

Министерство образования и науки Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ КАФЕДРА	«Информатики и систем управления»
	Системы обработки информации и управления

Дисциплина «Методы машинного обучения»

ДОМАШНЕЕ ЗАДАНИЕ

Студент	Сахарова Е. К. ИУ5-21М
Преподаватель	Гапанюк Ю. Е.

Оглавление

1 Постановка задачи.....	3
2 Теоретическая часть.....	3
2.1 Введение.....	3
2.2 PointNet.....	3
2.3 PointNet++	4
2.4 Наборы данных.....	5
2.5 Оценка качества	6
2.6 Улучшение классификации.....	8
3 Практическая часть	10
3.1 Классификация PointNet.....	10
3.2 Классификация PointNet++	11

1 Постановка задачи

Был проанализирован ресурс «paperswithcode», который включает описание нескольких тысяч современных задач в области машинного обучения. Для анализа в рамках домашнего задания были выбраны были выбраны две актуальные работы в области классификации облака точек: «PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation» и «PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space». Далее рассмотрим цели, ключевые подходы и результаты, представленные в выбранных статьях.

2 Теоретическая часть

2.1 Введение

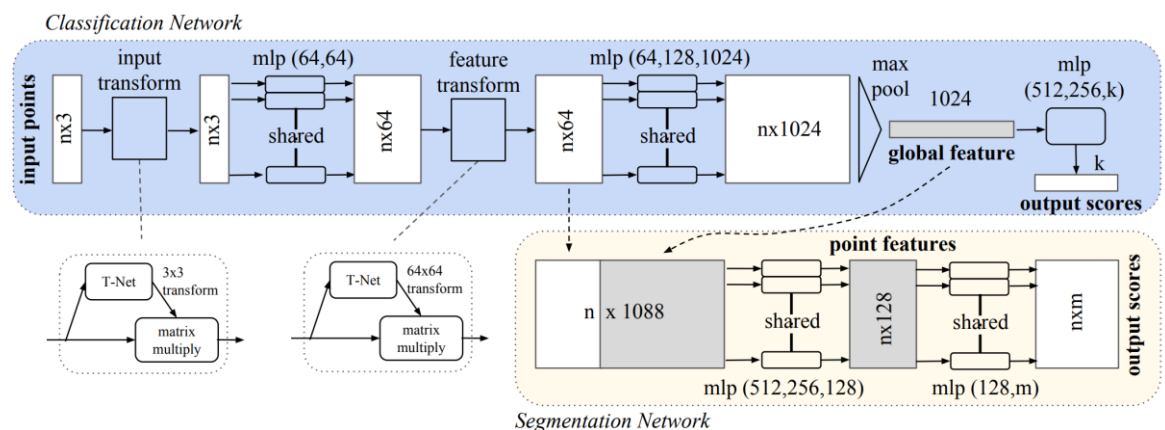
Классификация облаков точек - сложная задача в области компьютерного зрения и дистанционного зондирования. Обычно облака точек генерируются лидарными датчиками и содержат большое количество точек, которые представляют различные объекты в окружающей среде. Точная классификация этих точек необходима для таких применений, как автономное вождение, городское планирование и мониторинг окружающей среды. В последние годы методы глубокого обучения продемонстрировали большой потенциал в классификации облаков точек, причем PointNet и PointNet++ являются двумя наиболее популярными методами. PointNet – это архитектура глубокого обучения, которая непосредственно обрабатывает облака точек, в то время как PointNet++ – это улучшенная версия, которая собирает локальную структурную информацию между точками. В этой работе будут рассмотрены методы PointNet и PointNet++ и оценены их сильные и слабые стороны в классификации облаков точек.

2.2 PointNet

PointNet – это архитектура глубокого обучения для классификации облаков точек, которая была представлена Qi et al. в 2017 году. Метод

непосредственно обрабатывает облака точек, которые представляют собой наборы трехмерных данных, представляющие различные объекты в окружающей среде. PointNet – это сверточная нейронная сеть, которую можно обучать от начала до конца, чтобы классифицировать облака точек по различным категориям.

Архитектура PointNet состоит из нескольких уровней, которые обрабатывают входное облако точек. Первый уровень преобразует каждую точку в пространство более высокого измерения с помощью общего многослойного персептрона (MLP). Второй уровень применяет операцию максимального объединения к преобразованным точкам, чтобы получить глобальный вектор объектов, который суммирует все облако точек. Затем глобальный вектор признаков пропускается через несколько полностью связанных слоев для получения окончательного результата классификации.



