

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
В СИТУАЦИОННОМ УПРАВЛЕНИИ
ПРИМЕНИТЕЛЬНО К ЗАДАЧАМ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКИ**

Массель Людмила Васильевна

Д.т.н., профессор, главный научный сотрудник, e-mail: massel@isem.irk.ru

Зав. лабораторией «Информационные технологии в энергетике»,

Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН,

664130 г. Иркутск, ул. Лермонтова 130

Гергет Ольга Михайловна

Д.т.н., доцент, e-mail: gerget@tpu.ru

Отделение информационных технологий,

Томский политехнический университет, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30

Массель Алексей Геннадьевич

К.т.н., старший научный сотрудник, e-mail: amassel@isem.irk.ru

Мамедов Тимур Габилевич

Инженер, e-mail: 4312786590435@mail.ru

лаборатория «Информационные технологии в энергетике»,

Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН,

664130 г. Иркутск, ул. Лермонтова 130

Аннотация. В статье рассматриваются возможности применения методов машинного обучения (искусственных нейронных сетей (ИНС) и генетических алгоритмов (ГА) для формирования управляющих воздействий при применении концепции ситуационного управления для интеллектуальной поддержки принятия стратегических решений по развитию энергетики. На первом этапе рассматривается применение ИНС с целью классификации экстремальных ситуаций в энергетике, для предотвращения развития которых подбираются наиболее эффективные управляющие воздействия (превентивные меры), с тем, чтобы предотвратить перерастание критической ситуации в чрезвычайную. Генетические алгоритмы предлагается использовать для определения весовых коэффициентов при обучении ИНС. Приводятся алгоритм построения классификатора на основе нейронной сети и демонстрационная задача на примере данных о генерации и потреблении Объединенной электроэнергетической системы (ОЭС) Сибири.

Ключевые слова: ситуационное управление, машинное обучение, искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы, экстремальные ситуации в энергетике, управляющие воздействия (превентивные меры).

Цитирование: Массель Л.В., Гергет О.М., Массель А.Г., Мамедов Т.Г. Использование машинного обучения в ситуационном управлении применительно к задачам электроэнергетики // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2019. № 3 (15). С. 5–17. DOI: 10.25729/2413-0133-2019-3-01

Введение. В связи с распространением концепций интеллектуальной (Smart Grid) [2] и цифровой [11] энергетики становится актуальным как применение современных информационно-телекоммуникационных технологий, так и совершенствование технологической инфраструктуры, решения по развитию которой относятся к классу стратегических. В настоящее время является актуальным вопрос совершенствования технологий интеллектуальной поддержки принятия решений по минимизации риска возникновения неблагоприятных ситуаций, одно из перспективных подходов в этом направлении – использование технологий машинного обучения, которые показали хорошие результаты в других областях [13, 18, 21].

Коллективом, который представляют авторы, предложено использовать для интеллектуальной поддержки принятия таких решений концепцию ситуационного управления, а для выбора управляющих воздействий (или последовательности превентивных мероприятий) применить метод, основанный на синтезе ИНС [3, 19] и ГА [6, 20]. Первоочередной задачей при этом является классификация экстремальных ситуаций в энергетике в соответствии со шкалой «норма – предкризис (критические ситуации) – кризис (чрезвычайные ситуации)». Своевременные рекомендации по выбору превентивных мероприятий (управляющих воздействий) могут предотвратить переход критических ситуаций в чрезвычайные и позволить вернуться к нормальному состоянию энергетической системы (ЭС).

В статье рассмотрена современная трактовка концепции ситуационного управления и ее интерпретация на примере исследований по оценке состояния топливно-энергетического комплекса России. Генетические алгоритмы предлагается использовать для определения весовых коэффициентов при обучении ИНС. Приводятся алгоритм построения классификатора на основе нейронной сети и результаты решения демонстрационной задачи на примере данных о генерации и потреблении ОЭС Сибири с использованием разработанного прототипа программного модуля.

1. Ситуационное управление. Концепция ситуационного управления была предложена Д.А. Пospelовым и развивалась им и его учениками в 70-80 гг. прошлого столетия [10]. В то время ее не удалось реализовать в полной мере, как по причине недостаточных мощностей вычислительной техники, так и неудовлетворительного уровня развития теории и практики искусственного интеллекта. Спад интереса к ситуационному управлению в России, наступивший в 90-х гг., помимо объективного изменения внешних экономико-политических условий, можно объяснить наступившей «зимой искусственного интеллекта» и трудностями, с которыми столкнулись разработчики, пытаясь построить модели сложных объектов управления с помощью предлагаемого подхода.

Тем не менее, в настоящее время можно констатировать новый виток интереса к этому направлению, который подкрепляется как наличием более совершенной техники, так и появлением новых методов и подходов (интеллектуальных вычислений – Intelligent Computing), в том числе методов семантического моделирования.

