

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ПРИ ОЦЕНКЕ НАДЕЖНОСТИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ
СИСТЕМ МЕТОДОМ МОНТЕ-КАРЛО**

Д.А. Бояркин^{1,2}, Д.С. Крупенёв^{1,2}, Д.В. Якубовский^{1,2}

¹Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН, г. Иркутск,
Российская Федерация

²Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск,
Российская Федерация

В статье рассматривается вопрос повышения вычислительной эффективности процедуры оценки балансовой надежности электроэнергетических систем при использовании метода статистических испытаний (метод Монте-Карло). При использовании данного метода необходимо сгенерировать случайным образом определенное количество состояний моделируемой системы. Известно, что при этом скорость и точность выполнения расчета зависит от числа таких случайных состояний, подлежащих анализу, поэтому одним из способов решения поставленной задачи является сокращение их числа при соблюдении требуемой точности оценки. Для этого предлагается использовать методы машинного обучения, задача которых заключается в классификации расчетных состояний электроэнергетической системы. При проведении эксперимента были применены метод опорных векторов и метод случайного леса. Результаты расчетов показали, что использование данных методов позволило сократить число анализируемых случайных состояний системы, тем самым сокращая общее время на проведение расчетов в целом и доказывая эффективность предлагаемого подхода. При этом наилучшие результаты были получены при применении метода случайного леса.

Ключевые слова: электроэнергетические системы; оценка надежности; метод Монте-Карло; машинное обучение.

Введение

Заблаговременная оценка надежности является необходимым условием для функционирования и развития современных электроэнергетических систем (ЭЭС), которые характеризуются развитием распределенной генерации, возобновляемых источников энергии, интеллектуализацией, что усложняет ЭЭС и вносит свои коррективы в процесс оценки надежности ЭЭС.

Методика оценки балансовой надежности (БН), которая используется при планировании развития ЭЭС, основывается на методе Монте-Карло [1]. Как правило, эта задача решается для годового интервала, при этом учитываются плановые ремонты энергетического оборудования, случайные отклонения нагрузки и другие факторы функционирования ЭЭС. Сложность при решении представляет большая размерность. Так, для достижения приемлемой точности оценки надежности ЭЭС необходимо сформировать порядка 10^3 состояний ЭЭС на каждый час расчетного периода, если это год, то для 8760 часов. Далее необходимо посчитать дефициты мощности,

возникающие в каждом состоянии. На все это может тратиться необоснованно большое время, что в свою очередь препятствует решению последующих задач, например, оптимизации балансовой надежности ЭЭС.

В настоящее время методы машинного обучения используются все шире в разных областях, так в [2] данные методы используются для интеллектуальной оценки режимной надежности ЭЭС. В статье предлагается применить эти методы для ускорения расчета дефицитов мощности при оценке БН ЭЭС. Для этого предлагается использовать классификаторы для определения дефицитности сгенерированных состояний ЭЭС без необходимости их расчета в вычислительно более затратном втором расчетном блоке.

В статье рассмотрены два метода классификации – метод опорных векторов [3] и метод случайного леса [4], оценивается их эффективность и точность, исходя из постановки задачи, а также применимость данной методики в целом.

1. Постановка задачи оценки БН ЭЭС

Методика оценки БН ЭЭС состоит из трех вычислительных блоков – этапов расчета. На первом этапе формируются состояния ЭЭС при моделировании случайных событий (отказы генерирующих установок, линий электропередачи (ЛЭП), нерегулярные колебания нагрузки потребителей), которые могут произойти в некотором режиме. Моделирование одного случайного события $K_i, i = 1, \dots, h$, вероятность которого равна $p_i, i = 1, \dots, h$, происходит при разыгрывании одного случайного числа $r_i, i = 1, \dots, h$, из равномерно распределенного множества на интервале $[0,1]$. Если при этом r_i находится в интервале $[0, p_i]$ считается, что событие наступило, если нет, то не наступило.

Распределенное множество представляет собой последовательность случайных чисел, сгенерированных с помощью генераторов псевдослучайных (ГПСЧ) [5] или квазислучайных чисел. В наших расчетах использовались Вихрь Мерсенна [6] и ЛП₇-последовательности [7].

