

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра дискретной математики и информационных технологий

**РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ АНСАМБЛЕВЫМИ МЕТОДАМИ
МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 271 группы
направления 09.04.01 — Информатика и вычислительная техника
факультета КНиИТ
Ашанина Ильи Степановича

Научный руководитель
профессор

Л. В. Кальянов

Заведующий кафедрой
доцент, к. ф.-м. н.

Л. Б. Тяпаев

Саратов 2025

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время данные хранятся в цифровом виде и их объём превышает доступный для ручной обработки человеком, поэтому возникает необходимость решения задачи обработки данных с использованием компьютерных технологий таких как нейронные сети.

Распознавание визуальных образов представляет собой один из важнейших компонентов систем управления и обработки информации, автоматизированных систем и систем принятия решений. Алгоритмическая обработка и классификация изображений применяются в системах безопасности, контроля и управления доступом, в системах видеонаблюдения, системах виртуальной реальности и информационных поисковых системах. В настоящий момент в производстве широко используются системы распознавания рукописного текста, автомобильных номеров, отпечатков пальцев или человеческих лиц, находящие применение в интерфейсах программных продуктов, системах безопасности и идентификации личности, а также в других прикладных целях. Таким образом данная задача является актуальной в современном мире.

Решение задачи распознавания изображений возможно с применением методов машинного обучения. Также для повышения точности алгоритма применяются ансамблевые методы машинного обучения. Ансамблевые методы машинного обучения представляют собой подход, который позволяет объединять несколько моделей для получения улучшенных результатов. Этот метод основан на идее обучения нескольких базовых классификаторов на одной и той же обучающей выборке и комбинации их предсказаний для новых тестируемых объектов.

Целью данной работы является изучение интеллектуальных методов распознавания образов, анализ существующих решений, а также изучение ансамблевых методов машинного обучения и методов оптимизации их обучения для улучшения точности распознавания.

Для достижения цели решались следующие задачи:

- Изучение методов распознавания образов и машинного обучения
- Анализ архитектур сверточных нейронных сетей (СНС) и ансамблевых подходов
- Исследование метода оптимизации роем частиц (PSO) для обучения ансамблей

- Реализация и сравнение моделей на датасетах MNIST, CIFAR-100 и Fashion MNIST

В работе использовались:

Датасеты:

- MNIST (рукописные цифры)
- CIFAR-100 (изображения объектов)
- Fashion MNIST (изображения одежды)

Библиотеки:

- TensorFlow
- Keras
- NumPy

Методы:

- Ансамбли СНС
- Градиентный бустинг
- PSO

Структура работы Магистерская работа разделена на 2 раздела: теоретическая и практическая части. Каждый из разделов состоит из нескольких глав, которые описывают различные этапы реализации модели нейронной сети и её оптимизации.

Работа состоит из 6 глав:

1. Методы распознавания графических образов
2. Методы машинного обучения
3. Обзор существующих решений
4. Ансамблевые методы машинного обучения
5. Применение PSO в нейронных сетях
6. Практическая реализация и анализ результатов

Научная новизна и значимость

- Предложен метод оптимизации весов ансамбля нейронных сетей с использованием PSO
- Доказано повышение точности распознавания на 1.2–7.1% и увеличения скорости обучения моделей для различных датасетов
- Результаты могут быть применены в системах компьютерного зрения и обработки изображений

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Ниже описано краткое содержание этапов магистерской работы.

Во введении обосновывается актуальность выбранной темы магистерской работы, определяются цели и задачи. В главах теоретической части подробно рассматриваются технологии используемые для достижения поставленной в работе задачи, а также основные термины относящиеся к работе.

В первом разделе подробно рассматривается задача распознавания образов. Для системы обработки информации образ — это совокупность данных об объекте или явлении, включающая параметры и связи. Параметры представляют собой количественные характеристики, полученные с помощью измерительных систем или математических моделей. Связи могут описывать как внутреннюю структуру образа, так и особенности его поведения, если мы имеем дело с динамическим объектом или процессом. Также рассмотрены основные методы применяемые для распознавания образов:

- **Статистические методы:** основаны на теореме Байеса, но требуют чёткого разделения классов.
- **Структурные методы:** используют графы и семантические сети для описания сложных объектов.
- **Методы распознавания по признакам:** включают геометрические и структурные характеристики, такие как контуры и текстуры.