В [1] используется идея ситуационного управления, суть которой заключается в выборе управленческих решений с учетом сложившейся ситуации из некоторого набора допустимых (типовых, стандартных) управляющих воздействий. Под текущей ситуацией S при этом понимается совокупность текущего состояния объекта (вектор состояния X) и его внешней среды (вектор возмущений F), тогда $S = \langle X, F \rangle$. Вводится также понятие полной

ситуации $S = \langle C, G \rangle$, где C – текущая ситуация, G – цель управления. В свою очередь, цель управления G может быть представлена в виде целевой ситуации G_g , к которой должна быть приведена имеющаяся текущая ситуация. Тогда $S = \langle C, G_g \rangle$. Полагая, что текущая ситуация C принадлежит некоторому классу Q' , а целевая (заданная) ситуация G_g – классу Q'' , ищется такое управление (вектор управляющих воздействий U), которое принадлежит множеству допустимых управлений Ω_u и обеспечивает требуемое преобразование одного класса ситуаций в другой:

$$C \in Q' \xrightarrow{U \in \Omega_u} G_g \in Q''$$

Таким образом, ситуационное управление выступает как отображение:

$$(Q', Q'') \rightarrow U \in \Omega_u,$$

сопоставляющее паре «текущая ситуация - целевая ситуация» требуемый результат – управление U .

Другими словами, при ситуационном управлении проблема выбора управляющих воздействий сводится к адекватной оценке состояния объекта и среды (что усложняется при наличии факторов неопределенности), отнесению соответствующей текущей ситуации к одному из типовых классов и выбору такого управления (из определенного набора альтернатив), которое приводит к достижению поставленной цели управления (целевой ситуации) [10].

В настоящее время эту концепцию предлагается применять преимущественно для оперативного управления, тем не менее авторами предложено использовать ее для стратегического управления в энергетике, что обосновывается на примере исследований развития топливно-энергетического комплекса страны с учетом требований энергетической безопасности [7 - 9].

2. Проблема выбора управляющих воздействий при ситуационном управлении.

На рис. 1 представлена общая схема исследований проблем энергетической безопасности (ЭБ) с точки зрения ситуационного управления, или, иначе, оценки состояния ТЭК в условиях возможных сценариев угроз ЭБ с учетом мероприятий, направленных на повышение уровня ЭБ. Сопоставим эту схему с концепцией ситуационного управления, описанной выше [1, 10].

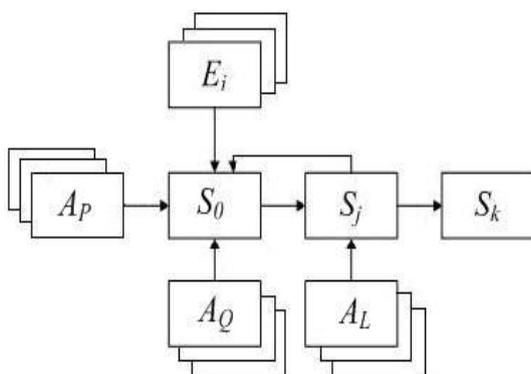


Рис. 1. Общая схема исследований по оценке состояния ТЭК с точки зрения ситуационного управления

S_0 – начальное состояние ТЭК, может рассматриваться как текущая ситуация C ;

E_i – сценарии возможных чрезвычайных ситуаций, возникающих в случае реализации угроз ЭБ (аналогичны влиянию внешней среды F);

$U \subseteq A_p \cup A_q \cup A_l$ – набор превентивных, оперативных и ликвидационных мероприятий, предотвращающих, нейтрализующих или смягчающих последствия чрезвычайной ситуации (может рассматриваться как набор соответствующих управлений U);

S_j – состояние ТЭК после чрезвычайной ситуации E_i (реализации угроз) с учетом выполнения набора мероприятий A_p и/или A_q ; S_k – состояние ТЭК после проведения ликвидационных мер A_L (S_j и S_k могут рассматриваться как аналоги соответствующих целевых ситуаций G_g).

До последнего времени выбор управляющих воздействий в этих исследованиях и оценка эффективности предлагаемых решений осуществлялись преимущественно экспертным путем.

В работах Гергет О.М. [4 - 5, 12, 16] была предложена бионическая модель управляющих воздействий, в основе которой лежит синтез искусственных нейронных сетей, генетического алгоритма и метода обобщенного показателя, позволяющая повысить эффективность принятия решения по выбору управляющего воздействия. Под бионическими моделями понимаются математические модели, построенные по принципу функционирования и организации биосистем [4]. Бионический подход был успешно применен в области медицины. Авторами, совместно с О.М. Гергет, было решено адаптировать этот подход применительно к задачам энергетики.

Для оценивания и прогнозирования эффекта от применения управляющих воздействий предлагается использовать бионическую модель выбора управляющих воздействий на основе сочетания метода обобщенного показателя (I), нейронных сетей (NS) [19, 20] и генетического алгоритма (GA) [6, 20]. На рисунке 2 приведена концепция выбора управляющих воздействий с использованием машинного обучения.

