***7.4. Краткосрочное прогнозирование параметров ЭЭС на базе интеллектуальных моделей***

***Курбацкий В.Г., Томин Н.В.***

***ИСЭМ СО РАН***

Необходимым условием эффективного управления современным ЭЭС является наличие инструмента краткосрочного прогнозирования. Актуальность этой задачи определяется тем, что при анализе и формировании управляющих воздействий только по прошлым данным получается запаздывающая реакция на поведение ЭЭС, что является причиной завышенных требований к запасам статической и динамической устойчивости, а также снижает эффективность систем управления. При решении задач управления в современных ЭЭС необходим прогноз:

* поведения систем управления и регулируемых элементов;
* поведения нагрузки и генерации с учётом графиков или профилей нагрузок;
* случайного изменения нагрузки с использованием статистических данных по отклонениям;
* аварий и отказов с учётом вероятности отказов отдельных элементов;
* ряда зависимых характеристик для системы управления (мощность ветроустановок, цены на электроэнергию и др.).

Соответственно, инструмент краткосрочного прогнозирования должен обеспечить прогнозные значения режимных параметров ЭЭС (совместно с их вероятностными характеристиками), а также набор наиболее вероятных вариантов, отличных от основного прогноза. Задачи краткосрочного прогнозирования требуют индивидуальной настройки под каждую реальную систему регулирования, систему управления, под конкретный состав нагрузки в узлах ЭЭС. Кроме того, усложнение топологии электрических сетей, увеличение количества возобновляемых источников энергии в общей доле генерации, а также особенности либерализованного рынка электроэнергии многих стран вынуждают специалистов искать новые подходы по прогнозированию с целью повышения точности предсказания резкоизменчивых, нестационарных временных рядов, которые характеризуют многие реализации параметров современных ЭЭС.

Традиционно задача краткосрочного прогнозирования параметров в ЭЭС выполнялась преимущественно с использованием статистических методов, основанных, например, на авторегрессии интегрированного скользящего среднего (АРПСС), фильтре Калмана [4]. Тем не менее, за последние несколько десятилетий методы машинного обучения прежде всего искусственных нейронные сети (ИНС) [5-7], метод опорных векторов (МОВ) [8-11], деревья решений (ДР) [12,13], продемонстрировали высокую производительность в задачах классификации и регрессии в области машинного обучения, что естественным образом привлекло внимание со стороны исследователей, специализирующихся в решении прогнозных задач в электроэнергетике.

Наиболее популярными среди машинных подходов в прогнозных задачах до последнего времени оставались модели на базе ИНС. Исследования показывали, что по сравнению с традиционными статистическими алгоритмами нейросетевой подход имеет ряд уникальных особенностей, в том числе: 1) нелинейная аппроксимация сложных зависимостей 2) умение успешно справляться с "проклятием размерности" и 3) гибкость и универсальность, что даёт возможность применять их к более сложным моделям [14].

Типичный вид нейросетевой архитектуры представлен на рис. 7.1. Различные способы объединения нейронов между собой и организации их взаимодействия привели к созданию ИНС разных типов. Среди множества существующих структур ИНС отметим многослойный персептрон (МП), ИНС на основе радиально-базисных функций (РБФ), сеть Элмана и обобщённо-регрессионную сеть (ОРС), как получившее наибольшее применение для краткосрочного прогнозирования параметров ЭЭС [15].



Рис. 7.1. Обобщённая нейросетевая структура

Сеть МП состоит из нейронов, расположенных на разных уровнях, причём помимо входного и выходного слоёв имеется ещё, как минимум, один внутренний, т.е. скрытый, слой. Цель обучения МП состоит в подборе таких значений весов для всех слоев сети, чтобы при заданном входном векторе получить на выходе значения сигналов, которые с требуемой точностью будут совпадать с ожидаемыми значениями. В настоящее время одной из наиболее эффективных процедур обучения МП является алгоритм обратного распространения ошибки [16]. Сети РБФ являются частным случаем двухслойной сети прямого распространения. Каждый элемент скрытого слоя использует в качестве активационной функции радиальную базисную функцию типа гауссовой. Радиальные нейронные сети относятся к той же категории сетей, обучаемых с учителем, что и МП. По сравнению с МП, имеющими сигмоидальные функции активации, они отличаются некоторыми специфическими свойствами, обеспечивающими более простое отображение характеристик моделируемого процесса. Сеть ОРС, в свою очередь, представляет собой структуру, содержащую наряду со скрытым радиальным слоем и вероятностные скрытый и выходной слои. Выходное значение ОРС имеет вероятностный смысл, поэтому его легче интерпретировать. При небольшом объёме данных сеть очень быстро обучается [17].

