**Machine Learning – 11week** 과제

20145165 정균모

빅데이터

선형 회귀

1. 직접 계산할 수 있는 공식을 사용해서 훈련 세트에 가장 잘 맞는 모델 파라미터를 해석적으로 구한다.
2. 경사 하강법(Gradient Descent)이라 불리는 최적화 방법(알고리즘)을 사용하여 모델 파라미터를 조금씩 업데이트 하면서 비용 함수(loss)를 훈련 세트에 대해 최소화 시킨다.
   1. **학습률이 작을 때** : 반복을 많이 해야하기 때문에 시간이 많이 소요 된다.
   2. **학습률이 클 때** : 그림과 같이 반대편으로 건너뛰게 되어서 이전보다 더 높은 곳으로 올라가게 될지도 모른다.

다항 회귀

1. 직선이 아닌 복잡한 곡선 형태, 각 특성의 거듭제곱을 새로운 특성으로 추가하고, 이 확장된 특성을 포함하는 데이터셋에 선형 모델을 훈련시키는 것이다.

릿지 회귀

1. 규제가 추가된 선형 회귀 버전
2. 학습 알고르즘을 데이터에 맞추는 것 뿐만 아니라 모델의 가중치가 가능한 작게 유지되로록하는 모델
3. 릿지 회귀는 입력 특성의 스케일에 민감하기 때문에 수행하기 전에 데이터의 스케일을 맞추는 것이 중요하다.

라쏘 회귀

1. 릿지 회귀 처럼 비용 함수에 규제항을 더하지만 덜 중요한 특성의 가중치를 완전히 제거하려고 한다.
2. 라쏘 회귀는 규제가 강해지면 다항식에서 일부 항이 없어지고 차수가 낮아지며 특징 선택으로 사용할 수 있다.

엘라스틱넷

1. 릿지 회귀와 라쏘 회귀를 절충한 모델
2. 규제항은 릿지와 회귀의 규제항을 단순히 더해서 사용하며, 혼합 정도는 혼합 비율 r을 사용해 조절한다. (r=0이면 릿지 회귀, r=1이면 라쏘 회귀)

로지스틱 회귀

1. 분류에서도 사용할 수 있는 회귀 알고리즘(샘플이 특정 클래스에 속할 확률을 추정하는데 사용)
2. 로지스틱 회귀 모델이 샘플 x가 양성 클래스에 속할 확률을 추정하면 이에 대한 예측을 쉽게 구할 수 있다.

소프트맥스 회귀

1. 로지스틱 회귀 모델을 여러 개의 이진 뷴류기를 훈련시켜 연결하지 않고 직접 다중 클래스를 지원하도록 일반화를 한다.
2. 회귀 모델이 각 클래스에 대한 점수를 계산하고, 그 점수에 소프트 맥스 함수를 적용하여 각 클래스의 확률을 추정하는 알고리즘