Во втором разделе изучены методы машинного обучения, в том числе рассматривается технология сверточной нейронной сети применяемая в работе. Подробно рассмотрено преимущества данного класса нейронных сетей для работы с изображениями:

- **Сверточные нейронные сети (СНС):** архитектура включает слои свёртки, пулинга и полносвязные слои.
- **Ансамблевые методы:**
 - Случайный лес: комбинация деревьев решений с уменьшением переобучения.
 - Градиентный бустинг: последовательное обучение моделей с коррекцией ошибок.

В третьем разделе проведён обзор современных архитектур СНС используемых для распознавания изображений:

- AlexNet, VGG, ResNet: сравнительный анализ точности (ResNet показал

top-5 ошибку 3.57%).

- Inception: использование параллельных свёрток для улучшения производительности.

В результате анализа в работе можно увидеть, что различный подход в построении нейронной сети может влиять на точность распознавания. Анализ разных подходов при реализации собственного ансамблевого метода распознавания изображений позволяет добиться большей эффективности и точности.

В четвёртом разделе исследованы ансамблевые методы, которые позволяют создавать несколько моделей, а затем комбинировать их для получения улучшенных результатов. Подробно рассмотрены способы их построения, плюсы и минусы подхода:

- Бэггинг: усреднение предсказаний независимых моделей.
- Бустинг: последовательное улучшение моделей.
- PSO для ансамблей: оптимизация весов моделей методом роя частиц.

Наиболее тщательно в разделе описан метод оптимизации роем частиц, так как он будет применен в практической части работы. Метод оптимизации роем частиц Оптимизация роя частиц (particle swarm optimization - PSO) - устоявшийся метод оптимизации параметров. Он представляет собой метод адаптивной оптимизации на основе совокупности, на который влияют несколько "параметров стратегии". Выбор разумных значений параметров для PSO имеет решающее значение для его сходимости и зависит от задачи оптимизации.

В пятом разделе описаны преимущества применения метода оптимизации роем частиц для оптимизации времени обучения ансамбля моделей нейронных сетей:

- Устойчивость к локальным минимумам.
- Возможность параллельного обучения.
- Применение для настройки весов нейронных сетей.

PSO широко используется при обучении нейронных сетей для настройки их весовых коэффициентов и гиперпараметров. В отличие от традиционных методов, таких как градиентный спуск, который полагается на дифференцируемые функции ошибок, PSO позволяет находить оптимальные веса даже в случае, когда ошибка сложно дифференцирована или нелинейна.

В практической части магистерской работы было разработано несколько моделей ансамблей нейронных сетей, проведен анализ улучшения точности

распознавания на нескольких наборах данных, произведена оптимизация ансамблевого подхода методом PSO и проанализированны результаты экспериментов.

В шестом разделе продемонстрирована практическая реализация метода на языке Python с использованием библиотек машинного обучения TensorFlow и Keras:

Эксперименты с ансамблями:

- На датасете MNIST точность повысилась с 97.2% (одиночная СНС) до 98.4% (ансамбль + PSO).
- На CIFAR-100 прирост составил 7.1%.

Результаты можно увидеть в таблицах **1** и **2**.

Таблица 1 – Результаты модели нейронной сети для набора данных MNIST

Метод	Точность	Прирост
Одиночная СНС	97.2%	—
Ансамбль (равные веса)	97.8%	+0.6%

Таблица 2 – Результаты модели нейронной сети для набора данных CIFAR-100

Метод	Точность	Прирост
Одиночная СНС	36.1%	—
Ансамбль (равные веса)	41.7%	+5.6%

Оптимизация PSO:

Также результат для одного из набора данных был визуализирован в графике как показано на рисунке 1.

