***7.5. Мониторинг и управление режимной надёжностью ЭЭС на базе технологий искусственного интеллекта***

***Курбацкий В.Г., Томин Н.В.***

***ИСЭМ СО РАН***

С переходом к рыночным отношениям ЭЭС вынуждены часто работать на пределе запасов по надежности. При таких условиях любое возмущение, особенно сверхнормативное, может привести к снижению надежности системы вплоть до ее развала (к примеру, коллапса напряжения). Вследствие этого, системные операторы должны четко «чувствовать» границу по надёжности во всех режимах работы ЭЭС, что очень сложно сделать без анализа, связанного с большим объемом вычислений. Проблема усугубляется еще и тем, что граница постоянно изменяется. Поэтому необходимы быстродействующие методы мониторинга режимной надежности в реальном времени, которые могут анализировать уровень надежности, точно отслеживать границу, чувствовать наиболее уязвимые области вдоль нее. При этом традиционные методы оценки надежности и устойчивости ЭЭС включают численные решения нелинейных уравнений перетоков мощности и исследования переходных процессов с детальным моделированием для всех значимых нарушений режима работы ЭЭС. Из-за комбинаторной природы проблемы, эти подходы требуют большого времени вычислений и, следовательно, не могут быть эффективно использованы в режиме реального времени.

Начиная с начала 90-х гг. прошлого столетия, были разработаны различные подходы и технологии для автоматизации этого процесса. К ним можно отнести приближённые методы на основе искусственного интеллекта, такие как алгоритмы машинного обучения [33-37], мультиагентные системы [38, 39], экспертные системы [40, 41] и др. Однако большинство интеллектуальных подходов к мониторингу и управлению статической и динамической режимной надёжности ЭЭС, как и в задаче прогнозирования, используют алгоритмы машинного обучения, такие, как модели ИНС [33, 34, 41], ДР [42-44], МОВ [45], модели «глубинного обучения» [46] и т.д. Такое положение дел, прежде всего, связано со способностями этих алгоритмов к быстрому распознаванию образов (или так называемых «режимных паттернов»), обучению/обобщению и, что существенно, высокой скоростью идентификации границ неустойчивости ЭЭС, что очень важно при оценке режимной надёжности в реальном времени. Основной принцип такого машинного подхода заключается в обучении модели с достаточной точностью автоматически оценивать режим энергосистемы по критерию надежный/ненадежный на базе значимых классификационных признаков состояния ЭЭС. Множество таких признаков получают на основе случайно сгенерированной выборки данных, содержащей набор реально возможных состояний ЭЭС. Конечной целью является получение универсального классификатора состояний ЭЭС, способного на основе определённых индексов надёжности системы отслеживать опасные предаварийные режимы и предсказывать аварийные ситуации.

Из всех методов машинного обучения именно ИНС и РД получили наиболее широко распространение для задач оценки статической и динамической надёжности [33, 37]. В задачах мониторинга и управления режимной надежности ЭЭС используется МП [33], рекуррентная сеть Элмана [47], самоорганизующиеся карты Кохонена [34, 48], сеть РБФ [49] и др. В [34] предложен гибридный подход к мониторингу и управлению режимной надёжности на основе совместного использования нейроcети Кохонена и мультигентной системы управления (рис. 7.8а). Сеть Кохонена обучалась в автономном режиме распознавать различные режимы работы ЭЭС и впоследствии использовалась для “онлайн” классификации состояний ЭЭС на основе шаблонов, созданных в автономном режиме. При этом кластеризация состояний основана на критериях «аварийный или неаварийный режим», которые, в свою очередь, подразделяются на «нормальный», «утяжелённый (предупредительный)», «аварийный (корректируемый)» и «аварийный (некорректируемый)». В случае идентификации опасного состояния ЭЭС сеть Кохонена взаимодействовала с мультиагентной системой для предотвращения серьёзной аварии.

Подход был протестирован на примере тестовой схемы IEEE One Area RTS-96. Сеть Кохонена была обучена и протестирована размерностью на следующих входных данных: напряжения на шинах; напряжения возбуждения для генераторов; выходные сигналы автоматических регуляторов частоты вращения роторов и токи статоров генераторов (рис. 7.9). Результаты моделирования показали, что при использовании традиционной автоматики, включающей в себя автоматический регулятор частоты вращения турбины, устройство автоматического ограничения снижения напряжения, ограничитель перевозбуждения на каждом генераторе, РПН трансформаторов, её действия не позволяли предотвратить лавину напряжения (рис. 7.8б). Это приводило к отключению генераторов и полному погашению одной из подсистем с последующим развитием каскадной аварии на близлежащие районы. В случае же использования разработанного предложенного гибридного подхода при тех же аварийных сценариях реализации управляющих воздействий позволяли сохранить устойчивость подсистемы тестовой схемы без сброса нагрузки, только за счёт координации источников реактивной мощности (рис. 7.8в).



а) структура гибридного подхода



б) традиционная автоматика



в) гибридный подход (агенты+ИНС)

Рис. 7.8. Общая диаграмма гибридного подхода (а) и изменения напряжений на шинах в схеме IEEE One Area RTS-96 при различных подходах (б, в)

 

б) сигнал «Emergency (non-corr.)» (аварийное некорректируемое состояние) при наступлении коллапса напряжения

а) сигнал «Alarm» (опасное состояние) в момент времени сразу после отключения автотрансформатора;

Рис. 7.9. Топологические карты Кохонена при исследовании режимной надёжности для тестовой схемы IEEE One Area RTS-96.

