

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Сибирский государственный индустриальный университет»**

**НАУКА И МОЛОДЕЖЬ:
ПРОБЛЕМЫ, ПОИСКИ, РЕШЕНИЯ**

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

ВЫПУСК 26

*Труды Всероссийской научной конференции
студентов, аспирантов и молодых ученых
17 – 18 мая 2022 г.*

ЧАСТЬ V

Под общей редакцией профессора С.В. Коновалова

**Новокузнецк
2022**

ББК 74.48.288
Н 340

Редакционная коллегия:

д-р техн. наук, профессор Коновалов С.В.,
д-р техн. наук, профессор Кулаков С.М.,
канд. техн. наук, доцент Алешина Е.А.,
канд. техн. наук, доцент Чаплыгин В.В.
канд. техн. наук, доцент Риб С.В.
канд. техн. наук, доцент Шевченко Р.А.

Н 340

Наука и молодежь: проблемы, поиски, решения: труды Всероссийской научной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, 17–18 мая 2022 г. Выпуск 26. Часть V. Технические науки / Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Сибирский государственный индустриальный университет ; под общ. ред. С.В. Коновалова – Новокузнецк; Издательский центр СибГИУ, 2022. – 446 с. : ил.

ISSN 2500-3364

Представлены труды Всероссийской научной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых по результатам научно-исследовательских работ. Пятая часть сборника посвящена актуальным вопросам в области новых информационных технологий и систем автоматизации управления, строительства, перспективных технологий разработки месторождений полезных ископаемых, металлургических процессов, технологий, материалов и оборудования

Материалы сборника представляют интерес для научных и научно-технических работников, преподавателей, аспирантов и студентов вузов.

ISSN 2500-3364

© Сибирский государственный
индустриальный университет, 2022

РАЗРАБОТКА КОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ МНОГОМЕРНОЙ БЕЗУСЛОВНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ГРАДИЕНТНЫМ МЕТОДОМ

Четвертков Е.В.

Научный руководитель: д-р техн. наук, доцент Рыбенко И.А.

*Сибирский государственный индустриальный университет,
Новокузнецк, e-mail: egorchetvertkov@list.ru*

В статье приводится анализ алгоритма градиентного метода на основе его программной реализации. В частности, проводится анализ влияния настраиваемых параметров алгоритма на эффективность его работы. Также исследуются причины неудач при использовании градиентного метода оптимизации.

Ключевые слова: многомерная безусловная оптимизация, градиентный метод, алгоритм, результаты исследований.

Решение задачи многомерной безусловной оптимизации заключается в нахождении вектора X^* , такого, что при его подстановке в целевую функцию она достигает минимального значения без наложения дополнительных ограничений. В таком случае множество допустимых значений совпадает с областью определения целевой функции. В формуле (1) представлена математическая запись постановки задачи [1].

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= f(X) \\ f(X^*) &\rightarrow \min(f(X)) \end{aligned} \quad (1)$$

Для решения задачи многомерной безусловной оптимизации разработано большое число методов. Одним из них является градиентный метод.

Градиентный метод лежит в основе большого числа методов оптимизации первого порядка таких как градиентный метод с моментами (SGD), RMSprop, NAdam, Adamax, Adam, Adagrad, Adadelata и т.д. [2] Семейство градиентных методов широко применяется для решения задач оптимизации функции потерь в нейронных сетях, а также для решения инженерных задач. Популярность методов первого порядка обусловлена простотой их реализации.

Таким образом, понимание основ работы градиентного метода и знание его основных характеристик является важным для специалистов широкого профиля от аналитиков до программистов.

Суть градиентного метода проста – в заданной начальной точке рассчитывается градиент целевой функции. Градиент функции показывает направление наискорейшего роста функции, таким образом для нахождения минимального значения функции необходимо сделать шаг в направлении

противоположном градиенту, а для поиска максимума – в сторону вектора градиента. Таким образом, новая точка рассчитывается по формуле (2).

$$X^{k+1} = X^k + \lambda_k \cdot S^k \quad (2)$$

где X^{k+1} – новая точка;

X^k – предыдущая точка;

$\lambda_k > 0$ – шаг;

$S^k = -\frac{\nabla f(x^k)}{\|\nabla f(x^k)\|}$ – единичный вектор в направление наискорейшего спуска.