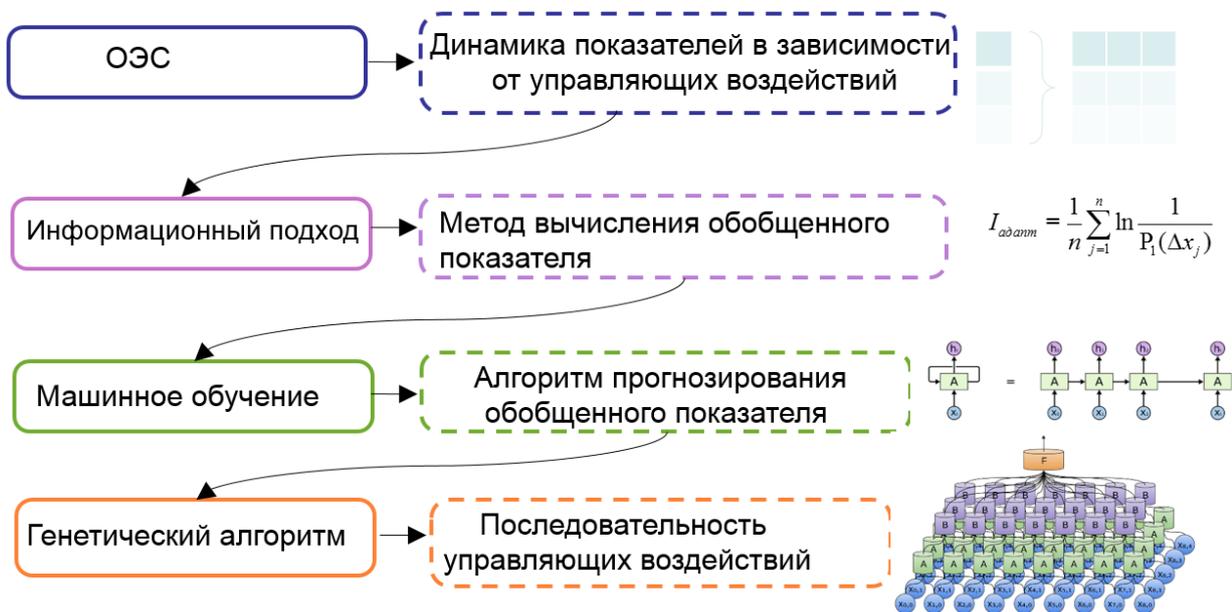


Рис. 2. Концепция выбора управляющих воздействий

Таким образом, каждый объект исследования описывается бионической моделью вида $\langle NS, GA, I, A \rangle$,

где A – алгоритмы настройки моделей.

Синтез в бионических моделях нейронной, генетической и информационной (метод обобщенного показателя) систем позволяет этим системам обмениваться информацией и передавать в качестве входных воздействий значения своих характеристик.

В нашем случае оценивание эффекта от применения управляющих воздействий на основе бионической модели может быть использовано для комплексного оценивания функционального состояния системы с учетом управляющих воздействий, в зависимости от полученной априорной информации по отнесению объекта исследования к одному из классов критических ситуаций: норма, предкризис, кризис. Метод обобщенного показателя связан с определением гомеостатических свойств системы и на этом этапе работы для наших задач не используется.

Ниже излагаются результаты исследования возможности применения бионического подхода в задачах электроэнергетики.

3. Оценка возможности применения нейронных сетей для классификации экстремальных ситуаций в энергетике. Сформулируем конкретную задачу, которая будет являться иллюстрацией возможности применения нейронных сетей для классификации экстремальных ситуаций в энергетике. Задача будет связана с генерацией и потреблением электричества в ОЭС Сибири.

ОЭС Сибири располагается на территории Сибирского Федерального округа и частично - Дальневосточного Федерального округа. Операционная зона «Объединенное диспетчерское управление» (ОДУ) ОЭС Сибири охватывает 12 субъектов Российской Федерации: республики Алтай, Бурятия, Тыва и Хакасия; Алтайский, Забайкальский и Красноярский края; Иркутскую, Кемеровскую, Новосибирскую, Омскую и Томскую области.

В ее состав входят 10 региональных энергетических систем: Алтайская, Бурятская, Читинская, Иркутская, Красноярская, Новосибирская, Омская, Томская, Хакасская, Кузбасская. При этом Алтайская энергосистема объединяет Республику Алтай и Алтайский край, Красноярская — Красноярский край и Республику Тыва.

Как было показано выше, для предотвращения перехода критической ситуации в чрезвычайную необходимо выбрать превентивных мер. Для того, чтобы вовремя ими воспользоваться, предлагается применить нейронные сети для своевременной классификации экстремальных ситуаций (ЭКС). Это означает, что алгоритм будет разделен на 2 этапа: 1) прогнозирование параметров ситуации; 2) классификация ситуации по спрогнозированным параметрам

Получив информацию о возможном (т.к. сеть способна ошибаться) возникновении экстремальной ситуации, зная класс, к которому принадлежит ЭКС, и дату ее возникновения, посредством работы генетического алгоритма можно сформировать совокупность превентивных мероприятий, которые распределены по временному принципу: от текущего дня до дня возникновения ЭКС, естественно, с учетом рисков и допущений.

Для *построения классификатора на основе нейронных сетей* необходимо выполнить следующие этапы:

- предварительная обработка данных,
- выбор топологии сети,
- выбор способов определения количества скрытых слоев,
- выбор способов определения количества нейронов скрытых слоев,
- выбор способов инициализации начальных весов,
- выбор алгоритма обучения сети,
- выбор способов оценки работы сети.

Алгоритм построения классификатора на основе нейронных сетей приведен на рис. 3. Этот алгоритм можно использовать также для построения нейронной сети, решающей задачу прогнозирования. В данном случае выходом нейронной сети будет являться прогнозируемое значение показателя, а не тип класса.

