

УДК 330

¹*И.Б. Елистратова, ²Н.Г. Пикузо*

¹ФГБОУ ВО «Сибирский государственный университет телекоммуникации и информатики», Новосибирск, email: irina_borisovna@bk.ru

²Автономная некоммерческая образовательная организация высшего образования Центросоюза Российской Федерации «Сибирский университет потребительской кооперации», Новосибирск, email: npikuzo@mail.ru

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ЭНЕРГЕТИКЕ С УЧЕТОМ ОРГАНИЗАЦИИ БУХГАЛТЕРСКОГО И НАЛОГОВОГО УЧЕТА

Ключевые слова: цифровая энергетика, интеллектуальные системы, налоговый доход.

Цель исследования – разработка технических решений для цифровой энергетики, направленных на реализацию эффективных мер политики в области науки и технологий, которые позволят сконцентрировать материальные, финансовые и человеческие ресурсы на основных направлениях научно-технологического развития для достижения национальных стратегических целей.

¹*I.B. Elistratova, ²N.G. Pikuzo*

¹FGBOU VO «Siberian State University of Telecommunications and Informatics», Novosibirsk, email: Irina_borisovna@bk.ru

²Siberian University of Consumer Cooperatives, Novosibirsk, email: npikuzo@mail.ru

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE ENERGY SECTOR, TAKING INTO ACCOUNT THE ORGANIZATION OF ACCOUNTING AND TAX ACCOUNTING

Keywords: digital energy, intelligent systems, tax income.

The purpose – development of technical solutions for digital energy aimed at the implementation of effective policy measures in the field of science and technology, which will allow to concentrate material, financial and human resources on the main directions of scientific and technological development to achieve national strategic goals.

Современная цифровая энергетика требует создания и внедрения высокотехнологического оборудования. Особую роль выполняют интеллектуальные электронные системы. Они гарантируют решение проблем ресурсо – и энергосбережения, создания многообразных и многофункциональных интеллектуальных систем на базе современных перспективных компонентов, решение проблем импортозамещения и создания высокотехнологичной промышленности страны.

Для формирования интеллектуальной электронной системы требуется осуществлять сбор большого массива контролируемых параметров, анализировать его и передавать по запросу с минимальными задержками.

Немаловажным фактором при развитии системы энергетики является стра-

тегическое планирование. От стратегии управления зависит, насколько будущий объект будет способен конкурировать на рынке. Существует множество направлений стратегий. Каждому направлению требуется модель, на основе которой будет формироваться стратегия.

Одним из решений является фокус на применении самых современных технологий из других отраслей. Сегодня популярны решения на базе технологий блокчейн, машинное обучение. Существующие системы энергетики нуждаются в повсеместной автоматизации технологических процессов, так, например, обслуживающие системы генерируют колоссальное количество статистики, которая чаще всего архивируется, а затем удаляется по истечению срока давности [1, 2].

Разработка аналитической модели стратегического управления систем энергетики

Для разработки аналитической модели необходимо определить возможность применения машинного обучения в системах энергетики, определить систему, центром которого будут алгоритмы машинного обучения, определить на основе чего будут работать алгоритмы и смоделировать ядро системы.

Первоначально необходимо определить модель для обозначения логической структуры, далее требуется определить цель, на основе которой определяются границы системы и уровень детализации процессов моделирования. Детализация процессов позволит разработать функциональную схему, которая отражает взаимодействие процессов и системность подхода, а декомпозиция функциональной схемы приводит к формированию структурной схемы. На основе полученной структурной схемы осуществляется процесс перехода к графическим и математическим моделям.

Существует большое количество методов построения математической модели, но для формирования конкурентно способной автоматизированной системы мониторинга и управления используется интеллектуальная система, в основе которой лежит обученная нейронная сеть. Существует множество видов нейронных сетей: перспетроны, сети встречного распространения, сети Хопфилда, когнитроны, неокогнитроны, биологические нейронные сети [1, 2].

Перспетроны для формирования модели стратегического управления систем энергетики

Нейронную сеть возможно создать из любого набора слоев. Архитектура нейронных сетей является важной характеристикой модели, предоставляющей возможность создания индивидуальной, оптимальной архитектуры для использования в конкретном задании. Редактируя архитектуру, возможно усилить или слабо узаконить влияние каких-то слоев, изменить какие-то параметры решаемых заданий и увеличить общую точность предсказания модели. Это также дает возможность точно ука-

зать требуемое количество обучаемых параметров, а также улучшить обеспечение качества модели.