Наряду с ИНС высокую эффективность демонстрируют прогнозные модели на основе метода опорных векторов (МОВ) [17]. Этот метод является нелинейным вариантом метода обобщенных портретов, предложенного В.Н. Вапником в 1963 г. [20], и широко используется для решения задач классификации и регрессионного анализа. Методологически МОВ, подобно ИНС, опирается на известную теорему Ковера [21] о повышении вероятности линейной разделимости образов при преобразовании нелинейной задачи классификации образов в пространство более высокой размерности.

В работе [22] авторы проводят сравнительный анализ эффективности различных моделей при прогнозировании потребления электроэнергии в одном из энергорайонов Гонконга. В работе были собраны многочисленные данные по разным характеристикам и особенностям отдельных потребителей электрической энергии. Измерения, при этом, выполнялись ежедневно и были проведены как зимой, так и летом. После обработки проведен анализ данных и построены три модели прогнозирования энергопотребления: линейная регрессия, искусственные нейронные сети, деревья решений. Как видно из таблицы 7.2 лучший результат дают ИНС и деревья решений с отклонением от истинного значения в 5-6%.

Таблица 7.2. Результаты прогноза потребления электроэнергии в одном из энергорайонов Гонконга на базе различных моделей

|  |  |
| --- | --- |
| **Модель прогнозирования** | **Средняя относительная ошибка, %** |
| Линейная регрессия | 7.6-8.2 |
| Искусственная нейронная сеть | 5.5-6.7 |
| Деревья решений | 4.8-5.6 |

Как показывают исследования, модели на основе ДР представляют собой перспективную технологию для прогнозирования сложных нестационарных реализаций, которые не всегда могут быть обработаны на базе нейросетевых моделей. По сути ДР представляют собой так называемые «жадные» алгоритмы[[1]](#footnote-1) построения модели принятия решений, использующееся в статистике и анализе данных для прогнозных моделей. Структура ДР представляет собой «листья» и «ветки». На ребрах («ветках») дерева решения записаны атрибуты, от которых зависит целевая функция, в «листьях» записаны значения целевой функции, а в остальных узлах — атрибуты, по которым различаются случаи. Модель ДР позволяет получать стабильные решения, сравнимые с МОВ и ИНС, не используя при этом больших вычислительных мощностей, требуемых предыдущими моделями.

При этом, наиболее популярной модификацией алгоритма ДР, применяемой для задач прогнозирования, стали модели «случайного леса» (от англ. Random Forest), которые позволяют строить множество деревьев на различных подмножествах обучающей выборки и, вследствие закона больших чисел, получает лучшие результаты путем выбора среднего из всех прогнозов деревьев. В [23] приведены результаты краткосрочного прогнозирования выработки мощности и скорости ветра для ветроэнергетических установок на базе различных моделей машинного обучения (рис. 7.2). Расчёты выполнены для электрических сетей Апшеронского полуострова (республика Азербайджан), содержащих ветроэнергетические установки. Как явствует из таблицы 7.3 модели на базе МОВ и алгоритма случайного леса являются более точными, по сравнению с нейросетевыми моделями.



Рис. 7.2. Результаты краткосрочного прогнозирования скорости на «1 час вперёд» на базе различных моделей машинного обучения

Отдельным перспективным направлением являются «глубокие» ИНС. Под глубинным или глубоким обучением (англ. Deep learning) понимается набор алгоритмов машинного обучения, которые пытаются моделировать высокоуровневые абстракции в данных, используя архитектуры, состоящие из множества нелинейных трансформаций [25]. При этом под термином «глубина» в данном случае понимается глубина графа вычислений модели — максимальная длина между входным и выходным узлами конкретной архитектуры. В случае, например, простой ИНС прямого распространения глубина соответствует количеству слоев сети.