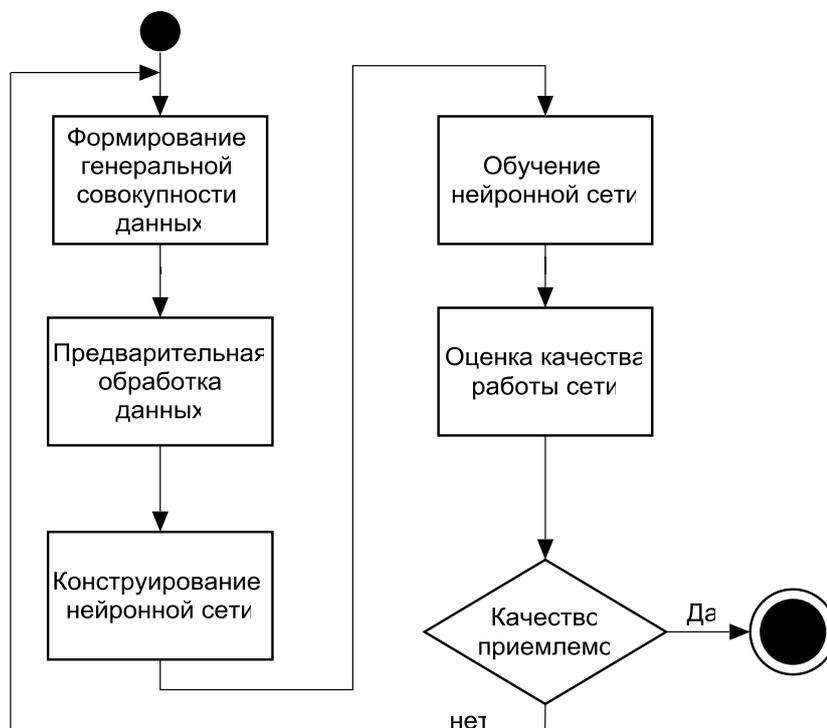


Рис. 3. Алгоритм построения классификатора на основе нейронных сетей

Одним из ключевых этапов в работе нейронной сети является процесс обучения с целью подбора весовых коэффициентов. Математическая постановка задачи обучения нейронной сети – минимизация целевой функции ошибки нейронной сети. Широко распространенный метод градиентного спуска [15] имеет ряд недостатков (низкая скорость сходимости, высокое число априорных показателей, проблема локального минимума). Альтернативой методу градиентного спуска является генетический алгоритм минимизации функции стоимости нейронной сети, который базируется на принципе естественного отбора и позволяет избежать многих проблем на этапе обучения сети [4]. Также появляется возможность с помощью генетического алгоритма решить задачу выбора последовательности управляющих воздействий, при которой отклонение прогнозируемого значения комплексной оценки ОЭС (или отдельного показателя электроэнергетической системы) от желаемого (требуемого значения показателя) минимально.

4. Демонстрационный пример для иллюстрации возможностей применения ИНС.

Постановка задачи. Необходимо спрогнозировать отношение генерации к потреблению электроэнергии на 7 дней вперед. Результаты прогнозирования классифицировать. Количество классов ситуаций равно трем – нормальная, предкризисная, кризисная. Данные для обучающей выборки (временной ряд) были взяты с 01.01.2013 по 17.06.2019 (временной интервал - сутки). Была сформирована генеральная совокупность из 2359 объектов для обучения сети. Каждый объект описывается 2 параметрами (признаками): дата и количество произведенной электроэнергии (МВт*сут) (рис. 4). Вся выборка была

нормализована в диапазоне от 0 до 1. На полученном наборе обучается сеть с 6 входами и одним выходом.