В рамках данной интеллектуальной системы достаточно использовать самую распространенную архитектуру нейронной сети – перспетрон, который состоит из слоев, а слои в свою очередь состоят из нейронов. Во входном слое хранятся входные данные. Между слоями нейроны соединяются синапсами, каждый из которых имеет свой вес. На старте обучения веса устанавливаются эмпирически. Переходя по синапсу, значение на входе умножается на его вес. На внутренних слоях значения проходят через функцию активации. Функции активации не являются уникальными от сети к сети, имеется некоторый набор, который применяется в общей практике. Примерами функций из этого набора являются функция сигмоида, линейная, гиперболический тангенс и т.д.

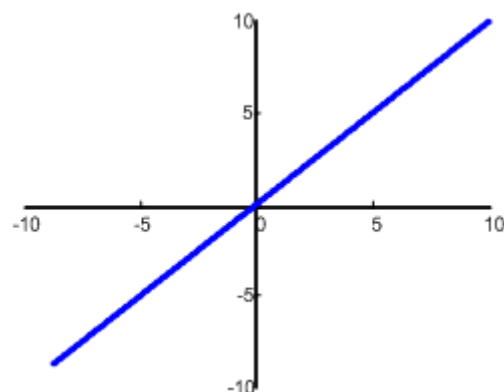


Рис. 1. Функция активации линейная

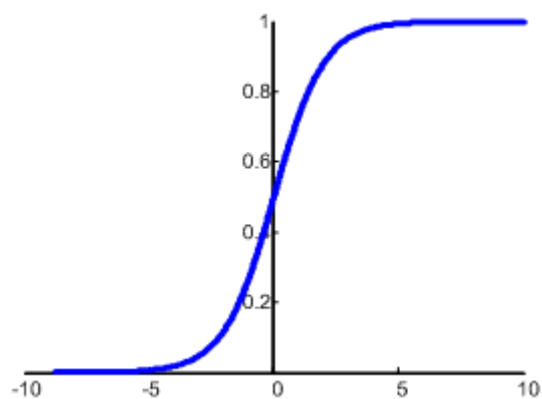


Рис. 2. Функция активации сигмоида

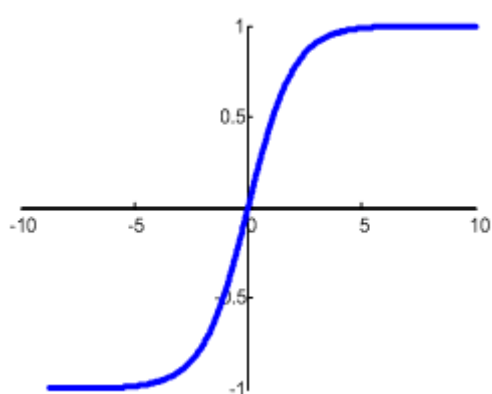


Рис. 3. Функция активации гиперболический тангенс

После перехода данных по синапсам к выходному слою значение из выборки сравнивается с полученным значением и оценивается процентное различие между ними. Это различие называют ошибкой. Ошибка вычисляется разными путями. Три основных: Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (Root MSE) и арктангенс.

$$MSE = \frac{(i_1 - a_1)^2 + (i_2 - a_2)^2 + \dots + (i_n - a_n)^2}{n} \quad (1)$$

$$Root\ MSE = \sqrt{\frac{(i_1 - a_1)^2 + (i_2 - a_2)^2 + \dots + (i_n - a_n)^2}{n}} \quad (2)$$

$$Arctan = \frac{arctan^2(i_1 - a_1) + arctan^2(i_2 - a_2) + \dots + arctan^2(i_n - a_n)}{n} \quad (3)$$