Таблица 7.3. Результаты прогнозирования скорости ветра для ветроэнергетических установок Апшеронского полуострова, Азербайджан

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Модели прогнозирования** | **Среднеквадратичная ошибка, %** | **Средняя абсолютная ошибка** |
| Многослойный персептрон, МП | 8.11 | 7.21 |
| Нейросеть на базе радиально-базисной функции, РБФ | 4.71 | 3.51 |
| Машина опорных векторов, МОВ | 0.42 | 0.31 |
| Модель случайного леса | 0.89 | 0.62 |

В [26] для предсказания потребления электроэнергии в различных районах г. Палермо, Италия на основе множества зависимых факторов использовалась рекуррентная ИНС. Данный тип ИНС относится к «глубоким» нейросетям, обладающим свойством памяти и часто использующаяся при анализе временных явлений. В приведённом исследовании были собраны многочисленные данные об энергопотреблении по отдельным районам города, а также различные погодные показатели в регионе. Измерения проводились каждый час. После обработки данных в работе были определены новые переменные на основе старых, а именно: индекс Humidex, представляющий собой наиболее популярную меру дискомфорта погодных условий и вероятностный индекс HS, рассчитываемый как индекс Humidex, только с учетом вероятности включения термостатов у потребителей. В результате удалось достигнуть минимальную ошибку прогноза, равную 4%.

Несмотря на несомненные достоинства отмеченных моделей машинного обучения, многие исследователи считают, что вопрос о высокой эффективности данных методов всё ещё остаётся открытым [18] и требует дальнейших исследований. Одним из наиболее перспективных направлений представляется использование гибридных подходов [17]. Например, в [17] модели ИНС и МОВ в комбинации с преобразованием Гильберта-Хуанга (ПГХ); в [27] методология Бокса — Дженкинса дополнена ИНС; нейросетевые модели в комбинации с методами нечёткой логики предложены в [28]; модели, комбинирующие ИНС и теорию всплесков, представлены в [29]. Достаточно подробный обзор методов на основе алгоритмов нечёткой логики приведён в [30, 31]. Успех гибридных подходов объясняется разделением задачи построения прогнозной модели на два базовых этапа: этап предобработки данных с целью выделения признаков, являющихся наиболее значимыми для прогноза, и непосредственно этап идентификации динамической прогнозной модели.

В [17] предложена модификация адаптивного подхода к прогнозированию временных рядов (рис. 7.3). В основе подхода лежит сочетание эффективного аппарата анализа нестационарных временных рядов на базе ПГХ и алгоритмов машинного обучения.



Рис. 7.3 Общая диаграмма гибридного подхода для создания прогнозных моделей

На первом этапе исходный сигнал разлагается в специальный эмпирический адаптивный ортогональный базис и применяется интегральное преобразование Гильберта. На втором этапе полученные модальные функции и мгновенные амплитуды используются для автоматического нахождения оптимальных комбинаций входных переменных для последующего применения алгоритмов прогнозирования c использованием обучаемых моделей МОВ, ИНС и ДР. Отбор значимых компонент преобразованного ряда может быть выполнен на базе различных подходов: метода имитации отжига, генетического алгоритма и т.д. Таким образом, применение ПГХ и методик отбора значимых признаков позволяют убрать компоненты шума из исходного реализации прогнозируемого параметра, что позволяет повысить точность предсказания в условиях существенной нестационарности временного ряда, наличия «плохих данных» и т.п.

Эффективность данного гибридного подхода продемонстрирована на реальных данных в различных тестовых задачах:

1. при сверхкраткосрочном прогнозировании перетоков активной мощности участка тяговой подстанции «Гидростроитель –Коршуниха», Россия, Иркутская область (рис.7.4) [15];
2. при прогнозировании скорости ветра «на 24 часа вперёд» для задач управления режимами ветровых электростанций региона Валентия, Ирландия (рис. 7.5) [32];
3. при прогнозировании цен на электроэнергию «на 1 час вперёд» по данным Североевропейской энергетической биржи и Австралийской национальной энергетической биржи (рис. 7.6, 7.7, табл. 7.4) [18].