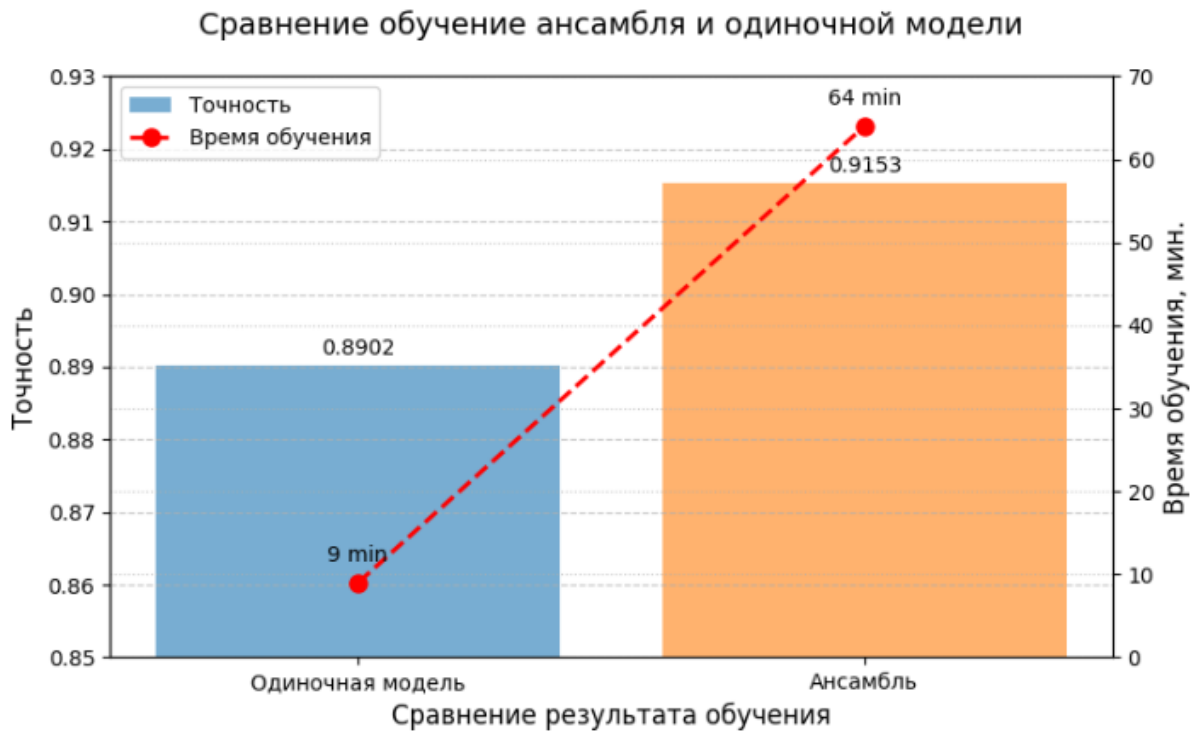


Рисунок 1 – Сравнение скорости и точности обучения моделей

Также были проведены эксперименты после внедрения метода оптимизации роём частиц результат можно увидеть на рисунках 2, 3.