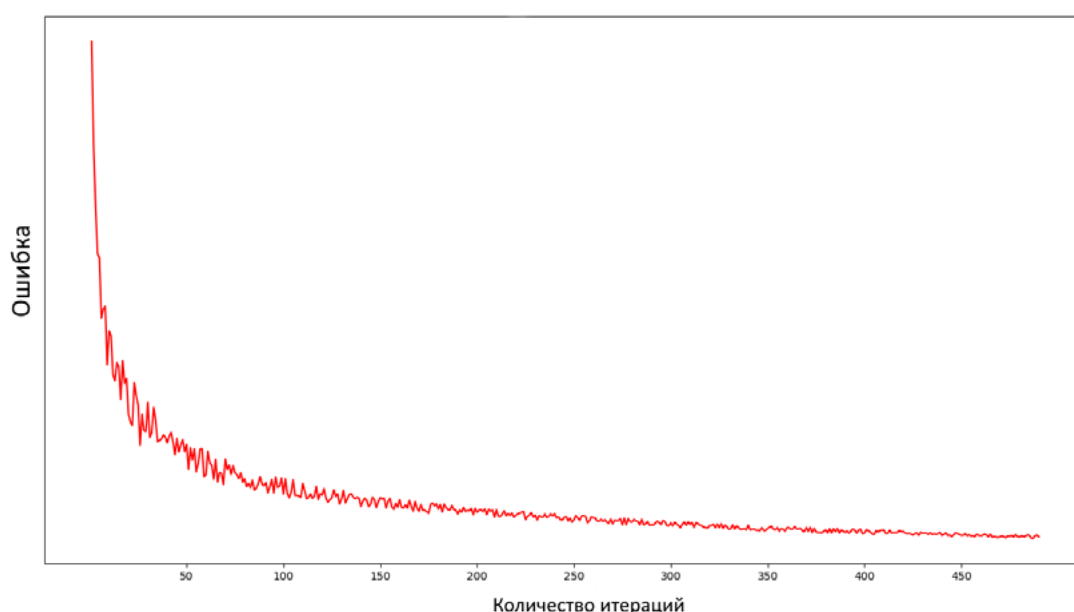


Рис. 4. Зависимость ошибки от количества итераций

Снижение ошибки, что является самой сутью обучения, будет проводиться путем обратного распространения, когда полученные на выходном слое данные будут запущены обратно по сети. В ходе обратного распространения данных веса

перераспределяются, затем те же или другие данные снова проходят через сеть и системой снова оценивается ошибка, которая должна снизиться. Сеть можно считать обученной при условии, когда ошибка будет минимальной, или равна нулю.

При построении нейронных сетей широко применяется язык Python версии 3.7. В составе могут быть использованы такие библиотеки, как numpy, tensorflow, matplotlib, pandas. При помощи данных библиотек можно ускорить процесс построения, а также оптимизировать работу сетей.

Пример обучения нейронной сети устройства энергетики

Таким образом, для разработки модели стратегического управления систем энергетики необходимо выделить функциональные узлы и объединить их в систему, которая позволяет гибко управлять системой. В этой системе определяются метрики, относящиеся к тому или иному функциональному узлу. На основе метрик строится интеллектуальная система, в основе которой лежит обученная нейронная сеть. Обучение сети производилось в комплексе MATLAB при помощи инструмента NNStart (опция Neural Fitting Tool). Используемый алгоритм тренировки сети – метод Левенберга-Марквардта. Алгоритм вычисления ошибки – Mean Squared Error. Функция активации на скрытом нейронном слое – гиперболический тангенс, на выходном слое – линейная.

Для обучения нейронной системы возможно использовать искусственную статистику работы тестового устройства, в которой может быть сгенерировано например 100 дата-сетов, 90 из которых было направлено для тренировки и тестирования. Оставшиеся 10 направлены на демонстрацию работоспособности сети. Причем, алгоритм может быть доработан с помощью новых слоёв, добавление которых позволяет значительно уменьшить количество параметров в сети. Задачей слоя доработки является динамическое предсказание размеров параметров модели в процессе обучения.

Таблица 1

Распределение дата-сетов на задачи

Количество дата-сетов	Задача
62	Тренировка сети
14	Тестирование
14	Контрольное тестирование
10	Демонстрация работы сети

Процесс обучения измеряется эпохами. Эпохой называют три этапа прохождения тренировки сети: тренировка, тестирование, контрольное тестирование. Тренировка по алгоритму Левенберга-Марквардта заняла 516 эпох. В таблицу 2 сведены значения MSE (среднее квадратическое отклонение) для трех этапов обучения сети.

Таблица 2

Результат обучения сети

Этап	MSE
Тренировка	$4,17161 \cdot 10^{-9}$
Тестирование	$9,27548 \cdot 10^{-7}$
Контрольное тестирование	$1,07416 \cdot 10^{-6}$

Ниже представлен график зависимости среднего квадратического отклонения от эпох. В начале обучения отклонение было довольно большим, однако по мере работы алгоритма Левенберга-Марквардта среднее квадратическое отклонение снижалось и обучение завершилось, когда отклонение на этапе тестирования достигло значения $9,27548 \cdot 10^{-7}$.

Для демонстрации работы сети было выделено 10 датасетов, которые будут поданы на вход уже обученной сети. Номера дата-сетов – 91-100.