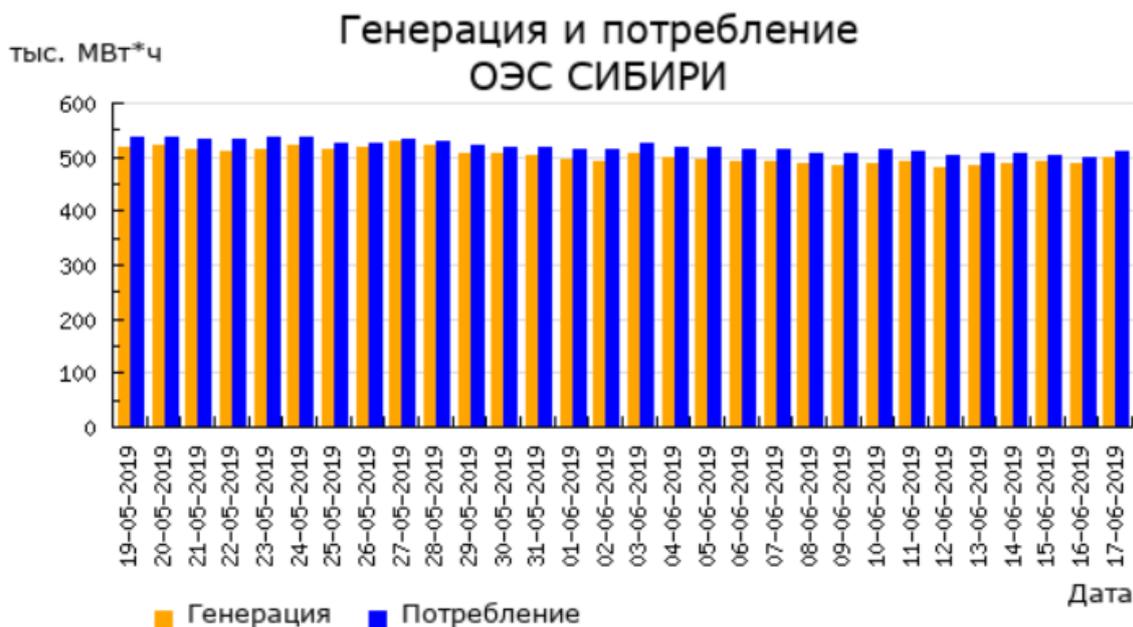


Рис. 4. Исходные данные для демонстрационного примера

Для разработки прототипа программного модуля была выбрана архитектура прямого распространения сигнала для нейронной сети, состоящая из 4 слоев: входной слой, 2 скрытых слоя, выходной слой. Входной слой состоит из 6 нейронов, первый скрытый слой - из 5 нейронов, второй скрытый слой - из 3 нейронов, выходной слой - 1 нейрон.

В качестве алгоритма обучения было предложено воспользоваться генетическим алгоритмом и алгоритмом обратного распространения ошибки, и затем сравнить их результаты. В качестве функции активации скрытых слоев используется сигмоидальная функция. Средства разработки прототипа: язык программирования Python; среда разработки для программной реализации PyCharm.

5. Результаты работы прототипа программного модуля. Обучение ИНС с помощью генетического алгоритма основано на идее естественного отбора в живой природе. В этой модели роль генов играют наборы чисел, в нашем случае это весовые коэффициенты нейронной сети. Мутация происходит путем изменения весового коэффициента на случайную величину. Диапазон и вероятность мутации заданы начальными значениями, но в ходе эволюции также могут мутировать. Скрещивание происходит путем случайного смешивания нейронов двух ИНС. Полученная таким образом новая ИНС занимает место в популяции. Задачей генетического алгоритма является минимизация целевой функции. В качестве целевой функции используется средняя ошибка нейронной сети. Параметры ГА: минимальное количество особей в популяции = 5; максимальное количество особей в популяции = 30; начальное количество мест в популяции = 10; вероятность мутации 0.1; уровень мутации = 0.5.

В табл. 1, рис. 5 и в табл. 2, рис. 6 приведены соответственно результаты работы прототипа для обоих случаев. Сравнение таблиц и графиков позволяет сделать вывод о сопоставимости результатов, что подтверждает возможность применения генетического алгоритма для определения весовых коэффициентов ИНС.

Таблица 1. Обучение с помощью генетического алгоритма

| Кол-во итераций | Ожидаемый нормализованный выход | Реальный нормализованный выход | Ожидаемый выход | Реальный выход | Отклонение реального от ожидаемого % |
|-----------------|---------------------------------|--------------------------------|-----------------|----------------|--------------------------------------|
| 500 | 0,214449 | 0,19879 | 490286 | 486169 | 0,84% |
| | 0,174254 | 0,19788 | 479720 | 485930 | 1,29% |
| | 0,19135 | 0,19753 | 484214 | 485838 | 0,34% |
| | 0,199715 | 0,19663 | 486413 | 485601 | 0,17% |
| | 0,213 | 0,1966 | 489905 | 485594 | 0,88% |
| | 0,205437 | 0,19686 | 487917 | 485662 | 0,46% |
| | 0,241912 | 0,19734 | 497505 | 485788 | 2,36% |

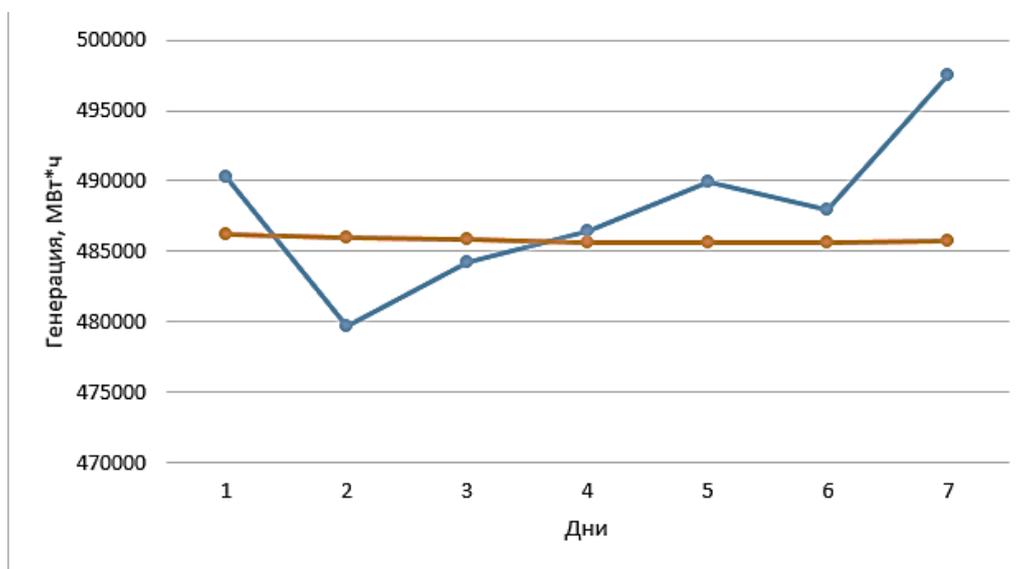


Рис. 5. Прогноз генерации электропотребления с помощью ИНС (использование ГА в качестве алгоритма обучения)