В качестве критерия останова [3] предлагает несколько возможных вариантов: на основе малости приращения аргумента (3), на основе малости изменения градиента (4), на основе малости приращения функции (5) или различная их комбинация.

$$\|X^{k+1} - X^k\| \leq \varepsilon \quad (3)$$

$$\|\nabla f(X^{k+1})\| \leq \varepsilon \quad (4)$$

$$\|f(X^{k+1}) - f(X^k)\| \leq \varepsilon \quad (5)$$

Как можно заметить основными параметрами классического градиентного метода являются: начальная точка, величина шага и точность поиска.

В ходе исследований градиентного метода было выдвинуто и подтверждено несколько гипотез.

Существует зависимость числа расчетов от начальной точки. Чем ближе к истинному минимуму находится начальная точка, тем меньше шагов будет сделано. На основе полученных данных было построено корреляционное поле, представленное на рисунке 1, и вычислен коэффициент парной корреляции, который составил 0,993.

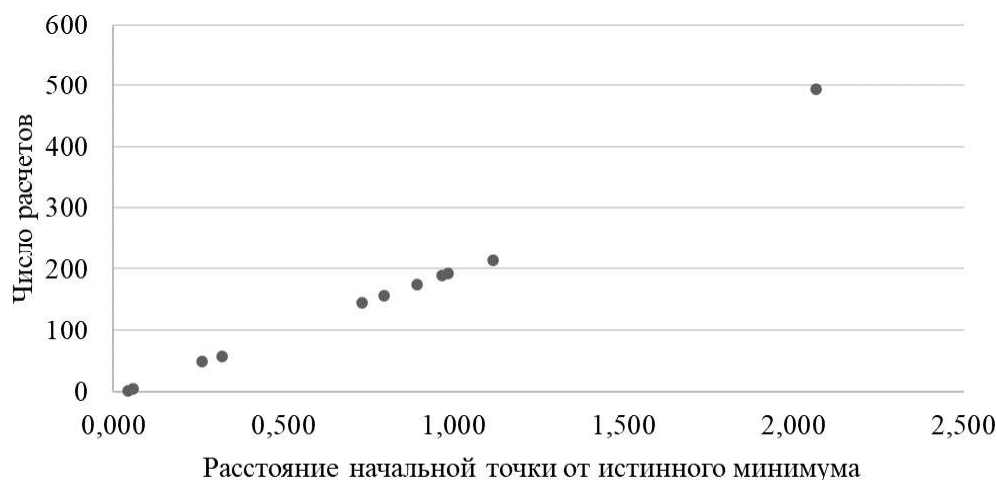


Рисунок 1 – Корреляционное поле число расчетов – близость начальной точки к истинной точке минимума

Существует зависимость между числом расчетов и выбранным шагом. Чем меньше шаг, тем больше расчетов будет сделано, при этом зависимость между числом расчетов и величиной шага имеет явно выраженный гиперболический характер (рисунок 2).

