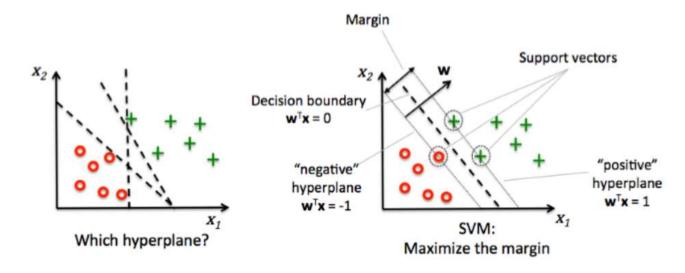
SVM

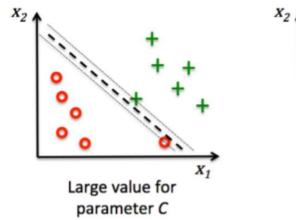
- ➤ SVM(Support Vector Machine)
 - 로지스틱 회귀와 함께 분류를 위한 강력한 머신러닝 알고리즘
 - 퍼셉트론의 개념을 확장하여 적용한 알고리즘
 - 퍼셉트론이 분류 오류를 최소화하는 알고리즘인 반면 SVM은 margin을 최대가 되도록 하는 알고리즘
 - margin은 분류를 위한 경계선과 이 경계선에 가장 가까운 트레이닝 데이터 사이의 거리를 의미
 - 경계선에 가장 가까운운 트레이닝 데이터들을 support vector라고 부릅니다.

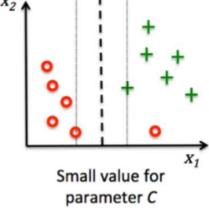


- 빨간색 원으로 표시된 집단과 초록색 더하기 기호로 표시된 집단을 분류하는 경계선은 다양하게 존재할 수 있습니다.
- SVM은 두 집단을 분류하는 경계선 중 support vector와의 거리가 가장 멀리 떨어져 있는 경계선을 찾아내는 알고 리즘입니다.

- ➤ SVM(Support Vector Machine)
 - SVM 알고리즘은 경계선에 가장 가까이 있는 support vector를 지나는 선과 거리가 최대가 되는 경계선을 구함으로써 그 목적을 달성하게 됩니다.
 - 경계선은 다차원 공간의 초평면입니다.
 - SVM이 퍼셉트론의 개념으로부터 출발하고 확장된 것이므로 입력되는 트레이닝 데이터, 입력값과 곱해지는 가중 치와 관련됩니다.
 - j는 트레이닝 데이터의 특성값의 개수가 그 범위가 되며, i는 트레이닝 데이터의 개수가 그 범위가 됩니다.
 - C는 로지스틱 회귀에서 설명했던 정규화와 관련된 상수와 비슷한 개념이며 ξ는 여유 변수(slack variables)라고 부르는 변수는 분류 오류가 생기는 데이터에 적절한 패널티를 부여함으로써 비선형적으로 분리되는 모델을 완화시켜 최적화된 수렴값을 가지도록 하기 위한 선형 제약(linear contraints)값입니다.
 - C값을 변화시키면 알고리즘이 결정하는 경계선이 달라집니다.

경계선이 달라집니다.
$$\frac{1}{2}\sum_{j}w_{j}^{2}+c\sum_{i}\xi^{(i)}$$





- ▶ 선형 분류기 훈련
 - 초평면은 n차원 공간에 있는 n-1 부분 공간으로 정의합니다.
 - SVM은 훈련 데이터를 분류하기 위해 클래스 사이의 마진을 최대화하는 초평면을 찾습니다.
 - 사이킷런의 LinearSVC는 클래스 사이 마진이 최대화되는 초평면을 찾습니다. (초평면은 새로운 샘플을 분류하기 위한 결정 경계입니다.)
 - 초평면의 마진을 최대화하는 SVC와 분류 오차를 최소화하는 것 사이에 균형을 잡아야 합니다.
 - SVC 모델의 매개변수 C는 잘못 분류된 데이터 포인트에 부여하는 페널티입니다.
 - C가 작으면 분류기는 잘못 분류된 데이터 포인트를 허용합니다
 - C가 크면 분류기는 잘못 분류된 데이터에 큰 페널티를 부과합니다.

```
from sklearn.svm import LinearSVC from sklearn import datasets from sklearn.preprocessing import StandardScaler import numpy as np

iris = datasets.load_iris() # 데이터 로드 features = iris.data[:100,:2] #두 개의 클래스와 두 개의 특성만 선택 target = iris.target[:100]

scaler = StandardScaler() # 특성 표준화 features_standardized = scaler.fit_transform(features) svc = LinearSVC(C=1.0) # 서포트 벡터 분류기 생성 model = svc.fit(features_standardized, target) # 모델 훈련
```

- ▶ 선형 분류기 훈련
 - LinearSVC 클래스는 예측 확률을 제공하지는 않지만 decision_function()를 사용해 분류에 대한 신뢰도를 확인할 수 있습니다.

```
from matplotlib import pyplot as plt
# 클래스를 색으로 구분한 산점도를 그립니다.
color = ["black" if c == 0 else "lightgrey" for c in target]
plt.scatter(features standardized[:,0], features standardized[:,1], c=color)
w = svc.coef [0] # 초평면을 만듭니다.
a = -w[0] / w[1]
xx = np.linspace(-2.5, 2.5)
yy = a * xx - (svc.intercept [0]) / w[1]
plt.plot(xx, yy) # 초평면을 그립니다.
plt.axis("off"), plt.show();
new_observation = [[ -2, 3]] # 새로운 샘플을 만듭니다.
svc.predict(new_observation) # 새로운 샘플의 클래스를 예측
svc.decision function(new observation)
```