Таблица 2. Обучение с помощью алгоритма обратного распространения ошибки

| Кол-во итераций | Ожидаемый нормализованный выход | Фактический нормализованный выход | Ожидаемый выход | Фактический выход | Отклонение (%) |
|-----------------|---------------------------------|-----------------------------------|-----------------|-------------------|----------------|
| 500 | 0,214449 | 0,20585 | 490286 | 488025 | 0,46% |
| | 0,174254 | 0,20029 | 479720 | 486564 | 1,43% |
| | 0,19135 | 0,19777 | 484214 | 485901 | 0,35% |
| | 0,199715 | 0,19584 | 486413 | 485394 | 0,21% |
| | 0,213 | 0,19323 | 489905 | 484708 | 1,06% |
| | 0,205437 | 0,19047 | 487917 | 483982 | 0,81% |
| | 0,241912 | 0,18778 | 497505 | 483275 | 2,86% |

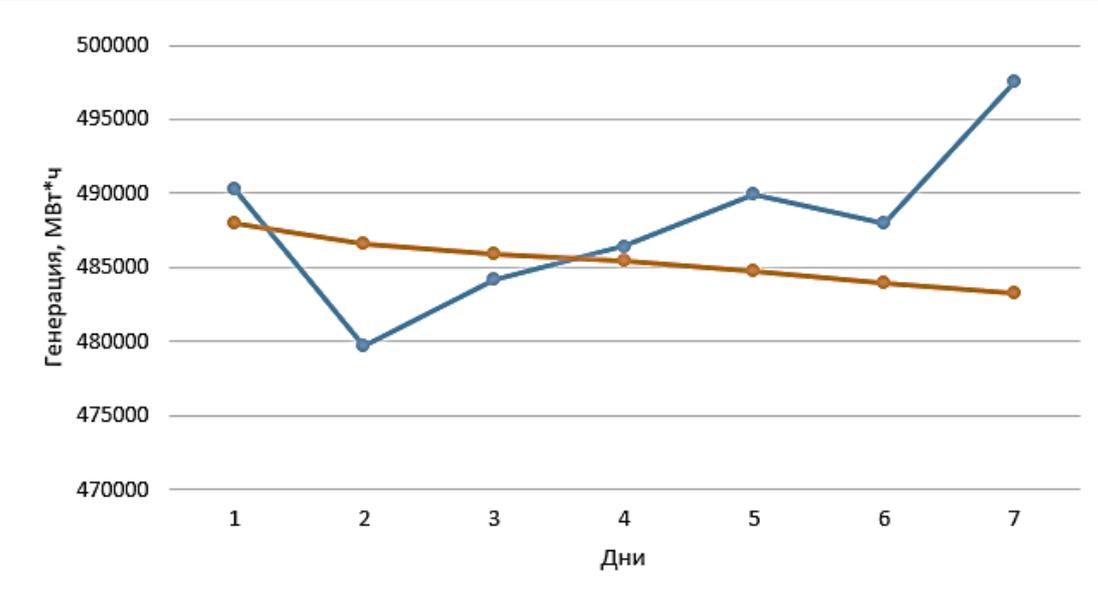


Рис. 6. Прогноз генерации электропотребления с помощью ИНС (обучение с использованием алгоритма обратного распространения ошибки)

Заключение. Проверена возможность применения методов машинного обучения при реализации концепции ситуационного управления, применительно к задачам электроэнергетики. С целью выбора последовательности управляющих воздействий предложено использовать бионическую модель, основанную на синтезе искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов.

Проанализирована возможность применения такого подхода, выбрана иллюстрационная задача, связанная с генерацией и потреблением электроэнергии в ОЭС Сибири.

Сформулированы требования к программному модулю классификации и прогнозирования экстремальных ситуаций на основе нейронных сетей; обоснован выбор инструментальных средств для проектирования и разработки программного модуля и реализован его прототип. Проведены расчеты, подтверждающие работоспособность реализованного прототипа. Результаты вычислительного эксперимента подтверждают возможность применения генетического алгоритма для определения весовых коэффициентов ИНС. В дальнейшем предполагается интегрировать разработанный программный модель в состав интеллектуальной системы поддержки принятия стратегических решений по развитию энергетики [8].

Результаты получены при частичной финансовой поддержке грантов РФФИ №19-07-00351, №18-07-00714, №19-57-04003

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Васильев В.И., Ильясов Б.Г. Интеллектуальные системы управления: теория и практика. М.: Радиотехника. 2009. 392 с.
2. Воропай Н.И., Стенников В.А. Интегрированные интеллектуальные энергетические системы // Известия РАН. Энергетика. 2014. №1. С. 64–78.
3. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. М.: Горячая линия-Телеком. 2012. 496с.