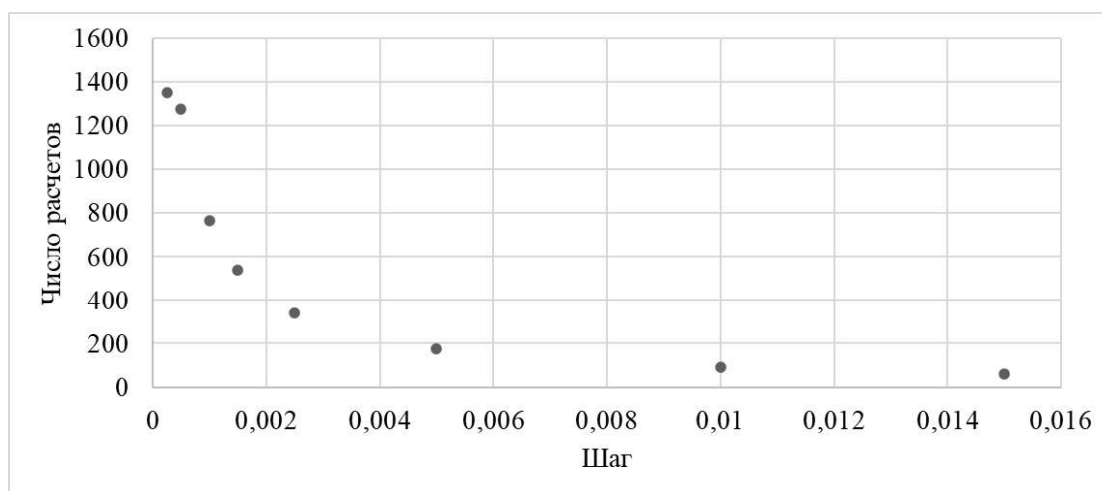


Рисунок 2 – Корреляционное поле число расчетов – величина шага

Существует зависимость между числом расчетов и заданной точностью расчетов. Чем меньше точность расчетов, тем больше будет расчетов. На рисунке 3 приведено корреляционное поле, показывающее зависимость числа расчетов от точности поиска. По результатам обработки данных коэффициент корреляции составил -0,997. Что говорит о сильной обратной связи.

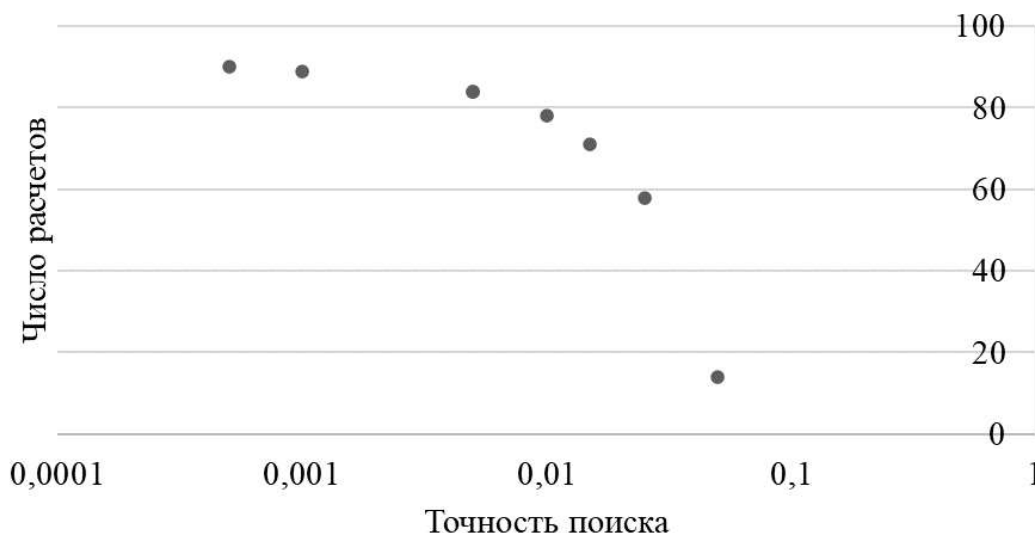


Рисунок 3 – Корреляционное поле число расчетов – точность поиска

В зависимости от рельефа плоскости, описываемой целевой функцией, и начальных настроек градиентный метод может найти локальный минимум или седловую точку, а не глобальный минимум. Для этого используем функцию вида (6).

$$f(a,b) = (\sin(b) - \cos(a))^2 - (\sin(a) + \cos(b))^2 \quad (6)$$

Как показали опыты градиентный метод в 75 % случаев находит минимальное значение функции, а в 25 % находит локальный минимум функции. Что подтверждает гипотезу.

Существует зависимость между числом расчетов и максимальной степенью оптимизируемой функции. Чем больше максимальная степень функции, тем меньше расчетов.