Рис. 7.4. Результаты прогнозирование перетока активной мощности тяговой подстанции, Иркутская обл., Россия



Рис. 7.5. Результаты прогнозирования скорости ветра «на 24 часа вперёд», Валентия, Ирландия

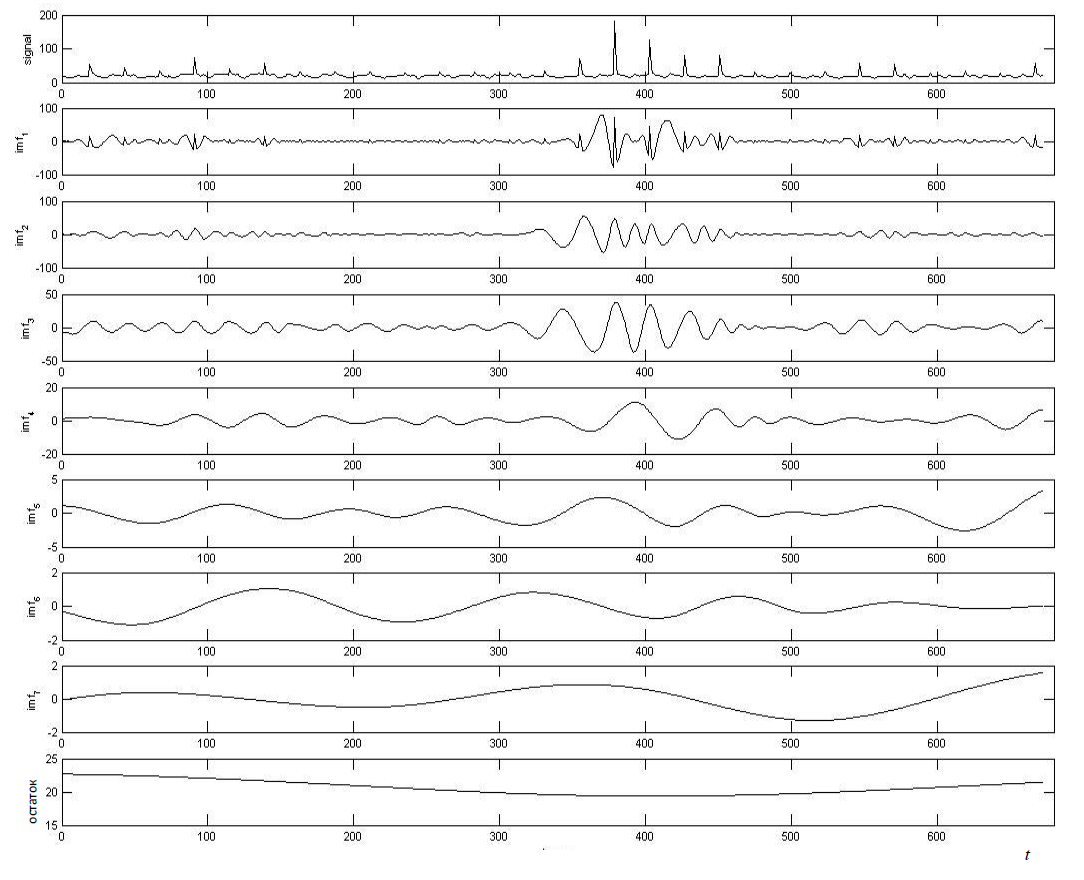


Рис. 7.6. Результаты разложения на эмпирические моды цен на электроэнергию для зоны Южного Уэльса (Австралия) для периода 23 апреля – 21 мая 2006 г.



Рис. 7.7. Результаты прогнозирования цен на электроэнергию рынка Австралии «на 1 час вперёд» с использованием ПГХ-ИНС и ПГХ-МОВ гибридных моделей

Таблица 7.4.

Результаты сравнения прогнозов цен на электроэнергию рынка Австралии «на 1 час вперёд» с использованием гибридных моделей

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Сезон/Период | Ошибки | АРПСС-ИНС гибридная модель  [27] | ПГХ-ИНС гибридная модель | ПГХ-МОВ гибридная модель |
| Осень  21 – 27.05.2006 | MAPE (%) | 13.03 | 12.24 | 17.16 |
| MAE | 7.12 | 3.86 | 7.01 |
| RMSE | 28.02 | 20.12 | 23.74 |