Второй этап – задача минимизации дефицита мощности, математическую формулировку которой можно представить в следующем виде [1]: при оценке дефицита мощности u -го состояния ЭЭС, $u = 1, \dots, N$ требуется найти:

$$\sum_{i=1}^f y_i \rightarrow \max, \quad (1)$$

учитывая балансовые ограничения

$$g_i - y_i + \sum_{j=1}^f (1 - a_{ji}z_{ji})z_{ji} - \sum_{j=1}^f z_{ij} = 0, \quad i = 1, \dots, f; i \neq j \quad (2)$$

и линейные ограничения-неравенства на переменные

$$\begin{cases} y_i \leq \bar{y}_i^u \\ g_i \leq \bar{g}_i^u, y_i \geq 0, g_i \geq 0, z_{ij} \geq 0, i = 1, \dots, f; j = 1, \dots, f; i \neq j, \\ z_{ij} \leq \bar{z}_{ij}^u \end{cases} \quad (3)$$

где y_i – величина покрытия нагрузки в узле i , МВт; \bar{y}_i^u – нагрузка в узле i , МВт; g_i – потребляемая мощность в узле i , МВт; \bar{g}_i^u – располагаемая генерирующая мощность в узле i , МВт; a_{ji} – заданные коэффициенты удельных потерь мощности при ее передаче из узла i в узел j ; z_{ij} – поток мощности из узла i в узел j , МВт; \bar{z}_{ij}^u – пропускная способность ЛЭП между узлами i и j , МВт.

На третьем этапе вычисляются показатели балансовой надежности ЭЭС.

Задача расчета режима как в ЭЭС, так и в гидравлических системах [8], является трудоемкой задачей, поэтому сокращение числа рассчитываемых состояний позволит повысить вычислительную эффективность всей методики в целом. Предлагается разбить набор случайных состояний, полученных при выполнении первого этапа, на меньшую и на большую выборки. Размер каждой из выборок определяется пользователем. Расчет показателей для состояний первой выборки не будет отличаться от изначального решения за исключением того, что сами состояния, как и результат расчета, сформируют обучающую выборку, на основе которой будет построен классификатор. Затем, для каждого состояния ЭЭС из большей выборки классификатор предсказывает его дефицитность и, в случае если оно бездефицитно, расчет дефицита не производится, дефицит мощности системы принимается за 0. Если алгоритм классифицирует состояние как дефицитное, то точное значение дефицита мощности определяется во втором расчетном блоке. Тем самым снижается число состояний, рассматриваемых в нем.

2. Задача классификации дефицитных состояний ЭЭС

Рассматриваемая задача классификации дефицитности состояния по конфигурации работоспособности оборудования ЭЭС является типичной задачей обучения по прецедентам, где требуется построить алгоритм, аппроксимирующий целевую зависимость $X_A \rightarrow L$ между множеством объектов X_A и множеством всех ответов L по объектам обучающей выборки S . Для задачи классификации дефицитности X_A представляет собой множество всех состояний ЭЭС, а $L \in [-1, 1]$, где -1 означает бездефицитное состояние, а 1 – дефицитное состояние.

Каждый объект данных $\bar{x}_a \in X_A$, $a = 1, \dots, A$ представляет собой вектор в d -мерном пространстве и характеризует состояние ЭЭС, где d – количество признаков объекта, описывающих это состояние, A – число всех возможных состояний ЭЭС.

Обучающая выборка S формируется из множества объектов X_U , для которых известно значение дефицитности состояния ЭЭС:

$$S = ((\bar{x}_1, l_1), (\bar{x}_2, l_2), \dots, (\bar{x}_n, l_n)), \quad (4)$$

где $\bar{x}_i \in R^d$; $l_i \in L$; $i = 1, \dots, n$; n – число объектов в обучающей выборке, X_U – множество разыгранных на первом этапе состояний ЭЭС, $X_U \in X_A$. Число объектов n в обучающей выборке задается пользователем и, как правило, не превышает половины числа разыгранных состояний N .

3. Экспериментальные исследования

В [9] были определены наилучшие способы генерации случайных состояний ЭЭС. Абсолютным лидером стал способ на основе ЛП₇-последовательностей, наилучшие

результаты среди генераторов псевдослучайных чисел показал вихрь Мерсенна. Используя данные методы для формирования случайных состояний, мы вводим в модель оценки балансовой надежности использование алгоритмов машинного обучения, таких как метод опорных векторов и случайный лес.