- ▶ 커널을 사용해 선형적으로 구분되지 않는 클래스 다루기
 - 클래스가 선형적으로 구분되지 않을 때 비선형 결정 경계를 만들기 위해 커널 함수를 사용한 서포트 벡터 머신으로 훈련합니다.

```
from sklearn.svm import SVC
from sklearn import datasets
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import numpy as np
np.random.seed(0) # 랜덤 시드를 지정
features = np.random.randn(200, 2) # 두 개의 특성을 만듭니다.
# XOR 연산(이것이 무엇인지 알 필요는 없습니다)을 사용하여
# 선형적으로 구분할 수 없는 클래스를 만듭니다.
target_xor = np.logical_xor(features[:, 0] > 0, features[:, 1] > 0)
target = np.where(target xor, 0, 1)
# 방사 기저 함수 커널을 사용한 서포트 벡터 머신을 만듭니다.
svc = SVC(kernel="rbf", random state=0, gamma=1, C=1)
model = svc.fit(features, target) # 분류기 훈련
```

▶ 커널을 사용해 선형적으로 구분되지 않는 클래스 다루기

```
# 샘플과 결정 경계를 그립니다.
from matplotlib.colors import ListedColormap
import matplotlib.pyplot as plt
def plot decision_regions(X, y, classifier):
   cmap = ListedColormap(("red", "blue"))
  xx1, xx2 = np.meshgrid(np.arange(-3, 3, 0.02), np.arange(-3, 3, 0.02))
  Z = classifier.predict(np.array([xx1.ravel(), xx2.ravel()]).T)
  Z = Z.reshape(xx1.shape)
   plt.contourf(xx1, xx2, Z, alpha=0.1, cmap=cmap)
  for idx, cl in enumerate(np.unique(y)):
      plt.scatter(x=X[y==cl, 0], y=X[y==cl, 1],
               alpha=0.8, c=cmap.colors[idx],
              marker="+", label=cl)
# 선형 커널을 사용한 서포트 벡터 분류기를 만듭니다.
svc_linear = SVC(kernel="linear", random_state=0, C=1)
svc linear.fit(features, target) # 모델 훈련
plot_decision_regions(features, target, classifier=svc_linear) # 샘플과 초평면을 그립니다.
plt.axis("off"), plt.show();
```

- ▶ 예측 확률 계산
 - 사이킷런의 SVC 클래스를 사용할 때 probability=True로 지정하여 모델을 훈련하면 predict_proba()에서 보정된 확률을 확인할 수 있습니다.

```
from sklearn.svm import SVC
from sklearn import datasets
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import numpy as np
iris = datasets.load iris() # 데이터 로드
features = iris.data
target = iris.target
scaler = StandardScaler() # 특성 표준화
features standardized = scaler.fit transform(features)
# 서포트 벡터 분류기 객체 생성
svc = SVC(kernel="linear", probability=True, random_state=0)
model = svc.fit(features standardized, target) # 분류기 훈련
new_observation = [[.4, .4, .4, .4]] #New Sample Data
model.predict_proba(new_observation) # 예측 확률 확인
```

- ▶ 서포트 벡터 식별
 - 사이킷런의 SVC를 훈련하고 support_vectors_를 사용하여 모델에 있는 서포트 벡터를 식별할 수 있습니다.
 - support_ 속성을 사용하여 서포트 벡터의 인덱스를 확인할 수 있습니다.

```
from sklearn.svm import SVC
from sklearn import datasets
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import numpy as np
iris = datasets.load iris() #데이터 로드
features = iris.data[:100,:] #두 개의 클래스만 선택
target = iris.target[:100]
scaler = StandardScaler() # 특성을 표준화
features standardized = scaler.fit transform(features)
svc = SVC(kernel="linear", random state=0) # 서포트 벡터 분류기 객체 생성
model = svc.fit(features standardized, target) # 분류기 훈련
model.support vectors # 서포트 벡터를 확인
model.support
```

- ▶ 불균형한 클래스 다루기
 - class_weight 매개변수를 사용하여 작은 클래스를 잘못 분류했을 때 페널티를 증가시킵니다.

```
from sklearn.svm import SVC
from sklearn import datasets
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import numpy as no
iris = datasets.load iris() #데이터 로드
features = iris.data[:100,:] #두 개의 클래스만 선택
target = iris.target[:100]
features = features[40:,:] # 처음 40개 샘플을 제거
target = target[40:] #불균형한 클래스를 만듭니다.
# 타깃 벡터에서 0이 아닌 클래스는 모두 1로 만듭니다.
target = np.where((target == 0), 0, 1)
scaler = StandardScaler() # 특성을 표준화
features standardized = scaler.fit transform(features)
svc = SVC(kernel="linear", class_weight="balanced", C=1.0, random_state=0)
model = svc.fit(features standardized, target) # 분류기 훈련
```