**Литература**

1. Аверкин А. Н., Гаазе-Рапопорт М. Г., Поспелов Д. А. Толковый словарь по искусственному интеллекту. — М.:Радио и связь, 1992. — 256 с.
2. Курбацкий В.Г., Томин Н.В. Интеллектуальные системы и модели для задач управления электроэнергетическими системами России / Труды Международной конференции …., Сумгаит, Азербайджан, 2015
3. Васильев С.Н. Теоретические основы, методы и модели управления большими электроэнергетическими системами / С.Н. Васильев, Н.И. Воропай, Д.Б. Гвоздев и др. М.: Издательство ПАО "ФСК ЕЭС", 2015. 188 с.
4. Гамм А.З., Глазунова А.М., Гришин Ю.А., Курбацкий В.Г., Сидоров Д.Н., Спиряев В.А., Томин Н.В. Методы прогнозирования параметров режима электроэнергетических систем для целей мониторинга и управления // Электричество. 2011; №5. – С. 17-26.
5. Hippert H.S. Neural Networks for Short-Term Load Forecasting: A Review and Evaluation / H. Steinherz Hippert, C. Eduardo Pedreira, R. Castro Souza, // IEEE Trans. On Power Systems. - 2001. - Vol. 16. - No. 1.
6. Шумилова Г. П., Готман Н. Э., Старцева Т. Б., Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур. Екатеринбург: УрО РАН, 2008, 89с.
7. Осcовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2004.
8. Поляков Н.Д., Приходько И.А., Ван Е. Прогнозирование электропотребления на основе метода опорных векторов с использованием эволюционных алгоритмов оптимизации // Современные проблемы науки и образования. – 2013. - № 2. – C. 12-22
9. Надтока И. И., Аль-Зихери Баласим М. Краткосрочное прогнозирование нагрузки с помощью теории наименьших квадратов опорных векторов (LS-SVM) // Современные проблемы науки и образования. – 2013. - № 6. – C. 1-7.
10. Mohandes M.A., Halawani T.O., Rehman S. and Hussain A. Support Vector Machines for wind speed prediction // Renewable Energy, Vol. 29, No. 6, May 2004. Pp. 939-947.
11. Miller K.R., Vapnik V. Using Support Vector Machine for Time Series Prediction. Cambridge: MIT, 1999, Pp. 243-253.
12. Fugon L. Data mining for wind power forecasting / L. Fugon , J. Juban, G. Kariniotakis // Proc. the European Wind Energy Conference, Brussels, Belgium, Apr. 2008.
13. Natenberg E.J. Application of a Random Forest Approach to Model Output Statistics for use in Day Ahead Wind Power Forecasts / E.J. Natenberg, D. J. Gagne II, J. W. Zack, J. Manobianco, G. E. Van Knowe, T. Melino // Proc. the Symposium on the Role of Statistical Methods in Weather and Climate Prediction, USA, Austin, 2013.
14. Zhang G. P., Patuwo B. E., Hu M. Y. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art // Int. J. Forecast. 1998. V. 14, № 5. P. 35-–62.
15. Курбацкий В.Г. О нейросетевом подходе к прогнозированию нестационарных временных рядов на основе преобразования Гильберта–Хуанга / В. Г. Курбацкий, Д. Н. Сидоров, В. А. Спиряев, Н. В. Томин. // Автомат. и телемех., 2011, № 7, C. 58–68
16. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. Пер. с англ. Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова. 2-е изд., испр. — М.: Издательский дом Вильямс, 2008, 1103 с.
17. Курбацкий В.Г. Прогнозирование нестационарных временных рядов на основе преобразования Гильберта - Хуанга и машинного обучения / В. Г. Курбацкий, Д. Н. Сидоров, В. А. Спиряев, Н. В. Томин // Автоматика и телемеханика. 2014. № 5. С. 143-158.
18. Adya M., Collopy F. How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation // Int. J. Forecast. 1998. V. 17. № 5-–6. P. 481-–495.
19. Yan W. Toward automatic time-series forecasting using neural networks // IEEE Trans. Neural Networks Learning Syst. 2012. V. 23. № 7. P. 1028–1039.
20. Вапник В.Н., Лернер А.Я. Узнавание образов при помощи обобщенных портретов // АиТ. 1963. Т. 24. № 6. – C. 12-25.
21. Cover T. Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition // IEEE Trans. Electron. Comput. 1965. V. 14. P. 326–334.