Из анализа полученных данных видно, что в среднем при увеличении степени оптимизируемой функции число итераций градиентного метода для нахождения минимума уменьшается. В то же время растет удаление найденного минимума от истинной точки минимума. При этом удаление от истинной точки минимума возрастает быстрее, чем падает число расчетов (рисунок 4).

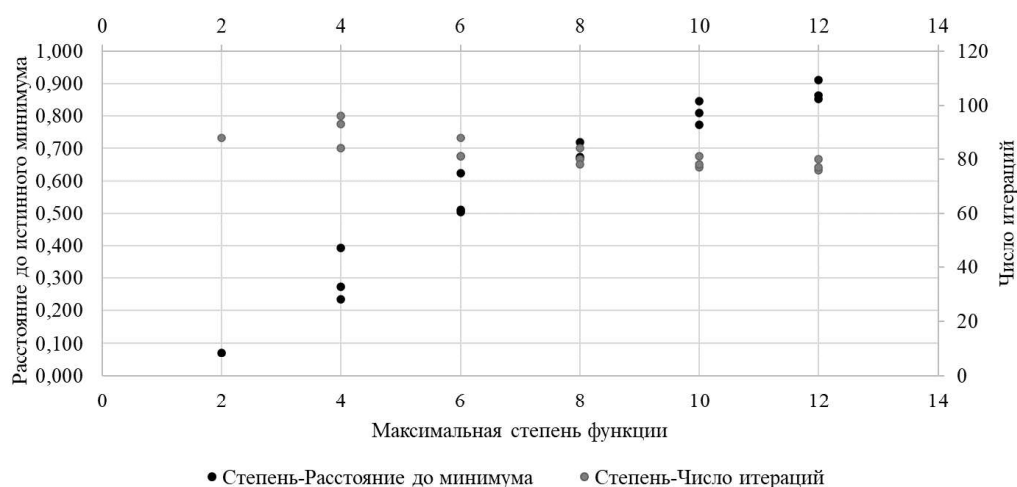


Рисунок 4 – Корреляционное поле Степень – Расстояние до истинного минимума Степень – Число итераций

Градиентный метод может не сойтись за конечное число итераций, из-за неправильно заданных параметров. При большой, относительно шага, точности поиска алгоритм делает всего один шаг. Таким образом итоговая точность расчетов является неудовлетворительной. В свою очередь при большом значении шага относительно точности поиска градиентный метод не сходится.

Из анализа полученных результатов можно вывести правило выбора пары шаг-точность поиска: точность поиска и шаг должны иметь одну разрядность или шаг должен быть на один-два порядка больше, чем точность поиска. В таком случае градиентный метод сойдется за конечное число итераций и при этом покажет удовлетворительный результат.

Библиографический список

1. Токарев, В. В. Методы оптимизации : учебное пособие для бакалавриата и магистратуры / В. В. Токарев. — Москва : Издательство Юрайт, 2018. — 440 с. — (Бакалавр и магистр. Академический курс). — ISBN 978-5-534-04712-7. — Текст : электронный // Образовательная платформа Юрайт [сайт]. с. 19 — URL: <https://urait.ru/bcode/407540/p.19> (дата

обращения: 08.03.2022).

2. Строим градиентные алгоритмы оптимизации Adam, RMSProp, Adagrad, Adadelta // Про программирование URL: <https://proproprogs.ru/tensorflow/tf-stroim-gradientnye-algoritmy-optimizacii-adam-rmsprop-adagrad-adadelta> (дата обращения: 05.04.2022).

3. Федунец, Н. И. Методы оптимизации : учебное пособие / Н. И. Федунец, Ю. Г. Черников. – Москва : Горная книга, 2009. – 376 с. – Режим доступа: по подписке. – URL: <https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=229023> (дата обращения: 11.03.2022). – ISBN 978-5-7418-0557-2. – Текст : электронный.

УДК 004.932

СРАВНЕНИЕ АРХИТЕКТУР НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ЗАДАЧИ РАСПОЗНОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Четвертков Е.В.

Научный руководитель: канд. техн. наук, доцент Кораблина Т.В.

