**Лабораторная работа №3: Классификация изображений из набора данных CIFAR-10 с помощью нейронных сетей**

**Цель работы:** Научиться классифицировать изображения из набора данных CIFAR-10, используя различные методы машинного обучения, включая KNN, SVM, многослойный перцептрон (MLP) и сверточную нейронную сеть (CNN).

**Задание**

1. **Загрузка и предобработка данных CIFAR-10:**
   * Загрузите набор данных CIFAR-10, который состоит из 60,000 изображений, разделенных на 10 классов. Разделите данные на обучающую и тестовую выборки. Для нейронных сетей рекомендуется использовать весь набор данных, так как нейронные сети требуют больше данных для обучения и достижения хорошей точности.
   * Нормализуйте данные, чтобы значения пикселей находились в диапазоне от 0 до 1, деля значения на 255.0.
2. **Классификация изображений с помощью KNN и SVM:**
   * Реализуйте модели K-ближайших соседей (KNN) и метода опорных векторов (SVM). Обучите модели на обучающей выборке, используя подвыборку из 5,000 изображений, чтобы ускорить процесс обучения.
   * Оцените точность обеих моделей на тестовой выборке. Ожидайте, что точность будет не слишком высокой, что подскажет необходимость более сложных методов.
   * **Подсказка:** Используйте KNeighborsClassifier из sklearn.neighbors и SVC из sklearn.svm.
3. **Создание многослойного перцептрона (MLP):**
   * Многослойный перцептрон (MLP) — это тип нейронной сети, состоящий из:
     + **Входного слоя:** принимает входные данные.
     + **Скрытых слоев:** обрабатывают информацию и извлекают признаки.
     + **Выходного слоя:** предоставляет предсказания модели.
   * В каждом слое находятся нейроны, соединенные с нейронами следующих слоев. Полносвязные (dense) слои соединяют каждый нейрон одного слоя со всеми нейронами следующего. Дропаут (dropout) — метод регуляризации, который отключает случайные нейроны во время обучения, чтобы предотвратить переобучение.
   * Нейронным сетям требуется большой объем данных, чтобы эффективно обучаться и обобщать. Небольшие объемы данных могут привести к переобучению, когда модель запоминает тренировочные примеры вместо того, чтобы изучать общие закономерности.
   * **Типичная архитектура MLP:**
     + Входной слой → Промежуточные полносвязные слои (например, 2-3 слоя с различным количеством нейронов) → Выходной слой
   * **Оптимизатор** — это алгоритм, который обновляет веса нейронной сети на основе вычисленных градиентов. Например, Adam и SGD являются популярными оптимизаторами.
   * **Функция потерь** измеряет, насколько хорошо модель справляется с задачей. Для многоклассовой классификации используется categorical\_crossentropy.
   * **Эпоха** — это один полный проход по всем обучающим данным. В ходе каждой эпохи модель обновляет свои веса на основе ошибок, выявленных на предыдущем проходе.
   * **Размер батча (batch size)** определяет количество образцов, обрабатываемых перед обновлением весов. Более маленькие батчи могут привести к более точным обновлениям, но требуют больше вычислительных ресурсов.
   * **Подсказка:** Используйте функцию Dense с activation='relu' для промежуточных слоев и activation='softmax' для выходного слоя. Выходной слой с softmax используется для многоклассовой классификации и выполняет one-hot encoding выходных значений.
   * Создайте модель MLP с использованием функции Sequential и полносвязных слоев. Обучите модель и оцените ее точность на тестовой выборке.
4. **Анализ точности MLP:**
   * Оцените производительность MLP на тестовых данных и сравните результаты с результатами KNN и SVM. Обсудите, насколько точность MLP близка к результатам SVM.
5. **Создание сверточной нейронной сети (CNN):**
   * MLP может не всегда подходить для обработки изображений, так как не учитывает пространственные зависимости между пикселями. В этом случае на помощь приходят сверточные нейронные сети (CNN), специально разработанные для работы с изображениями.
   * **Типичная архитектура CNN:**
     + Входной слой → Слои свёртки (Conv2D) → Слои подвыборки (MaxPooling2D) → Промежуточные полносвязные слои → Выходной слой
   * Слои свёртки извлекают локальные признаки из изображений, а слои подвыборки уменьшают размерность данных, сохраняя при этом важные признаки. Слой флаттен (Flatten) преобразует многомерные данные в одномерный вектор перед подачей в полносвязные слои.
   * Создайте модель CNN с использованием функции Sequential и соответствующих слоев. Обучите её на обучающей выборке и оцените точность.
6. **Анализ точности CNN:**
   * Оцените производительность CNN на тестовых данных. Сравните результаты с точностью MLP и обсудите, почему CNN показывает лучшие результаты и как это связано с архитектурой сети.
7. **Визуализация результатов:**
   * Выведите несколько изображений из тестовой выборки и сравните предсказания, полученные с помощью KNN, SVM, MLP и CNN. Обсудите, как различные методы справляются с задачей классификации изображений.