На графике Train соответствует этапу тренировки, Validation соответствует этапу тестирования, Test соответствует этапу контрольного тестирования. На этапе тренировки алгоритм вычисляет ошибку между предсказанными данными и фактическими и склоняется к снижению отклонения, выравнивания весов синапсов между нейронами. На этапе тестирования алгоритм оценивает сходимость сети (т.е. насколько точно она предсказывает выходные значения) и прекращает обучение в случае, если сходимость перестает улучшаться. Этап контрольного тестирования никак не влияет на сходимость сети и выполняется с целью проведения независимого тестирования сети до и после тренировки.

При тестировании нейронной модели определено, что максимально возможная ошибка при демонстрации начинается на третьем знаке после запятой, что показывает неплохой результат. Кроме того, такая точность была достигнута на малом количестве статистики. При работе на реальном объекте система способна набрать гораздо большее количество статистики, что может со временем существенно повысить ее точность.

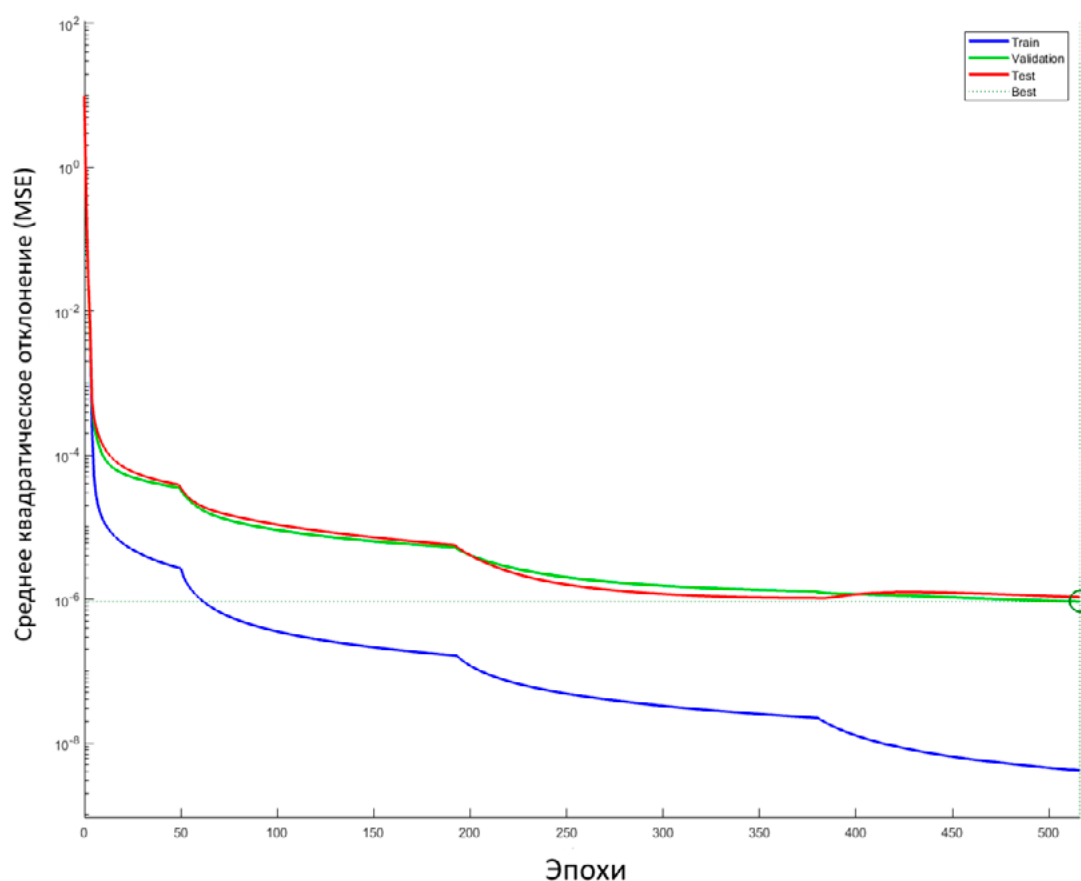


Рис. 5. График зависимости среднеквадратического отклонения от эпох обучения

Организация бухгалтерского и налогового учета

Решение данной задачи сопровождается разработкой нормативной базы. Государство обеспечивает нормативную базу для стимулирования разработок, внедрения и использования новых технологий искусственного интеллекта. Начиная с 01 января 2023 года, Налоговым кодексом Российской Федерации в статье 257 предусмотрено, что при формировании первоначальной стоимости основного средства, включенного в единый реестр российской радиоэлектронной продукции, относящегося к сфере искусственного интеллекта, налогоплательщик вправе учитывать расходы на приобретение с применением коэффициента 1,5 [3].

