and E.K. Nyarko, 2019. Electronics and Microelectronics, MIPRO, pp. 1076-1081.
23. Yan, K., W. Li, Z. Ji, M. Qi and Y. Du, 2019. IEEE Access, 7, pp. 157633 - 157642.
24. Homutov S.O., Stashko V.I., Serebrjakov N.A. Izvestiâ Tomskogo politehničeskogo universiteta. Inžiniring georesursov. 2020. №6. p. 128-140.
25. Staroverov B.A., Mormylev M.A. Vestnik Ivanovskogo gosudastvennogo ènergetičeskogo universiteta. 2017. №4. p. 1-4.
26. Nadtoka I.I., Bugaec V.A., Jurushkin M.V. Izvestiâ vysših učebnyh zavedenij. Èlektromehanika. 2014. №3. p. 40-44.
27. Vjalkova S.A., Nadtoka I.I. Izvestiâ vysših učebnyh zavedenij. Èlektromehanika. 2020. №5. p. 67-71.