22. Geoffrey K.F. Tso Kelvin K.W. Yau. Predicting electricity energy consumption: A comparison of regression analysis, decision tree and neural networks // Energy. –– 2007. –– Vol. 32, no. 9. –– P. 1761–1768.
23. Рахманов, Н.Р. Краткосрочное прогнозирование выработки мощности ветроэнергетических установок для обеспечения надежности электрических сетей / Н.Р. Рахманов, В.Г.Курбацкий, Г.Б. Гулиев, Н.В. Томин. Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики: Сб. науч. статей. Вып. 66. Актуальные проблемы надежности систем энергетики, Минск, 2015, С.397-404.
24. Кормен, Т., Лейзерсон, Ч., Ривест, Р., Штайн, К. Глава 16. Жадные алгоритмы // Алгоритмы: построение и анализ = Introduction to Algorithms / Под ред. И. В. Красикова. — 2-е изд. — М.: Вильямс, 2005. — 1296 с.
25. Deng, L.; Yu, D. (2014). "Deep Learning: Methods and Applications". Foundations and Trends in Signal Processing. 7 (3-4): 1–199
26. Taghrid Samak Christine Morin David Bailey. Short-term prediction of household electricity consumption: Assessing weather sensitivity in a Mediterranean area // Renewable and Sustainable Energy Reviews. –– 2007. –– Vol. 12. –– P. 2040–2065.
27. Areekul Ph. A Hybrid ARIMA and Neural Network Model for Short-Term Price Forecasting in Deregulated Market / Ph. Areekul, T. Senjyu, H. Toyama, A. Yona // IEEE Trans. Power Syst. 2010. - Vol. 25, No. 1. - Pp. 524--530.
28. Khotanzad A.Z. A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price sensitive environment / A. Zhou Khotanzad, H. Elragal // IEEE Trans. Power Syst. 2002. - Vol. 17, N. 4. - Pp. l273--1282.
29. Sinha N. Wavelet-GA-ANN Based Hybrid Model for Accurate Prediction of Short-Term Load Forecast / N. Sinha, L.L. Lai, P. Kumar Ghosh, Y. Ma // Proc. the IEEE Inter. Conf. on ISAP. - 2007. - Toki Messe, Niigata. - Pp. 1-8.
30. Damousis I.G. A fuzzy model expert system for the forecasting of wind speed and power generation in wind farms / I.G. Damousis, P. Dokopoulos // Proc. of the IEEE International Conference on Power Industry Computer Applications PICA 01. - 2001. - Pp. 63-69.
31. Foley A. M. Current Methods and Advances in Forecasting of Wind Power Generation / A. M. Foley, P.G. Leahy, A. Marvuglia, E. J. McKeogh // Renewable Energy. - 2012. - Vol. 37, N. 1. - Pp. 1-8.
32. N. Tomin, D. Sidorov, V. Kurbatsky, V. Spiryaev, A. Zhukov, P. Leahy. “A Hybrid Wind Speed Forecasting Strategy based on Hilbert-Huang Transform and Machine Learning Algorithms”, in Proc. of 2014 International Conference on Power System Technology (POWERCON 2014), Chengdu, China, 20-22 Oct. 2014
33. Манов Н.А. Методы и модели исследования надежности электроэнергетических систем/ Манов Н.С. и [др.]. – Коми научный центр УрО РАН, Сыктывкар, 2010. – 292 с.
34. Негневицкий М., Панасецкий Д.А., Томин Н.В., Воропай Н.И., Ретанц К., Хэгер У., Курбацкий В.Г. Интеллектуальная система для предотвращения крупных аварий в энергосистемах // Электричество, №.8, 2014, С. 1-8 (ISSN 0013-5380)
35. Курбацкий В.Г. Мониторинг и оценка режимной надёжности ЭЭС на базе алгоритмов машинного обучения / В.Г. Курбацкий, Н.В. Томин // Сборник докладов 86-ого семинара Методические вопросы исследования надёжности больших систем энергетики, Санкт-Петербург. - 2014. - С. 233-241
36. Morison K., Wang L., Kundur P. Power System Security Assessment // IEEE Power & Energy Magazine, Vol. 2, No. 5, Sep.-Oct. 2004, pp. 30 - 39.
37. L. Wehenkel, Machine Learning Approaches to Power System Security Assessment. Dissertation, University of Liege, 1995
38. Панасецкий, Д.А. Совершенствование структуры и алгоритмов противоаварийного управления ЭЭС для предотвращения лавины напряжения и каскадного отключения линий: дис. ... канд. техн. наук: 05.14.02 / Панасецкий Даниил Александрович; Иркутск. ИСЭМ СО РАН, 2015. − 192 с.