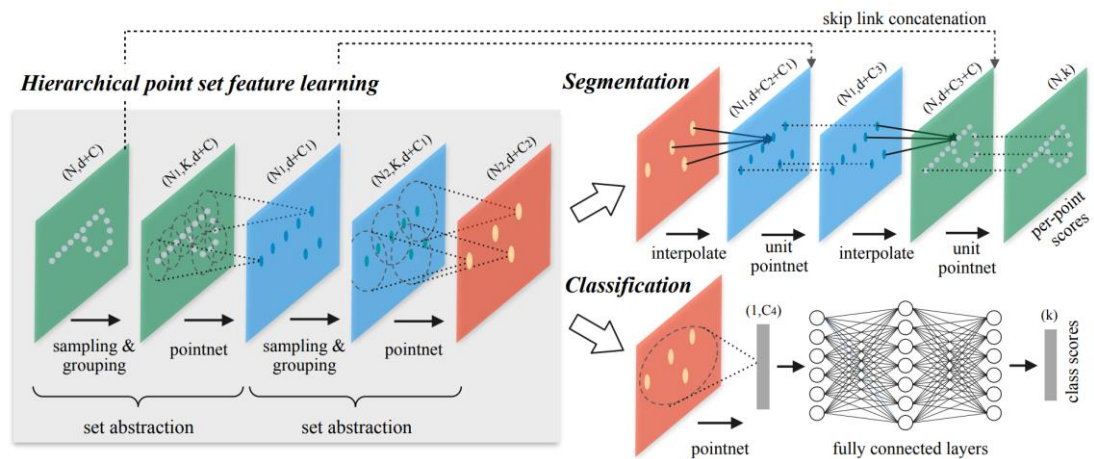
Одним из ключевых преимуществ PointNet является его способность обрабатывать облака точек различных размеров и плотности. Метод достигает этого за счет использования симметричной функции для агрегирования информации из каждой точки облака. Это гарантирует, что выходные данные сети инвариантны к порядку расположения точек во входном облаке.

2.3 PointNet++

PointNet++ – это расширение архитектуры PointNet, которая была представлена Qi и соавторами в 2017 году. PointNet++ предназначен для

сбора локальной структурной информации между точками в облаке точек, которая может быть важна для точной классификации.

Архитектура PointNet++ состоит из нескольких этапов, которые обрабатывают входное облако точек. Первый этап – это установленный уровень абстракции, который отбирает подмножество точек из входного облака и группирует их в локальные области. Второй этап – это уровень распространения объектов, который собирает информацию из соседних точек в пределах каждой локальной области и использует ее для обновления объектов каждой точки. Этот процесс повторяется несколько раз для извлечения все более сложных объектов из облака точек.



Одним из ключевых нововведений PointNet++ является использование иерархической нейронной сети для сбора локальной структурной информации. Сеть состоит из нескольких уровней, каждый из которых обрабатывает локальные регионы разного масштаба. Это позволяет сети получать как мелкозернистую, так и крупнозернистую структурную информацию из облака точек.

2.4 Наборы данных

Наборы данных ModelNet10, ModelNet40 и ShapeNet являются популярными наборами данных для классификации объектов на основе облака точек и 3D-моделей.

- ModelNet10 – это набор данных, содержащий 4899 моделей из 10 классов, таких как стулья, столы, кровати, диваны, столы для журналов, тумбы для телевизоров, шкафы, настольные лампы, двери и книжные полки. Каждая модель представлена в виде облака точек, состоящего из нескольких тысяч точек. Набор данных ModelNet10 был создан для обучения и тестирования алгоритмов классификации объектов на основе облака точек.
- ModelNet40 – это расширенная версия набора данных ModelNet10, содержащая 12311 моделей из 40 классов, таких как автомобили, стулья, столы, двери и многие другие. Каждая модель также представлена в виде облака точек.
- ShapeNet – это еще более крупный набор данных, содержащий более 55 тысяч 3D-моделей из 55 классов, таких как мебель, транспортные средства, животные, растения и др. Каждая модель представлена в виде набора мешей (meshes), состоящих из множества треугольников, а также в виде облака точек.

Эти наборы данных являются важными для разработки и тестирования алгоритмов классификации объектов на основе облака точек и 3D-моделей. Они также используются для оценки производительности различных алгоритмов и сравнения результатов.

2.5 Оценка качества

Для оценки качества используются различные метрики, которые позволяют оценить как точность классификации, так и время обучения и предсказания модели. Некоторые из наиболее распространенных метрик для оценки качества классификации облака точек включают в себя:

1. Accuracy (точность) – это метрика, которая измеряет, насколько точно модель классифицирует объекты.
2. F1-score – это метрика, которая учитывает и точность, и полноту (recall) модели.