4. Гергет О.М., Девярых Д.В. Бионические модели анализа функционирования динамических систем // Информационные и математические технологии в науке и управлении: труды XIX Байкальской Всероссийской конференции. 2014. Том 3. С. 17–21.
5. Гергет О.М., Девярых Д.В. Бионическая модель для идентификации биологических систем // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2017. № 2 (6). С. 21–29.
6. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. Под редакцией В.М. Курейчика. 2-е изд., испр. и доп. М.: Физматлит. 2006. 320 с. ISBN 5-9221-0510-8.
7. Массель Л.В., Массель А.Г. Методы и средства ситуационного управления в энергетике на основе семантического моделирования // Труды V Международной конференции OSTIS. Беларусь, Минск: БГУИР. 2015. С. 199–204.
8. Массель Л.В. Проблемы создания интеллектуальных систем семиотического типа для стратегического ситуационного управления в критических инфраструктурах // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2016. №1. С. 7–27.
9. Пяткова Н.И., Массель Л.В., Массель А.Г. Методы ситуационного управления в исследованиях проблем энергетической безопасности // Известия РАН. Энергетика. 2016. №4. С. 156–163.
10. Поспелов Д.А. Ситуационное управление. Теория и практика. М.: Наука. 1986. 284 с.
11. Федеральный проект «Цифровая энергетика». Режим доступа: <http://minsvyaz.ru/uploaded/files/programma.pdf> (дата доступа 7.08.2018)
12. Amirov A.Z., Gerget O.M., Bisenbay M.A., Baymuldin M.M. Applying Neural Network for Dynamical System Rating // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2013. Issue 74. Pp. 719–723.
13. Bengio Y., Goodfellow I., Courville A. Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series) // The MIT Press. 2016. 800 p.
14. Caudell T.P. Genetic algorithms as a tool for the analysis of adaptive resonance theory neural network sets // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. 1992. Pp. 184–200.
15. Igel C., Toussaint M., Weishui W.R. Using the Natural Gradient. Trends and Applications in Constructive Approximation // ISNM International Series of Numerical Mathematics book series. 2005. Vol. 151. Pp. 259–272.
16. Gerget O.M. Bionic models for identification of biological systems // Journal of Physics. 2017. Vol. 803. Pp. 1–6.
17. Koza J.R., Rice J.P. Genetic generation of both the weights and architecture for a neural network // IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Seattle, WA. 1993. Pp. 397–404.
18. Rusiecki A., Kordos M. Effectiveness of Unsupervised Training in Deep Learning Neural Networks // Schedae Informaticae. 24. 2016. Pp. 41–51.
19. Mandic D., Chambers J. Recurrent Neural Networks for Prediction: Learning Algorithms, Architectures and Stability. Wiley. 2001.

20. Schizas C.N., Pattichis C.S., Middleton L.T. Neural networks, genetic algorithms and k-means algorithm: In search of data classification // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. 1992.
 21. Zhang S., Choromanska A., LeCun Y. Deep learning with Elastic Averaging SGD // Neural Information Processing Systems Conference (NIPS 2015). Pp. 1–24.
-

УДК 004.85 : 621.31

**THE USE OF MACHINE LEARNING IN SITUATIONAL MANAGEMENT
IN RELATION TO THE TASKS OF THE POWER INDUSTRY**

Lyudmila V. Massel

Doctor of Technical Sciences, Professor, Chief Researcher, e-mail: massel@isem.irk.ru
Head of Laboratory "Information Technologies in Energy Sector",
Melentiev Energy Systems Institute of SB RAS, 664130 Irkutsk, st. Lermontov 130

Olga M. Gerget

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, e-mail: gerget@tpu.ru
Department of Information Technologies,
Tomsk Polytechnic University, 634050, Tomsk, 30 Lenin Ave.

Alexey G. Massel

PhD., Senior Researcher, e-mail: amassel@isem.irk.ru
Laboratory "Information Technologies in Energy Sector",
Melentiev Energy Systems Institute of SB RAS

Timur G. Mamedov

Engineer of the Laboratory "Information Technologies in Energy",
e-mail: 4312786590435@mail.ru

Melentiev Energy Systems Institute of SB RAS, 664130 Irkutsk, st. Lermontov 130

Abstract. The article discusses the application possibilities of machine learning methods (artificial neural networks (ANN) and genetic algorithms (GA) to form management actions when applying the concept of situational management for intelligent support of strategic decision-making on the development of energy. At the first stage, the application of ANN to classify extreme situations in the energy sector, to select the most effective management actions (preventive measures) in order to prevent a critical situation from developing into an emergency. Genetic algorithms are proposed to be used to determine the weighting coefficients for training ANN. An algorithm for constructing a classifier based on a neural network and a demonstration task using data on generation and consumption of the United Electric Power System of Siberia are presented.

Keywords: situational management, machine learning, artificial neural networks, genetic algorithms, extreme situations in the energy sector, management actions (preventive measures).