39. Belkacemi R., Babalola A., Zarrabian S. Experimental Implementation of Multi-Agent System Algorithm to Prevent Cascading Failure after N-1-1 Contingency in Smart Grid Systems, in IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2015.
40. Negnevitsky M. Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems, 3rd edn, Addison Wesley, Harlow, England, 2011, 504 p.
41. Negnevitsky M., Tomin N., Rehtanz Ch. Preventing Large-Scale Emergencies in Modern Power Systems: AI Approach // Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol. 18, No.5, 2014
42. Sun K., Likhate S., Vittal V., Kolluri V.S., Mandal S. An Online Dynamic Security Assessment Scheme Using Phasor Measurements and Decision Trees // IEEE Transactions on Power Systems, vol. 22, no. 4, 2007, pp. 1935-1943.
43. Voumvoulakis E.M., Hatziargyriou N.D. Decision Trees-Aided Self-Organized Maps for Corrective Dynamic Security // IEEE Trans. On Power Systems, Vol. 23, No. 2, May 2008, pp. 622 - 630.
44. Tomin N., Zhukov A., Sidorov D., Kurbatsky V., Panasetsky D., Spiryaev V. Random Forest Based Model for Preventing Large-Scale Emergencies in Power Systems // International Journal of Artificial Intelligence, 2015 Spring (March), Vol. 13, No. 1, pp. 211-228
45. Kalyani S., Shanti Swarup K. Design of pattern recognition system for static security assessment and classification // Pattern Analysis & Applications, vol. 15, Aug. 2012, pp. 299-311,
46. Jothinathan K., Ganapathy S. Transient security assessment in power systems using deep neural network // International Journal of Applied Engineering Research Vol. 10, No. 15, Sept. 2012, pp 787-790
47. You M-Y, Ling J, Hao Y-J. Prediction method for network security situation based on elman neural network // Computer science.— 2012.— Vol. 39, no. 6.
48. Niebur Dagmar, Germond Alain J. Power system static security assessment using the Kohonen neural network classifier // Power Systems, IEEE Transactions on.— 1992.— Vol. 7, no. 2.— P. 865–872.
49. Zhang Yaxing, Jin Shuyuan. Predicting Network Security Situation Based on a Combination Model of Multiple Neural Networks. // International Journal of Software & Informatics.— 2014.— Vol. 8, no. 2.
50. Breiman Leo. Bagging predictors // Machine learning.— 1996.— Vol. 24, no. 2.— P. 123–140.
51. Воропай Н.И. Совершенствование системы мониторинга и управления / Н.И. Воропай, В.Г. Курбацкий, Н.В. Томин, Д.А. Панасецкий // Энергетик, №8, 2016. – С. 3-9.
52. электрическими сетями мегаполисов Rossiter J.A. Model-based predictive control: practical approach. New York, Singapore: CRC Press, 2003. 318 p.
53. Веремей Е.И., Еремеев В.В., Сотникова М.В. Пособие "Model Predictive Control Toolbox" [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/modelpredict/book1/index.php>
54. Кабанов А. Управление системами на прогнозирующих моделях. - СПб., Изд-во СПб. ун-та, 1997.
55. Quinlan J. R. C4.5: Programs for Machine Learning. — San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993. — 302 p.
56. S. Sastry. Nonlinear systems: analysis, stability, and control. Springer. 1999.
57. Sidorov D. On Impulsive Control of Nonlinear Dynamical Systems based on the Volterra Series / IEEE Proceedings of EEEIC Conference, Rome, 2011. IEEE Catalog Number: CFP1151I-ART.
58. Lili L., Xiaorong X., Jianfeng Y., Yingduo H. Fast Online Identification of the Dominant Parameters of Composite Load Model Using Volterra Model and Pattern Classification // IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2007, DOI 10.1109/PES.2007.385736.

1. Жадный алгоритм (англ. Greedyalgorithm) — алгоритм, заключающийся в принятии локально оптимальных решений на каждом этапе, допуская, что конечное решение также окажется оптимальным [24]. [↑](#footnote-ref-1)