

강의 소개 및 행정 사항

- **강의 제목:** CS231N의 두 번째 강의에 대한 소개이다.
- **강의 내용:** 첫 번째 강의에서는 컴퓨터 비전의 큰 그림과 역사, 수업 개요를 설명하였다. 이번 강의에서는 **학습 알고리즘의 세부 사항**에 대해 깊이 있게 다룰 것이다.
- **행정 사항:**
 - **Piazza:** 학생들과 강사 간의 주요 소통 수단으로 활용될 예정이다. 현재 약 500명의 학생이 등록되어 있으며, 아직 등록하지 않은 학생들이 많다.
 - **과제 1:** 오늘 오후에 게시될 예정이며, 이전 해의 과제를 참고할 수 있다. 과제의 내용은 Python 3에 맞게 업데이트될 것이다.

피아자 및 과제 안내

- **Piazza의 중요성:** 학생들은 질문이나 프로젝트 아이디어에 대한 문의를 Piazza를 통해 해야 하며, 이는 빠른 답변을 받을 수 있는 방법이다.
- **SCPD 학생들:** SCPD 학생들은 @stanford.edu 이메일 주소를 받아야 하며, 이를 통해 Piazza에 가입할 수 있다.
- **과제 1의 내용:**
 - **k-최근접 이웃 분류기**를 구현할 예정이다.
 - **선형 분류기와 Softmax, 2층 신경망**도 포함된다.
 - 모든 과제는 Python과 NumPy를 사용하여 진행된다.

이미지 분류의 기본 개념

- **이미지 분류의 정의:** 이미지 분류는 입력 이미지에 대해 미리 정해진 카테고리 또는 레이블을 할당하는 작업이다.
- **문제의 복잡성:** 사람의 시각 시스템은 이러한 인식 작업에 최적화되어 있지만, 기계에게는 매우 어려운 문제이다.
- **픽셀 그리드:** 컴퓨터는 이미지를 거대한 숫자 그리드로 인식하며, 이로 인해 **semantic gap**이 발생한다.
- **강의의 초점:** 이 강의에서는 이미지 분류 작업을 수행하는 방법에 대해 다룰 것이다.

기계의 시각적 인식 문제

- **시각적 인식의 어려움:** 기계는 이미지의 픽셀 값을 기반으로 인식하기 때문에, 작은 변화에도 큰 영향을 받을 수 있다.
 - **예시:** 카메라의 위치를 바꾸면 픽셀 값이 완전히 달라지지만, 여전히 같은 객체를 나타낸다.

- **강인성 요구:** 알고리즘은 다양한 조명 조건, 객체의 변형, 부분적인 가림, 배경 혼잡 등에도 강인해야 한다.
- **내부 클래스 변동성:** 같은 카테고리 내에서도 다양한 형태와 색상이 존재하므로, 알고리즘은 이러한 변동성을 처리해야 한다.

데이터 기반 접근법의 중요성

- **데이터 수집:** 고양이, 비행기 등 다양한 카테고리의 이미지를 수집하여 대규모 데이터셋을 구축해야 한다.
- **기계 학습 분류기:** 수집된 데이터를 통해 기계 학습 분류기를 훈련시키고, 새로운 이미지에 대해 인식할 수 있는 모델을 생성한다.
- **API 변화:** 단일 함수에서 훈련과 예측을 위한 두 개의 함수로 변화한다.
 - **train:** 이미지를 입력받아 모델을 출력한다.
 - **predict:** 모델을 입력받아 이미지를 예측한다.

k-최근접 이웃 분류기 소개

- **k-최근접 이웃의 정의:** 가장 간단한 분류기로, 훈련 단계에서 데이터를 기억하고, 예측 단계에서 가장 유사한 이미지를 찾아 레이블을 예측한다.
- **CIFAR-10 데이터셋:** 10개의 클래스와 50,000개의 훈련 이미지로 구성되어 있으며, 각 클래스에 대해 10,000개의 테스트 이미지가 제공된다.
- **유사도 측정:** L1 거리(맨해튼 거리)를 사용하여 이미지 간의 유사성을 비교한다.
- **Python 코드:** NumPy의 벡터화된 연산을 활용하여 간단하게 구현할 수 있다.

k-최근접 이웃의 성능 및 한계

- **결정 영역:** k-최근접 이웃 분류기의 결정 영역을 시각화하여, 각 훈련 샘플의 클래스 레이블에 따라 색칠된 배경을 보여준다.
- **K 값의 선택:** K 값을 1보다 크게 설정하는 것이 일반적이며, 이는 결정 경계를 부드럽게 만들어 더 나은 결과를 도출한다.
- **하이퍼파라미터 조정:** K 값과 거리 측정 방법을 선택하는 것이 중요하며, 이는 문제에 따라 다르다.

하이퍼파라미터 조정 방법

- **하이퍼파라미터 정의:** 하이퍼파라미터는 훈련 데이터에서 직접 학습되지 않는 알고리즘의 선택 사항이다.
- **검증 세트 사용:** 훈련 세트와 테스트 세트를 나누고, 검증 세트에서 최적의 하이퍼파라미터를 선택하는 것이 중요하다.
- **교차 검증:** 작은 데이터셋에서 자주 사용되며, 여러 개의 폴드로 나누어 하이퍼파라미터를 평

가한다.

선형 분류기의 기본 원리

- **선형 분류기의 정의:** 선형 분류기는 입력 데이터와 파라미터를 곱하여 클래스 점수를 생성하는 간단한 모델이다.
- **템플릿 매칭:** 각 클래스에 대한 템플릿을 학습하여, 입력 이미지와의 유사성을 기반으로 분류한다.
- **가중치 행렬:** 각 클래스에 대한 가중치 행렬을 학습하여, 새로운 이미지에 대한 점수를 계산한다.

선형 분류기의 한계와 문제점

- **단일 템플릿 문제:** 선형 분류기는 각 클래스에 대해 하나의 템플릿만 학습하므로, 다양한 변형을 처리하기 어렵다.
- **고차원 공간에서의 문제:** 선형 분류기는 고차원 공간에서 비선형적으로 분포된 데이터를 분리하는 데 어려움을 겪는다.
- **다양한 데이터 분포:** 여러 모드가 존재하는 데이터셋에서는 선형 분류기가 효과적이지 않다.

다음 강의 예고

- **다음 강의 내용:** 선형 분류기의 가중치 W 를 선택하는 전략과 알고리즘에 대해 다룰 예정이다.
- **손실 함수 및 최적화:** 다음 강의에서는 손실 함수와 최적화 방법에 대한 논의가 이루어질 것이다.