3. Confusion matrix (матрица ошибок) – это матрица, которая показывает, сколько объектов каждого класса было правильно и неправильно классифицировано моделью. Матрица ошибок может быть полезна для определения наиболее частых ошибок, допускаемых моделью, и может помочь в дальнейшем улучшении модели.
4. Training time (время обучения) – это метрика, которая измеряет, сколько времени затрачивается на обучение модели на тренировочных данных. Время обучения может быть важным фактором при выборе модели, особенно если требуется обучить модель на большом наборе данных.
5. Inference time (время предсказания) – это метрика, которая измеряет, сколько времени требуется для предсказания класса для каждого объекта. Время предсказания может быть важным фактором при использовании модели в реальном времени или в приложениях, где быстродействие является критическим фактором.

В целом, эти метрики позволяют оценить качество моделей и определить, насколько точно и быстро модель может классифицировать объекты.

Что касается точности, PointNet и PointNet++ достигли самых современных результатов на нескольких наборах данных, включая ModelNet40 и ShapeNet. В наборе данных ModelNet40, который состоит из 12 311 CAD-моделей из 40 различных категорий объектов, PointNet достигла точности 89,2%, PointNet++ достиг же 92,2%, что значительно выше точности PointNet.

В наборе данных ShapeNet, который содержит 16 881 3D-модель по 16 категориям, PointNet достигла точности 83,7%. PointNet++ достигла точности 85,1%, что также выше точности в 83,7%, достигнутой PointNet.

2.6 Улучшение классификации

На основе результатов PointNet и PointNet++, можно предложить несколько способов улучшения качества решения задачи классификации облака точек:

1. Использование ансамбля моделей - для повышения точности классификации можно использовать несколько моделей PointNet или PointNet++, которые будут работать вместе. Ансамбль моделей может улучшить результаты классификации путем усреднения предсказаний разных моделей.
2. Использование предобученных моделей - предобученные модели могут использоваться для извлечения признаков из облака точек, что может улучшить качество классификации. Например, можно использовать предобученную модель для извлечения признаков из облака точек и передать эти признаки в PointNet или PointNet++ для классификации.
3. Использование дополнительных данных - для улучшения качества классификации можно использовать дополнительные данные, такие как RGB-изображения, которые могут помочь улучшить точность классификации. Например, можно использовать RGB-изображения в качестве входных данных для модели PointNet или PointNet++.
4. Использование более сложной архитектуры - можно использовать более сложные архитектуры моделей, которые могут учитывать более сложные зависимости между точками в облаке. Например, можно использовать архитектуру, которая учитывает не только локальные зависимости, но и глобальные зависимости между точками.
5. Использование аугментации данных - для улучшения качества модели можно использовать аугментацию данных, которая может помочь улучшить устойчивость модели к шуму и вариациям