*Сибирский государственный индустриальный университет,
Новокузнецк, e-mail: egorchetvertkov@list.ru*

В статье рассматриваются популярные архитектуры нейронных сетей, хорошо зарекомендовавшие себя в задачи распознавания изображений. В качестве набора данных используется изображения грибов Сибирского федерального округа, разбитые на пятьдесят классов. Предлагается архитектура нейронной сети для работы на мобильном устройстве, не уступающая известным нейронным сетям.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, архитектура нейронных сетей, сверточные нейронные сети, распознавание изображений, классификация.

Задача распознавания изображений находит применение во многих сферах деятельности человека. Производительность современных мобильных устройств достигла такого уровня, что позволяет запускать нейронные сети прямо на устройстве, в результате чего, потребность в сервере отпадает, этот факт подтверждается исследованиями TensorFlow [1]. Тем не менее, мобильные устройства все еще не позволяют работать с большими глубокими нейронными сетями.

Использование нейронной сети непосредственно на устройстве открывает широкие возможности. Нейронные сети, работающие непосредственно на мобильном устройстве, могут пригодиться при идентификации объектов или ведении расчетов в любом месте, и даже там, где нет доступа к интернету. Так, например, незадачливый грибник в лесу может определить съедоб-

СОДЕРЖАНИЕ

I НОВЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И СИСТЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ УПРАВЛЕНИЯ.....	3
АНАЛИЗ И ВЫБОР СИСТЕМЫ ДИСТАНЦИОННОГО ГОЛОСОВАНИЯ ПРИМЕНИТЕЛЬНО К ЖИЛЬЦАМ МНОГОКВАРТИРНОГО ЖИЛОГО ДОМА <i>Тишанинов Ю.Ю.</i>	3
СИСТЕМА ИНФОРМАЦИОННОЙ ПОДДЕРЖКИ БЕРЕЖЛИВОГО ПРОИЗВОДСТВА <i>Хроменко П.А., Кокорев И.С.</i>	8
К ОПРЕДЕЛЕНИЮ ОПТИМАЛЬНОЙ СТРУКТУРЫ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ <i>Загидулин И.Р., Саламатин А.С., Попов А.С.</i>	12
РАЗРАБОТКА ИНФРАКРАСНОЙ ПАЯЛЬНОЙ СТАНЦИИ С АВТОМАТИЧЕСКОЙ ЗАЩИТОЙ ОТ ПЕРЕГРЕВА <i>Казанцев М.Е., Попов А.С.</i>	17
РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО МОДУЛЯ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ НАБЛЮДЕНИЯ ЗА КОСМИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ. <i>Попов А.С., Казанцев М.Е.</i>	22
О ПРИМЕНЕНИИ РОБОТОТЕХНИКИ В КОСМОСЕ <i>Ефименко З.А.</i>	25
РАЗВИТИЕ БИОНИЧЕСКИХ ПРОТЕЗОВ <i>Широченко Д.С.</i>	29
АНАЛИЗ РЯДОВ ДАННЫХ, ХАРАКТЕРИЗУЮЩИХ ДОРОЖНО- ТРАНСПОРТНЫЕ ПРОИСШЕСТВИЯ В Г. НОВОКУЗНЕЦКЕ <i>Бондаренко А.Д.</i>	33
МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В СИСТЕМЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ <i>Бычков А.Г., Савинов Н.С.</i>	38
РАЗРАБОТКА КОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ МНОГОМЕРНОЙ БЕЗУСЛОВНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ГРАДИЕНТНЫМ МЕТОДОМ <i>Четвертков Е.В.</i>	43
СРАВНЕНИЕ АРХИТЕКТУР НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ ЗАДАЧИ РАСПОЗНОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ <i>Четвертков Е.В.</i>	47
ПРОГРАММНО-АППАРАТНЫЙ КОМПЛЕКС КОНТРОЛЯ ВЫДАЧИ КЛЮЧЕЙ ОТ АУДИТОРИЙ <i>Сенчуков А.В.</i>	50
ЛАБОРАТОРНЫЙ СТЕНД ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ МИКРОПРОЦЕССОРНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ <i>Рогожников И.П.</i>	53