Были проведены экспериментальные исследования имитационного моделирования надежности ЭЭС при использовании вышеприведенных ГПСЧ и методов машинного обучения. Для исследований была взята трехузловая схема ЭЭС (рис. 1). В таблице представлены основные характеристики узлов ЭЭС, связи характеризуются едиными проказателями: пропускной способностью в 150 МВт, длиной 400 км и аварийностью 0,001 на 100 км длины линии.

Для оценки эффективности применения представленных методов машинного обучения была проведена серия опытов оценки надежности представленной ЭЭС с определением математического ожидания (м.о.) дефицита мощности. На первом этапе м.о. дефицита мощности было рассчитано для каждого способа генерации случайных состояний без использования методов машинного обучения. Значение м.о. дефицита мощности для данной ЭЭС, найденное методом полного перебора, было принято за эталонное. Так как ЭЭС состоит из 24 разыгрываемых элементов, было проанализировано $2^{24} = 16777216$ состояний. Эталонное значение м.о. дефицита мощности установилось на $\sim 61,78$ МВт.

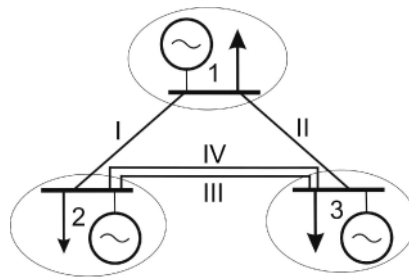


Рис. 1. Схема исследуемой ЭЭС

Таблица

Основные характеристики узлов ЭЭС

Номер узла	Единичная мощность генерирующего агрегата (МВт)	Количество генерирующих агрегатов (шт.)	Аварийность генерирующего агрегата (д.е.)	Нагрузка (МВт)
1	50	5	0,05	450
	100	2	0,05	
2	50	5	0,05	400
	100	1	0,05	
3	50	5	0,05	490
	100	1	0,05	
	200	1	0,05	

Результаты расчета дефицита мощности представлены на рис. 2 (графики МТ – Вихрь Мерсенна и Sobol – ЛП_τ-последовательности)

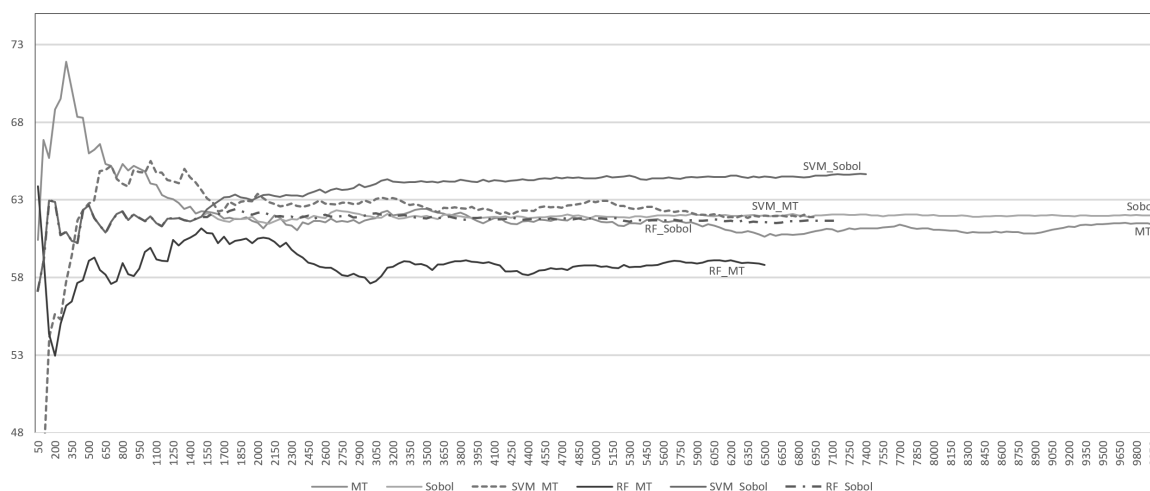


Рис. 2. Стабилизация значения м.о. дефицита мощности

Как видно из графика, показанного на рис. 2, наилучшим способом генерации случайных состояний является способ на основе ЛП_τ-последовательностей (на графике обозначено как Sobol). Значение м.о. дефицита мощности, рассчитанное с применением данного способа, стабилизировалось на четырехтысячной итерации, тогда как при использовании вихря Мерсенна (MT) значение не стабилизируется и после 10000 итераций, что подтверждает выводы, полученные в [9], а также результаты расчета вероятной ошибки.