References

1. Vasil'ev V.I., Il'jasov B.G. Intellektual'nye sistemy upravlenija. Teorija i praktika [Intelligent management systems. Theory and practice]. Moscow. Radiotekhnika = Publishing house Radiotekhnika. 2009. 392 p. (in Russian).
2. Voropay N.I., Stennikov V.A. Integrirovannye intellektual'nye jenergeticheskie sistemy [Integrated Intelligent Energy Systems] // Izvestija RAN. Jenergetika = Bulletin of the Russian Academy of Sciences. Energy. 2014. no 1. Pp. 64–78 (in Russian)
3. Galushkin A.I. Neyronnyye seti: osnovy teorii [Neural networks: the basics of theory]. Moscow. Goryachaya liniya-Telekom = Hotline-Telecom. 2012. 496 p. (in Russian)
4. Gerget O.M., Devjatykh D.V. Bionicheskiye modeli analiza funkcionirovaniya dinamicheskikh sistem [Bionic models of the analysis of the functioning of dynamic systems] // Informacionnyye i matematicheskiye tekhnologii v nauke i upravlenii: trudy XIX Baykal'skoy Vserossiyskoy konferentsii = Information and mathematical technologies in science and management: proceedings of the XIX Baikal All-Russian Conference. 2014. Volume 3. Pp. 17–21. (in Russian)
5. Gerget O.M., Devjatykh D.V. Bionicheskaja model' dlja identifikacii biologicheskikh sistem [Bionic model for identification of biological systems] // Informacionnyye i matematicheskie tekhnologii v nauke i upravlenii = Information and mathematical technologies in science and management. 2017. no 2 (6). Pp. 21–29. (in Russian)
6. Gladkov L.A., Kureichik V.V., Kureichik V.M. Geneticheskie algoritmy [Genetic Algorithms]. Pod redakciej V.M. Kurejchika. 2-e izd = Edited by V.M. Kureichik. 2nd ed. Moscow. Fizmatlit. 2006. 320 p. ISBN 5-9221-0510-8. (in Russian)
7. Massel' L.V., Massel' A.G. Metody i sredstva situacionnogo upravlenija v jenergetike na osnove semanticheskogo modelirovaniya [Methods and tools for situational management in the energy sector based on the semantic modeling] // V Mezhdunarodnaja konferencija OSTIS-2015: trudy. = IV International Conference OSTIS-2015: Proceedings. Minsk. BGUIR. = Belarus' State University of Informatics and Radiotechnics. 2015. Pp. 199–204 (in Russian)
8. Massel L.V. Problemy sozdaniya intellektual'nyh sistem semioticheskogo tipa dlja strategicheskogo situacionnogo upravlenija v kriticheskikh infrastrukturah [Problems of creating intelligent systems of the semiotic type for strategic situational management in critical infrastructures] // Informacionnyye i matematicheskie tekhnologii v nauke i upravlenii = Information and mathematical technologies in science and management. 2016. no 1. Pp. 7–27. (in Russian)
9. Pospelov D.A. Situacionnoe upravlenie. Teorija i praktika [Contingency management. Theory and practice]. Moscow. Nauka = Science. 1986. 284p. (in Russian)
10. Pyatkova N.I., Massel L.V., Massel A.G. Metody situacionnogo upravlenija v issledovanijah problem jenergeticheskoy bezopasnosti [Methods of situational management in studies of energy security problems] // Izvestija RAN. Jenergetika = Bulletin of the Russian Academy of Sciences. Energy. 2016. no 4. Pp. 156-163. (in Russian)
11. Federal'nyj proekt «Cifrovaja jenergetika» [Federal project “Digital Energy”]. Available at: <http://minsvyaz.ru/uploaded/files/programma.pdf> (accessed 08.08.2018) (in Russian)

12. Amirov A.Z., Gerget O.M., Bisenbay M.A., Baymuldin M.M. Applying Neural Network for Dynamical System Rating // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2013. Issue 74. Pp. 719–723.
13. Bengio Y., Goodfellow I., Courville A. Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series) // The MIT Press. 2016. 800 p.
14. Caudell T.P. Genetic algorithms as a tool for the analysis of adaptive resonance theory neural network sets // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. 1992. Pp. 184–200.
15. Igel C., Toussaint M., Weishui W.R. Using the Natural Gradient. Trends and Applications in Constructive Approximation // ISNM International Series of Numerical Mathematics book series. 2005. Vol. 151. Pp. 259–272.
16. Gerget O.M. Bionic models for identification of biological systems // Journal of Physics. 2017. Vol. 803. Pp. 1–6.
17. Koza J.R., Rice J.P. Genetic generation of both the weights and architecture for a neural network // IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Seattle, WA. 1993. Pp. 397–404.
18. Rusiecki A., Kordos M. Effectiveness of Unsupervised Training in Deep Learning Neural Networks // Schedae Informaticae. 24. 2016. Pp. 41–51.
19. Mandic D., Chambers J. Recurrent Neural Networks for Prediction: Learning Algorithms, Architectures and Stability. Wiley. 2001.
20. Schizas C.N., Pattichis C.S., Middleton L.T. Neural networks, genetic algorithms and κ -means algorithm: In search of data classification // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks, COGANN-92. 1992.
21. Zhang S., Choromanska A., LeCun Y. Deep learning with Elastic Averaging SGD // Neural Information Processing Systems Conference (NIPS 2015). Pp. 1–24.