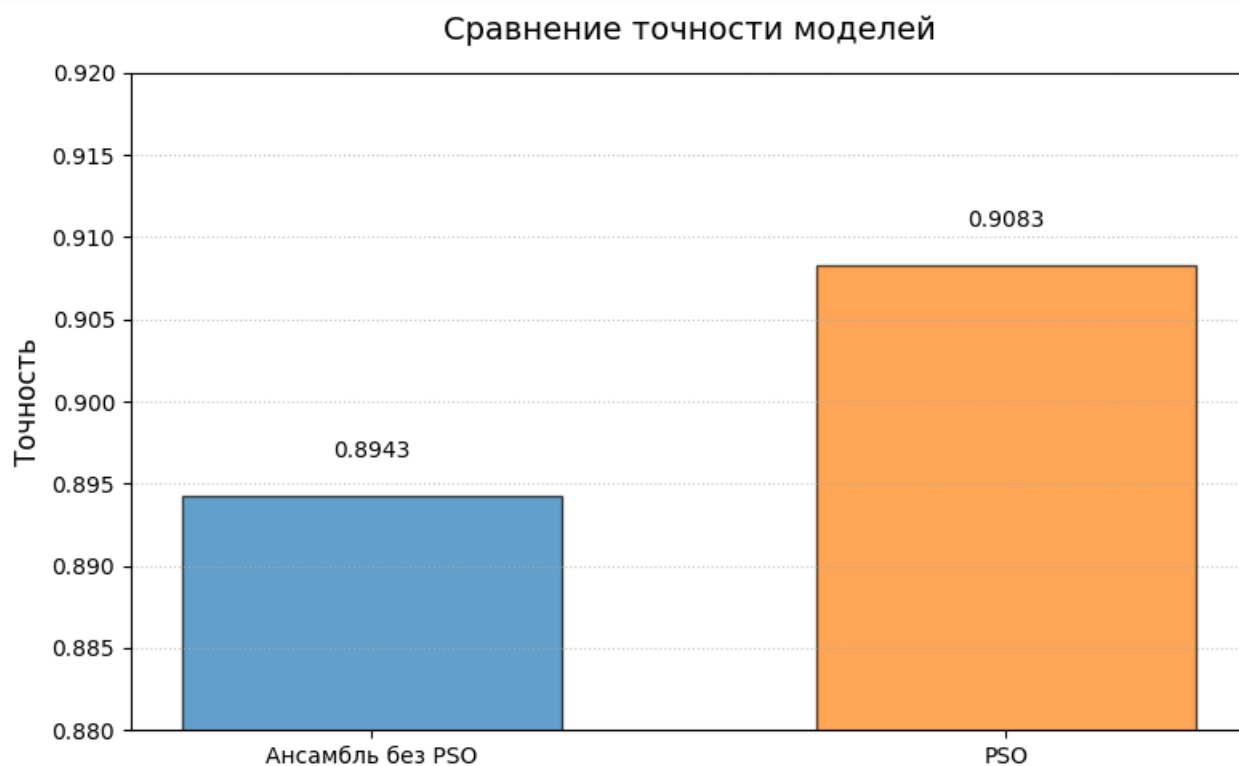


Рисунок 2 – Сравнение точности обучения разработанной модели

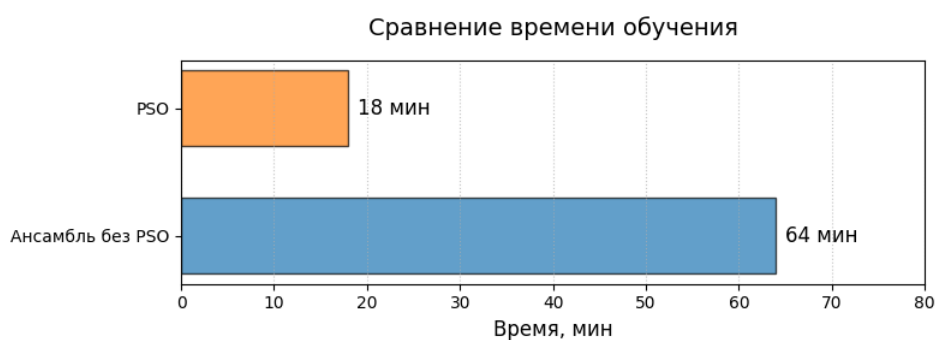


Рисунок 3 – Сравнение времени обучения разработанной модели

- Улучшение точности ансамбля с 89% до 92% на Fashion MNIST.
- Сокращение времени обучения на 46 минут (с 64 до 18 минут).

Оптимизация была применена ко всем 3 наборам данных и кроме ускорения обучения было достигнуто улучшение точности что можно наблюдать в таблицах 3 и 4.

Таблица 3 – Результат применения разработанной модели к датасету MNIST

Метод	Точность	Прирост
Одиночная СНС	97.2%	—
Ансамбль (равные веса)	97.8%	+0.6%
Ансамбль + PSO	98.4%	+1.2%

Таблица 4 – Результат применения разработанной модели к датасету CIFAR-100

Метод	Точность	Прирост
Одиночная СНС	36.1%	—
Ансамбль (равные веса)	41.7%	+5.6%
Ансамбль + PSO	43.2%	+7.1%

Анализ результатов

- Разработан ансамбль СНС с оптимизацией PSO, показавший высокую точность и скорость обучения.
- Метод PSO доказал эффективность для задач компьютерного зрения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе был проведен анализ различных методов применяемых для распознавания образов. Были рассмотрены существующие реализации нейронных сетей для распознавания изображений. Проанализированы преимущества различных подходов в построении ансамблевых сетей.