В [42] предложен подход для оценки устойчивости по напряжению ЭЭС на базе ДР. В качестве входных параметров предложенная модель использует векторные измерения устройств PMU. Первоначально модель ДР обучается в режиме «офлайн» на основе случайно сгенерированной базы данных, содержащей различные режимы работы ЭЭС. В дальнейшем обученная модель используется в режиме «онлайн» для идентификации критических режимов с точки зрения неустойчивости по напряжению (рис. 3.11). Результаты испытаний, выполненных для схемы ЭЭС компании American Electric Power, содержащей 2400 узлов, 100 генераторов и 2400 линий электропередачи, показали, что предложенный авторами метод эффективно предсказывает неустойчивость по напряжению в течение первых двух секунд после аварийного нарушения.

Одним из самых перспективных подходов в задаче мониторинга управления режимной надёжностью ЭЭС также являются алгоритм случайного леса. Во множестве работ используется подход периодического обновления случайного леса. Этот алгоритм комбинирует бэггинг[[1]](#footnote-1) [50] и метод случайных подпространств для создания композиции высоко декоррелированых решающих деревьев, что позволяет достигать достаточно высокой точности расчётов и устойчивости к шуму в данных. В общем случае подход к оценке режимной надёжности на основе случайного леса может быть проиллюстрирован схемой на рис. 7.10.



Рис. 7.10. Общая схема оценки режимной надёжности ЭЭС с использованием алгоритма случайного леса [124]

Таблица 7.5.

Результаты тестирования различных моделей ДР и нейросети Кохонена для идентификации состояний 118-узловой схемы IEEE

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Модели ДР для мониторинга режимной надёжности | Точность классификации состояний ЭЭС, % |
| 1. | Модель ДКР | 94.98 |
| 2. | Модель СГС | 98,81 |
| 3. | Алгоритм C4.5 | 98,48 |
| 4. | Алгоритм случайного леса | 98,89 |
| 5. | Нейросеть Кохонена | 93.38 |

В [51] тестировались различные модели ДР в задаче идентификации предаварийных состояний ЭЭС (табл. 7.3), а именно дерево классификации и регрессии (ДКР), алгоритм стохастического градиентного спуска (СГС), алгоритм случайного леса, алгоритм C4.5[[2]](#footnote-2). В исследование была включена и нейросеть Кохонена. Как показали расчёты, используемый алгоритмами ДР принцип идентификации режимов работы ЭЭС даёт более надёжное и точное решение, по сравнению с сетью Кохонена (табл. 7.5). Наилучшую точность классификации состояний ЭЭС равную 99,89 % дал алгоритм случайного леса.

Поскольку исследуемая динамика описывается сложными нелинейными зависимостями, также целесообразно использовать нечеткие модели. При этом для достижения нужного быстродействия необходима разработка алгоритмов, сочетающих в себе преимущества нечеткого подхода и интеллектуальных алгоритмов идентификации состояний (моделирования и настройки моделей по данным мониторинга). Интеллектуальные алгоритмы идентификации обеспечивают построение нелинейных динамических моделей с использованием архивов технологических параметров режимов ЭЭС и базы знаний.

Необходимо также отметить методологию управления с распределенными прогнозирующими моделями Model Predictive Control, MPC [52-54]. Существо MPC-подхода составляет следующая схема управления динамическими объектами по принципу обратной связи:

1. Рассматривается математическая модель объекта, начальными условиями для которой служат параметры текущего состояния. При заданном программном управлении выполняется интегрирование уравнений этой модели, что дает прогноз движения объекта на некотором конечном отрезке времени (горизонте прогноза).
2. Выполняется оптимизация программного управления, целью которого служит приближение регулируемых переменных прогнозирующей модели к соответствующим задающим сигналам на горизонте прогноза. Оптимизация осуществляется с учетом всего комплекса ограничений, наложенных на управляющие и регулируемые переменные.
3. На шаге вычислений, составляющем фиксированную малую часть горизонта прогноза, реализуется найденное оптимальное управление и осуществляется измерение (или восстановление по измеренным переменным) фактического состояния объекта на конец шага.
4. Горизонт прогноза сдвигается на шаг вперед, и повторяются пункты 1–3 данной последовательности действий.

Приведенная схема может быть объединена с предварительным проведением идентификации нелинейной модели, используемой для выполнения прогноза. Перспективным представляется использование технологии MPC при управлении ЭЭС совместно с вольтерровскими моделями нелинейной динамики [56, 57], и их объединение с моделями на базе ИНС. Такие модели успешно себя зарекомендовали в задачах идентификации и управления режимами сложных ЭЭС [58].

**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. Бэггинг (от англ. bootstrap aggregating) –это технология классификации, использующая композиции алгоритмов, каждый из которых обучается независимо. Результат классификации определяется путем голосования. Бэггинг позволяет снизить процент ошибки классификации в случае, когда высока дисперсия ошибки базового метода. [↑](#footnote-ref-1)
2. C4.5 — алгоритм для построения деревьев решений, разработанный Джоном Квинланом [55]. C4.5 является усовершенствованной версией алгоритма ID3 того же автора. [↑](#footnote-ref-2)