

Deep Learning aplicado na classificação de imagens de satélite

Aplicação de Modelos para a Classificação de Culturas

Priscila M. Kai



Roteiro O2 Aula 2

Aquisição de Imagens de Sensoriamento Remoto

Aula 3

OI

Extração de características

Aula 1

Introdução ao

Sensoriamento Remoto

Aula 4 *Aplicação de Modelos* para a Classificação de Culturas

Aula 5 Construção de uma Rede Neural Densa



04

Aplicação de Modelos para a Classificação de Culturas

O que veremos?

Roteiro

- Algoritmos para classificação
 - kNN
 - **SVM**
 - Random Forest
- 2. Ajuste de Hiperparâmetros

 o Hiperparâmetro

 - Pesquisa de grade (Grid Search)
 - Exemplo em Python

kNN

kNN é um classificador simples e de fácil implementação, podendo ser usado em variados problemas. Para datasets de grande dimensionalidade não apresenta-se tão eficiente. É recomendado para datasets balanceados e pequenos, sendo sensível a outliers.

No kNN, uma amostra pertencente ao conjunto de teste é classificada de acordo com os exemplos de treinamento mais próximos com base no rótulo dominante entre os exemplos.

kNN - Implementação

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

```
num_k = 6 #Número de vizinhos a serem usados
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=num_k)
knn.fit(X, y)
```

SVM

O SVM (Support Vector Machines - Máquinas de Vetores de Suporte) são eficientes para datasets com alta dimensionalidade mas são sensíveis a dados ruidosos. Usa hiperplanos de separação como o limite de decisão entre as duas classes.

Em dados linearmente separáveis, é possível construir um hiperplano linear que separa os pontos de dados pertencentes às duas classes. Entretanto, muitas vezes encontramos problemas contendo dados não linearmente separáveis. Nesse caso é usado o SVM não linear.

SVM - Implementação

```
svm_classifier = svm.SVC()
svm classifier.fit(X, y)
```

from sklearn.svm import SVC

Random Forest

O Random Forest (Florestas aleatórias) não são sensíveis a outliers, funcionando bem para grandes datasets. No entanto, possui treinamento mais lento em comparação a outros algoritmos, como o kNN. São definidas como um conjunto de árvores de decisão, com aleatoriedade no processo de construção do modelo de cada árvore de decisão.

Random Forest - Implementação

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

```
random_f = RandomForestClassifier()
random_f.fit(X, y)
```

Ajuste de Hiperparâmetro

Hiperparâmetros são parâmetros que podem ser ajustados no processo de treinamento do modelo usado para a classificação.

Assim, o ajuste de parâmetros pode fazer com o que o modelo obtenha um desenho superior em comparação aos parâmetros predefinidos do modelo.

Entre os exemplos de hiperparâmetros temos o número de vizinhos do algoritmo kNN, kernel para o SVM e max_depth para o Random Forest.

Pesquisa em grade (Grid Search)

A **pesquisa de grade** faz de forma exaustiva por uso de grade por valores de parâmetro com menor desempenho no dataset de treinamento de maneira a ajustar esses parâmetros ao conjunto de dados, ou seja, mantendo a melhor combinação.

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV

grid = GridSearchCV(classificador, parametros)
grid.fit(trainX, trainY)

print(grid.best_estimator_)
```

Grid Search - kNN

```
import pickle
from sklearn.metrics import classification report
from sklearn.model selection import GridSearchCV
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
#Lista de Hiperparâmetros que queremos testar
n neighbors = list(range(1,30))
grid = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), param grid={ 'n neighbors':
n neighbors})
grid.fit(trainX, trainY)
print(grid.best estimator )
```

Grid Search - kNN

```
#Treinamendo modelo com o melhor estimador
modelo knn = KNeighborsClassifier(n neighbors=10)
model.fit(trainX, trainY)
#Salvando o modelo
filename = 'modelo knn.sav'
pickle.dump(modelo knn, open(filename, 'wb'))
#Predição
prediction = modelo knn.predict(testX)
#Classificação
print(classification report(testY, prediction))
```