На втором этапе были применены метод опорных векторов с линейным ядром и метод случайного леса. Подбор параметров моделей осуществлялся при отслеживании значения AUC ROC метрики при проведении пятикратной кросс-валидации. Для метода опорных векторов анализировалось использование различных значений штрафного коэффициента. Наилучшим оказалось значение, равное $\sim 0,07742$. Для метода случайного леса подбирались глубина деревьев и количество рассматриваемых случайных признаков при проведении расщепления. Наилучшим значением для обоих параметров оказалось 13. По результатам тестирования качества классификации метод случайного леса демонстрирует более высокое качество классификации (в терминах средней доли правильных ответов и F1-метрики [10]) чем метод опорных векторов.

Использование методов машинного обучения, как видно из рисунка, позволило сократить число случайных состояний, необходимых для достижения результата, в среднем до 6800 из 10000. При этом наилучшие результаты показывает метод случайного леса, что подтверждает проведенные оценки качества моделей. Использование данного метода в совокупности с ЛП_τ-последовательностями позволяет не вычислять режим для около 3000 состояний в затратном расчетном блоке без влияния на точность оценки.

Заключение

Вычислительная эффективность программных средств оценки надежности ЭЭС является одним из критериев эффективного их применения в практических задачах. При оценке надежности ЭЭС методом Монте-Карло одним из факторов, влияю-

ших на вычислительную эффективность, является число анализируемых случайных состояний ЭЭС, необходимых для достижения определенной точности значения дефицита мощности. Сокращение числа таких состояний системы позволит повысить вычислительную эффективность расчетов в целом.

На первом этапе были проанализированы два способа генерации случайных состояний: Вихрь Мерсенна и ЛП_τ-последовательности без использования методов машинного обучения. Были проведены расчеты с использованием данных генераторов, в итоге наиболее эффективным генератором случайных состояний для оценки надежности ЭЭС оказался способ на основе ЛП_τ-последовательности.

На втором этапе были применены метод опорных векторов и метод случайного леса, проанализирована эффективность их применения. Результат этого анализа показал, что оба метода позволяют добиться сокращения числа анализируемых состояний, необходимых для определения дефицита мощности системы, при этом наилучшую эффективность показал метод случайного леса в совокупности с ЛП_τ-последовательностями.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 18-37-00234.

Литература

1. Ковалев, Г.Ф. Надежность систем электроэнергетики / Г.Ф. Ковалев, Л.М. Лебедева. – Новосибирск: Наука, 2015.
2. Panasetsky, D. Development of Software for Modelling Decentralized Intelligent Systems for Security Monitoring and Control in Power Systems / D. Panasetsky, N. Tomin, N. Voropai // IEEE Eindhoven PowerTech. – 2015. – P. 1–6.
3. Вапник, В.Н. Теория распознавания образов / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 1974.
4. Breiman, L. Random Forests / L. Breiman // Machine Learning. – 2001. – V. 45, № 1. – P. 5–32.
5. Кнут, Д. Искусство программирования. Т. 2. Получисленные алгоритмы / Д. Кнут. – М.: Вильямс, 2001.
6. Matsumoto, M. Mersenne Twister: A 623-Dimensionally Equidistributed Uniform Pseudorandom Number Generator / M. Matsumoto, T. Nishimura // ACM Transactions on Modeling and Computer Simulations. – 1998. – V. 8. – P. 3–30.
7. Соболев, И.М. Многомерные квадратурные формы и функции Хаара / И.М. Соболев. – М.: Наука, 1969.
8. Levin, A. On Application of the Structure of the Nonlinear Equations System, Describing Hydraulic Circuits of Power Plants in Computations / A. Levin, V. Chistyakov, E. Tairov // Вестник ЮУрГУ. Серия: Математическое моделирование и программирование. – 2016. – V. 9, № 4. – P. 53–62.
9. Крупнев, Д.С. Формирование случайных состояний электроэнергетических систем при оценке их надежности методом статистических испытаний / Д.С. Крупнев, Д.А. Бояркин, Д.В. Якубовский // Надежность и безопасность энергетики. – 2017. – Т. 10, № 1. – С. 33–41.
10. Van Rijsbergen, C.J. Information Retrieval / C.J. van Rijsbergen. – London: Butterworths, 1979.

