# SVM - One-Versus-One (OVO)

## SVM - One-Versus-One (OVO)

#### **Théorie**

Les machines à vecteurs de support (SVM) sont des modèles de classification supervisés qui cherchent à maximiser la marge de séparation entre les classes. Pour un problème multiclasse, l'approche One-Versus-One (OVO) entraı̂ne un SVM pour chaque paire de classes, ce qui permet une meilleure séparation lorsque les classes sont bien distinctes.

### **Hyperparamètres**

Nous allons tester un seul hyperparamètre pour réduire le temps d'entraînement : - Paramètre de régularisation (C) : contrôle la pénalisation des erreurs de classification (valeurs entre 0.1 et 1).

#### Exemple en Python

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix, accuracy_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Chargement des ensembles de données
train_data = pd.read_csv('covertype_train.csv')
val_data = pd.read_csv('covertype_val.csv')
```

```
test_data = pd.read_csv('covertype_test.csv')
# Préparation des données
X_train = train_data.drop('Cover_Type', axis=1)
y_train = train_data['Cover_Type']
X_val = val_data.drop('Cover_Type', axis=1)
y_val = val_data['Cover_Type']
X_test = test_data.drop('Cover_Type', axis=1)
y_test = test_data['Cover_Type']
# Standardisation des données
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_val = scaler.transform(X_val)
X_test = scaler.transform(X_test)
# Recherche du meilleur hyperparamètre (C seulement)
C_values = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1] # Entre 0.1 et 1
train_accuracies = []
val_accuracies = []
for C in C_values:
   model = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='rbf', C=C))
   model.fit(X_train, y_train)
   y_train_pred = model.predict(X_train)
   y_val_pred = model.predict(X_val)
    train_accuracies.append(accuracy_score(y_train, y_train_pred))
    val_accuracies.append(accuracy_score(y_val, y_val_pred))
# Sélection du meilleur hyperparamètre
best_C = C_values[val_accuracies.index(max(val_accuracies))]
print(f"Meilleur hyperparamètre : C={best_C}")
# Affichage du graphique
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(C_values, train_accuracies, marker='o', linestyle='dashed', label='Train Accuracy')
plt.plot(C_values, val_accuracies, marker='s', linestyle='dashed', label='Validation Accuracy
plt.xlabel("Paramètre de régularisation (C)")
```

```
plt.ylabel("Précision")
plt.title("Impact de la régularisation sur la performance du SVM (OVO)")
plt.legend()
plt.show()

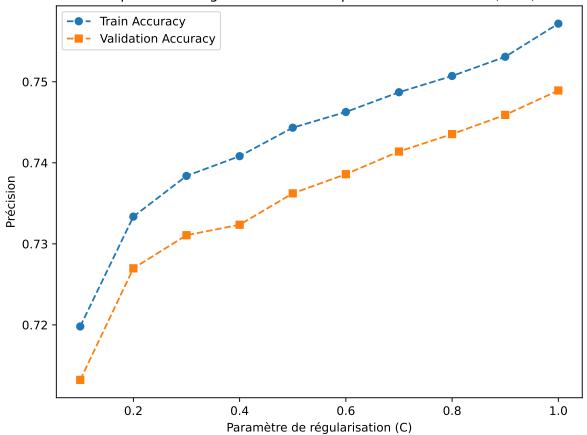
# Modèle final avec le meilleur hyperparamètre
final_model = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='rbf', C=best_C))
final_model.fit(X_train, y_train)
y_test_pred = final_model.predict(X_test)

# Affichage de la matrice de confusion
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_test_pred)
print("\nMatrice de confusion :")
print(conf_matrix)

print("\nÉvaluation sur l'ensemble de test")
print(classification_report(y_test, y_test_pred))
```

Meilleur hyperparamètre : C=1

Impact de la régularisation sur la performance du SVM (OVO)



${\tt Matrice}$	de	confusion	:

[[1	1223	454	0	0	0	0	31]
[	372	1834	42	0	0	9	4]
[	0	23	252	0	0	6	0]
[	0	0	18	0	0	3	0]
[	4	64	6	0	0	0	0]
[	0	39	98	0	0	7	0]
Γ	56	0	0	0	Ο	0	103]]

Évaluation sur l'ensemble de test

	precibion	recarr	II BCOIC	Bupport
1	0.74	0.72	0.73	1708
2	0.76	0.81	0.78	2261
3	0.61	0.90	0.72	281

	4	0.00	0.00	0.00	21
	5	0.00	0.00	0.00	74
	6	0.28	0.05	0.08	144
	7	0.75	0.65	0.69	159
accur	racy			0.74	4648
macro	avg	0.45	0.45	0.43	4648
weighted	avg	0.71	0.74	0.72	4648

/home/ensai/.local/lib/python3.10/site-packages/sklearn/metrics/\_classification.py:1531: Und\_warn\_prf(average, modifier, f"{metric.capitalize()} is", len(result))

/home/ensai/.local/lib/python3.10/site-packages/sklearn/metrics/\_classification.py:1531: Und\_warn\_prf(average, modifier, f"{metric.capitalize()} is", len(result))

/home/ensai/.local/lib/python3.10/site-packages/sklearn/metrics/\_classification.py:1531: Und\_warn\_prf(average, modifier, f"{metric.capitalize()} is", len(result))