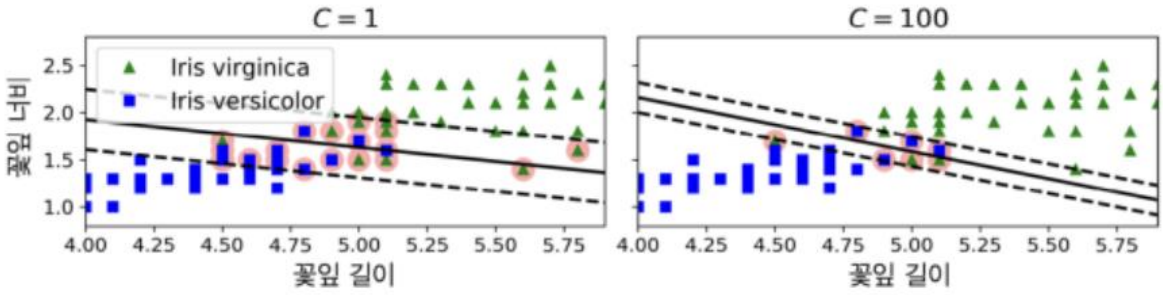
기계학습 서포트 벡터 머신 정리노트

(4조 의견)

[하드마진 분류, 소프트마진 분류]

- **하드마진 분류**는 데이터가 선형적으로 구분될 수 있어야 제대로 작동하고, 이상치에 민감하기 때문에 그것보다 도로의 폭을 가능한 한 넓게 유지하는 것과 마진 오류 사이에 적적한 균형을 잡는 **소프트마진 분류**를 사용하는 것이 더 좋아 보인다고 판단된다.

- 사이킷런 SVM 모델을 만들 때 여러 하이퍼파라미터를 지정할 수 있다. **C는 이런 하이퍼파라미터 중에 하나이다.**

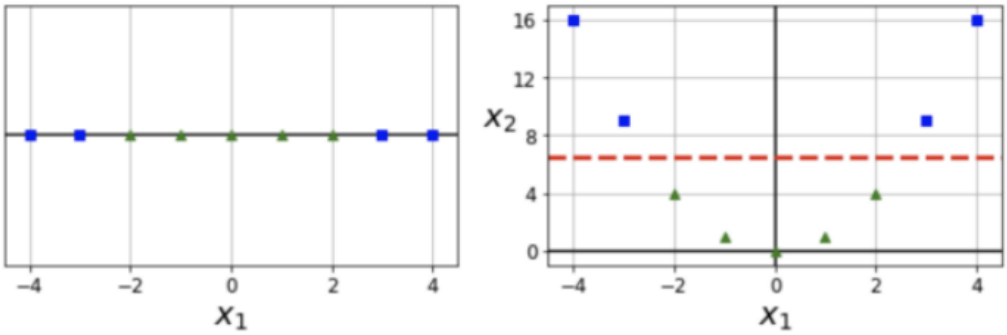


- C를 낮게 설정하면 도로폭이 넓어지고, 넓은 마진 오류, 덜 정교하게 분류된다.

- C를 높게 설정하면 도로폭이 좁아지고, 적은 마진 오류, 보다 정교하게 분류된다.

(4조 의견)

[비선형 SVM]



비선형 데이터셋을 다룰 때는 다항 특성과 같은 특성을 더 추가해야 한다.

예를들어, x1만 가진 간단한 데이터셋은 x2 = (x1)^2을 추가하여 만들어 2차원으로 만들어 완벽하게 선형적으로 구분할 수 있다.

방식1 : 선형 SVM에 특성추가

- 특성을 추가하여, 선형적으로 구분한다.

방식2 : SVC + 커널 트릭

- 실제로는 특성을 추가하지 않으면서 다항식 특성을 많이 추가한 것과 같은 결과를 얻을 수 있다.

(4조 의견)

[다항식 커널]

다항식 특성을 추가하는 것은 간단하고 모든 머신러닝 알고리즘에서 잘 작동한다. 하지만, 낮은 차수의 다항식은 매우 복잡한 데이터셋을 잘 표현하지 못한다. 높은 차수의 다항식은 굉장히 많은 특성을 추가하므로 모델을 느리게 한다.

코드에서 보면 coef0의 값을 조정하여 다항식의 차수를 줄일 수 있고, 이를 통해, 과대적합, 과소적합에 대응할 수 있다.

(4조 의견)

[유사도 함수]

- 각 샘플에 대해 특정 랜드마크와의 유사도를 측정하는 함수이다.

유사도 함수 예제 : 가우시안 방사 기저 함수(RBF)

(4조 의견)

[가우시안 RBF 커널]

Gamma와 C를 바꾸어서 훈련시키는 모델

Gamma를 증가시키면 종 모양 그래프가 좁아져서 각 샘플의 영향 범위가 작아진다. 이것은 결정경계가 불규칙해지고 각 샘플에 따라 구불구불하게 휘어진다.

반대로, gamma를 감소시키면 종 모양 그래프를 만들며 샘플이 넓은 범위에 걸쳐 영향을 주어 결정 경계가 더 부드러워진다.

하이퍼파라미터 r가 규제의 역할을 한다. 이를 통해 과대적합, 과소적합 대응이 가능하다.

(4조 의견)

[SVC]

- 커널 트릭 알고리즘을 구현한 libsvm 라이브러리, 훈련 샘플 수가 커지면 엄청 느려진다. 복잡하지만 작거나 중간 규모 훈련 세트에 적합하다.