Денис Александрович Бояркин, аспирант, кафедра «Автоматизированные системы», Иркутский национальный исследовательский технический университет (г. Иркутск, Российская Федерация); инженер, отдел энергетической безопасности; Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН (г. Иркутск, Российская Федерация), boyarkin_denis@mail.ru.

Дмитрий Сергеевич Крупенёв, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, отдел энергетической безопасности, Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН (г. Иркутск, Российская Федерация); доцент, кафедра «Электроснабжение и электротехника», Иркутский национальный исследовательский технический университет (г. Иркутск, Российская Федерация), krupenev@isem.irk.ru.

Дмитрий Викторович Якубовский, аспирант, отдел энергетической безопасности, Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН (г. Иркутск, Российская Федерация); Иркутский национальный исследовательский технический университет (г. Иркутск, Российская Федерация), yakubovskii.dmit@mail.ru.

Поступила в редакцию 21 февраля 2018 г.

MSC 68U20

DOI: 10.14529/mmp180411

MACHINE LEARNING IN ELECTRIC POWER SYSTEMS ADEQUACY ASSESSMENT USING MONTE-CARLO METHOD

D.A. Boyarkin^{1,2}, D.S. Krupenev^{1,2}, D.V. Yakubovskii^{1,2}

¹Melentiev Energy Systems Institute Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Irkutsk, Russian Federation

²Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russian Federation

E-mails: boyarkin_denis@mail.ru, krupenev@isem.irk.ru, yakubovskii.dmit@mail.ru

The article considers the question of increasing the computational efficiency of the procedure for electric power systems adequacy assessment using the Monte Carlo method. In the framework of using this method, it is necessary to randomly generate a certain number of system states. As it is known the speed and accuracy of the calculation depends on the number of such states to be analyzed, so one of the ways to solve this problem is to reduce the this number while observing the required accuracy of the estimate. For this purpose it is proposed to use machine learning methods, whose task is to classify the calculated states of the electric power system. During the experiment, the support vector machines method and the random forest method were applied. The results of the calculations showed that these methods using allowed to reduce the number of random states of the system to be analyzed, thereby reducing the total time spent on calculations in general and proving the effectiveness of the proposed approach. Wherein the best results were obtained while using the random forest method.

Keywords: electric power systems; adequacy assessment; Monte Carlo method; machine learning.

References

1. Kovalev G.F., Lebedeva L.M. *Nadeshnost' sistem elektroenergetiki* [Electric Power Systems Reliability]. Novosibirsk, Nauka, 2015. (in Russian)
2. Panasetzky D.A., Tomin N.V., Voropai N.I. Development of Software for Modelling Decentralized Intelligent Systems for Security Monitoring and Control in Power Systems. *IEEE Eindhoven PowerTech*, 2015, pp. 1–6.
3. Vapnik V.N. Chervonenkis A.Y. *Teoria raspoznavaniya obrazov* [Theory of Pattern Recognition]. Moscow, Nauka, 1974. (in Russian)
4. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, no. 1, pp. 5–32.
5. Knuth D. *The Art of Computer Programming. Vol. 2. Seminumerical Algorithms*. Addison-Wesley, 1981.
6. Matsumoto M., Nishimura T. Mersenne Twister: A 623-Dimensionally Equidistributed Uniform Pseudorandom Number Generator. *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulations*, 1998, vol. 8, pp. 3–30.
7. Sobol I.M. *Mnogomernye kvadraturnye formy i funktsii Haara* [Multidimensional Quadrature Formulas and Haar Functions]. Moscow, Nauka, 1969. (in Russian)
8. Levin A.A., Chistyakov V.F., Tairov E.A. On Application of the Structure of the Nonlinear Equations System, Describing Hydraulic Circuits of Power Plants, in Computations. *Bulletin of the South Ural State University. Series: Mathematical Modelling, Programming and Computer Software*, 2016, vol. 9, no. 4, pp. 53–62. DOI: 10.14529/mmp160405
9. Krupenev D.S., Boyarkin D.A., Yakubovskiy D.V. [Generation of Random States of Electric Power Systems at Assessment of Their Reliability by the Monte Carlo Method]. *Safety and Reliability of Power Industry*, 2017, no. 10, pp. 33–41. (in Russian)
10. Van Rijsbergen C.J. *Information Retrieval*. London, Butterworths, 1979.

Received February 21, 2018