Рассмотрены ансамблевые методы машинного обучения и проведено сравнение точности их распознавания относительно простой сверточной нейронной сети. Был проведен детальный анализ преимуществ и недостатков ансамблевых алгоритмов, а также рассмотрены возможности улучшения точности распознавания через объединение нескольких нейронных сетей в ансамбли. Проанализированы недостатки ансамблевого подхода, решением которых стала оптимизация времени обучения методом роя частиц. Были достигнуты все поставленные задачи.

Практическая часть работы продемонстрировала эффективность метода PSO при обучении моделей нейронных сетей. Эксперименты показали, что использование PSO позволяет значительно улучшить точность ансамбля моделей по сравнению с традиционными методами, такими как градиентный спуск. Это подтверждает предположение о том, что PSO способен находить оптимальные веса и в комбинации с ансамблевым подходом повышать точность модели. В дальнейшем возможно применение разработанной модели в реальных диагностических задачах.

Основные источники информации:

1. Чабан Л.Н. Теория и алгоритмы распознавания образов. Москва: Изд. МИИГайК, 2004. С. 5-20.
2. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. Вып. №33, 1978. С. 5–68.
3. Дмитриенко В.Д., Хавина И.П., Заковоротный А.Ю., Липчанский М.В., Мезенцев Н.В. Методы и алгоритмы систем искусственного интеллекта. Харьков: Изд. НТУ «ХПИ», 2014. С. 272.
4. Иванов В.М. Интеллектуальные системы: учебное пособие. Екатеринбург: Изд. Урал. ун-та, 2015. С. 92.
5. Бахтин А.В., Ремизова И.В. Элементы искусственного интеллекта в системах управления: учебное пособие. СПб.: Изд. СПбГТУРП, 2014. С.

6. Мазуров В.Д. Математические методы распознавания образов. Екатеринбург: Изд. Урал, 2010. С. 101.
7. Зенин А.В. Анализ методов распознавания образов // Молодой ученый, 2017. Вып. № 16. С. 125-130.
8. Рашка С. Python и машинное обучение, пер. с англ. А. В. Логунова. М.: Изд. ДМК Пресс, 2017. С. 418.
9. Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф. Искусственные нейронные сети и приложения. Казань: Изд. Казан. ун-та, 2018. С. 121.
10. Медведева Е.Н. Искусственные нейронные сети: новое искусство и трансформация проблемы авторства // Цифровой ученый: лаборатория философа, Том. 2, 2019. С. 146–158.
11. Муаль М.Н.Б., Козырев Д.В. Применение сверточных нейронных сетей для обнаружения и распознавания изображений на основе самописного генератора // Современные информационные технологии и ИТ-образование, Том 18, № 3, 2022. С. 507-515.
12. Чайка К.В., Шестопалов Р.П. Оценивание качества обучения нейросетевых алгоритмов обработки информации // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования, 2021, № 2. С. 17-26.
13. Кашницкий Ю. С., Игнатов Д. И. Ансамблевый метод машинного обучения, основанный на рекомендации классификаторов // Интеллектуальные системы. Теория и приложения, 2015, Том 19, № 4. С. 37–55.
14. Власенко М. Ансамблевые методы машинного обучения в скоринге розничных клиентов // Весник, 2023, № 3/716, С. 41–48.
15. Бондаренко В. А., Попов Д. И. Исследование и разработка алгоритмов к формированию эффективного ансамбля сверточных нейронных сетей для классификации изображений // Программные системы и вычислительные методы, 2024, С. 48–66.
16. Мюллер А., Гвидо С. Введение в машинное обучение с помощью Python. Руководство для специалистов по работе с данными. Пер. с англ. Груздев А. В. Изд. Вильямс, 2022 г. С. 100–110.
17. Карпенко А. П., Селиверстов Е.Ю. Обзор методов роя частиц для задачи глобальной оптимизации (Particle Swarm Optimization), Машиностроение

и компьютерные технологии, 2009. № 3, С. 2.

18. Ермаков Б. С. Метод роя частиц с адаптивными социальной и когнитивной компонентами, Моделирование, оптимизация и информационные технологии, 2019 Т. 7, № 3, С. 6.