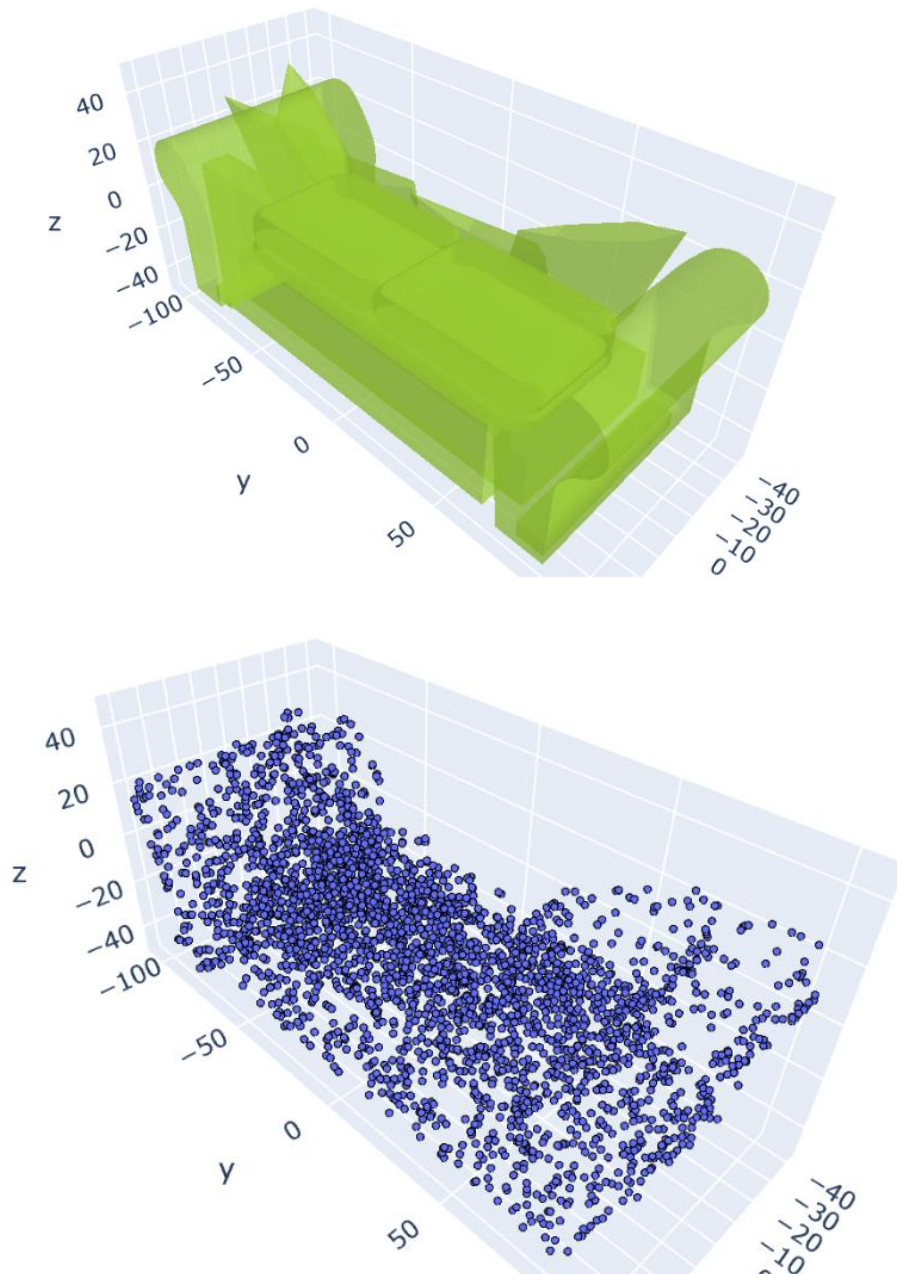
данных. Например, можно использовать случайные повороты, масштабирование и сдвиги для создания дополнительных образцов данных.

Эти подходы могут помочь улучшить качество классификации облака точек и могут быть использованы вместе или по отдельности в зависимости от требований и характеристик задачи.

3 Практическая часть

3.1 Классификация PointNet

Реализация PointNet была проведена с помощью фреймворка PyTorch. Для обучения модели использовался набор данных ModelNet, преобразованный в облако точек:

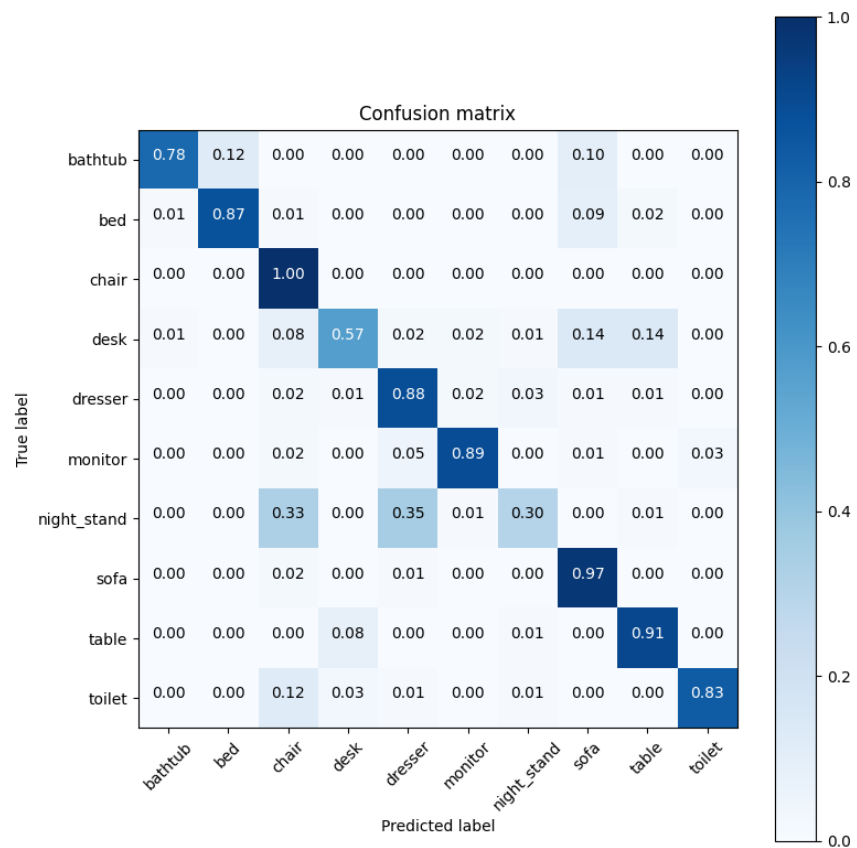


Набор данных содержит 10 различных классов:

```
1 inv_classes = {i: cat for cat, i in train_ds.classes.items()};
2 inv_classes
```

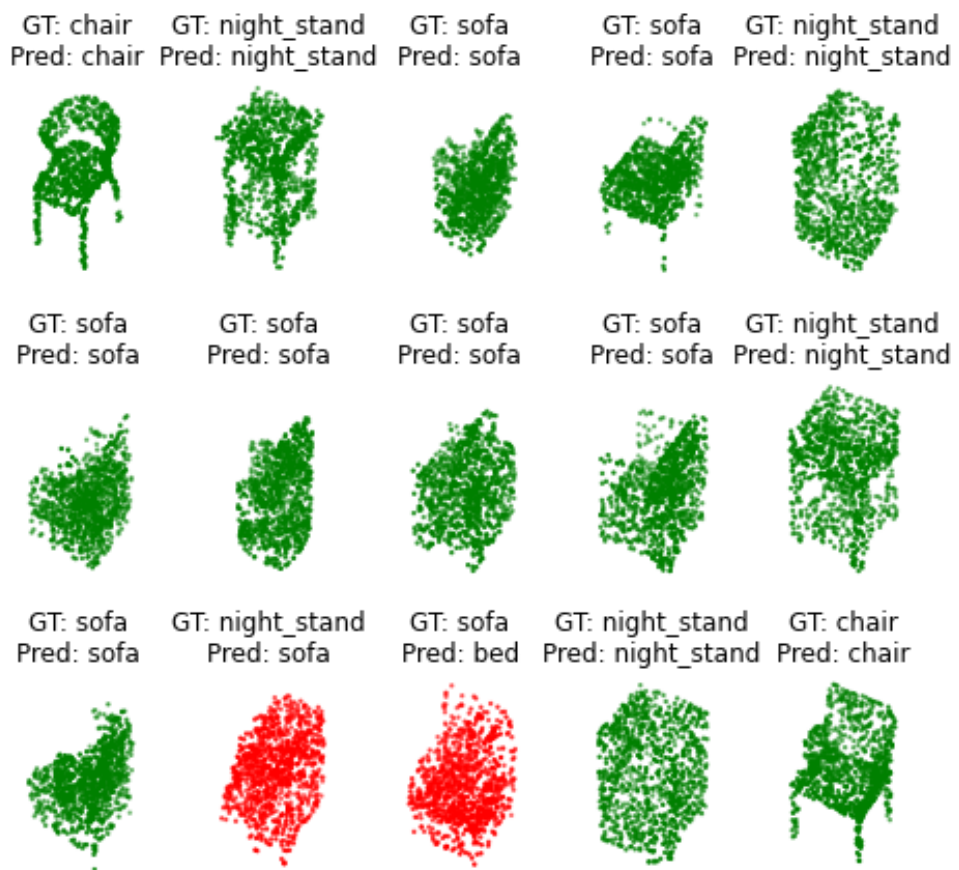
```
{0: 'bathtub',
1: 'bed',
2: 'chair',
3: 'desk',
4: 'dresser',
5: 'monitor',
6: 'night_stand',
7: 'sofa',
8: 'table',
9: 'toilet'}
```

Полученная матрица ошибок на тестовой выборке с точностью классификации 81%:



3.2 Классификация PointNet++

Реализация PointNet++ была проведена с помощью фреймворка kaolin. Достигнутая точность классификации – 93%, что намного больше результата PointNet.



Заключение

В целом, PointNet – это мощный и эффективный метод классификации облаков точек. Его способность обрабатывать облака точек различных размеров и плотности, а также высокая точность в эталонных наборах данных делают его популярным выбором для исследователей в области компьютерного зрения и дистанционного зондирования.

В целом, PointNet++ - это мощный и эффективный метод классификации облаков точек, который может собирать локальную структурную информацию между точками. Его высокая точность в эталонных наборах данных делает его популярным выбором для исследователей в области компьютерного зрения и дистанционного зондирования.