Новая норма внесена в федеральный закон от 14.07.2022 года № 323-ФЗ.

Согласно введенному дополнению при формировании первоначальной стоимости нематериальных активов в виде исключительных прав на программы для ЭВМ и базы данных, включенные в единый реестр российских программ, организации вправе учитывать в целях налогообложения фактически понесенные расходы на нематериальные активы с применением коэффициента 1,5, также налогоплательщики вправе применять к основной норме амортизации данной группы специальный коэффициент, но не выше 3 [4].

Важно найти в данных реестрах специальный признак, по которому имеется возможность определить, что данное основное средство или нематериальный актив относятся к сфере искусственного интеллекта. Бизнес получил реальное право в 1,5 раза за-

высить первоначальную стоимость основного средства или нематериального актива, если они связаны с искусственным интеллектом.

Минпромторг России принимает решения о включении российской радиоэлектронной продукции в реестр или об ее исключении из реестра, ведет реестр оператор.

Минцифры формируют единый реестр российских программ для ЭВМ и баз данных.

Использование коэффициента 1,5 к осуществленным расходам на приобретение объектов основных средств и нематериальных активов, включенных в соответствующие реестры с признаком отнесения его к искусственному интеллекту, приведет к возникновению постоянной разницы в суммах ежемесячной амортизации в налоговом и бухгалтерском учетах и к начислению постоянного налогового дохода в бухгалтерском учете. Организация ежемесячно будет начислять постоянный налоговый доход в виде суммы налога, приводящей к уменьшению платежей по налогу на прибыль в текущем отчетном периоде.

Дебет 68 субсчет «Расчеты по налогу на прибыль» Кредит 99 «Прибыли и убытки»

Данная бухгалтерская запись будет формироваться ежемесячно до окончания срока полезного использования основного средства или нематериального актива.

Использование ускоренного коэффициента амортизации имеет свои особенности [4,5]:

- первоначальная стоимость объектов нематериальных активов должна быть определена на дату ввода соответствующего амортизируемого имущества в эксплуатацию, поэтому право использование ускоренного коэффициента на амортизируемое имущество не выше 3 имеют объекты нематериальных активов, введенные после 01 января 2023 года в эксплуатацию;

- использование ускоренного коэффициента считается правом, поэтому применять его можно, начиная с момента, когда в учетной политике для целей налогового учета будут внесены изменения;

- льгота (коэффициент не выше 3 к норме амортизации) не действует по нематериальным активам, срок полезного использования которых организации определяют сами;

- повышенный коэффициент можно использовать только в тех налоговых периодах, в течении которых нематериальный актив находится в реестре.

Выводы

Таким образом, развитие искусственного интеллекта в России становится системной задачей. Государство принимает меры по стимулированию и внедрению разработок, связанных с искусственным интеллектом. В Налоговый кодекс Российской Федерации внесены дополнения по основным средствам и нематериальным активам, внесенным в единый реестр российской радиоэлектронной продукции и в единый реестр российских программ, относящиеся к сфере искусственного интеллекта. Повышающий коэффициент 1,5 применяется при формировании первоначальной стоимости основных средств радиоэлектронной продукции и нематериальных активов в виде исключительных прав на программы ЭВМ, относящиеся к сфере искусственного интеллекта и повышающий коэффициент 3 – к норме амортизации данных нематериальных активов с 01 января 2023 года. Возникают постоянные разницы в суммах начисления ежемесячной амортизации в налоговом и в бухгалтерском учетах. Это приводит к начислению постоянного налогового дохода в бухгалтерском учете [4, 5]. Ускоренная амортизация в отношении нематериальных активов в виде исключительных прав на программное обеспечение для ЭВМ и баз данных на основе искусственного интеллекта, включенных в ЕРПЭВМ, является инструментом снижения налога на прибыль.

Работа выполнена в рамках госзадания №123022200044-2 от 22.02.2023.

Библиографический список

1. Потемкин В.Г., Медведев В.С., Нейронные сети. MATLAB 6. Диалог-МИФИ, 2002. 314 с.
2. Сизиков В.С. Обратные прикладные задачи и MatLab: учебное пособие. Издательство «Лань». СПО, 2021. 606 с.
3. Налоговый кодекс Российской Федерации части 1 и 2 (действующая редакция).
4. Федеральный закон № 323-ФЗ от 14.07.2022 г. «О внесении изменений в часть вторую Налогового кодекса Российской Федерации».
5. Письмо Минфина Российской Федерации от 08.11.2022 г. № 03-03-06/1/10824.