Phân loại cảm xúc khuôn mặt

Thuyết trình bởi Lê Cường Thịnh - 22521409 Nguyễn Duy Thịnh - 22521414

1. Lí do lựa chọn để tài

Nội dung

- 2. Phát biểu bài toán
 - 3. Trích xuất đặc trưng
 - 4. Phương pháp sử dụng
 - 5. Dataset
 - 6. Thực nghiệm
 - 7. Demo

Lí do lựa chọn để tài

Tầm quan trọng của phân loại cảm xúc

- Tăng cường giao tiếp và hiểu nhau hơn
- Hỗ trợ các công tác dịch vụ chăm sóc khách hàng: y tế, du lịch, mua bán...
- Ứng dụng trong công nghệ và trí tuệ nhân tạo

Phát biểu bài toán

Input

Một tập ảnh chứa khuôn mặt người được gán nhãn sẵn

Problem

Phân loại biểu cảm, cảm xúc khuôn mặt

emotions = ['disgust', 'fear', 'happy', 'surprise']

2

Output

Anh chứa khuôn mặt người được gán nhãn cảm xúc

4

Trích xuất đặc trưng

Histogram of Oriented Gradient (HOG)

- HOG là một loại "feature descriptor". Mục đích của "feature descriptor" là trừu tượng hóa đối tượng bằng cách trích xuất ra những đặc trưng của đối tượng đó và bỏ đi những thông tin không hữu ích.
- Áp dụng cho bài toán:

```
orientations = 7,
pixels_per_cell = (8, 8),
cells_per_block = (4, 4),
block_norm = 'L2-Hys',
transform_sqrt = False
```

Phương pháp sử dụng

Support Vector Machine - SVM

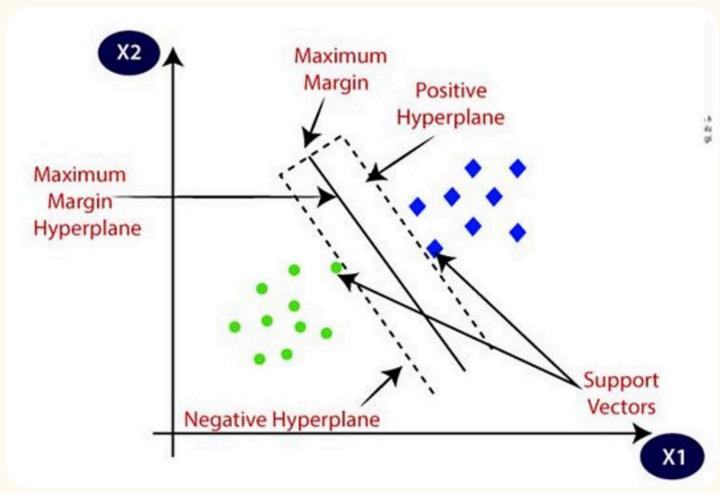
K-Nearest Neighbors - KNN

SVM

Mục đích: SVM là một thuật toán học máy có giám sát, SVM tìm kiếm một siêu phẳng (hyperplane) tốt nhất để phân tách các lớp trong không gian đặc trưng.

Siêu phẳng: Là một đường hoặc mặt phẳng quyết định giúp phân tách các dữ liệu thuộc các lớp khác nhau.

Vector hỗ trợ (Support Vectors): Là các điểm dữ liệu gần nhất với siêu phẳng và có ảnh hưởng đến vị trí và định hướng của siêu phẳng. Những điểm này rất quan trọng vì chúng "hỗ trợ" siêu phẳng tối ưu.



Biên (Margin): Là khoảng cách giữa siêu phẳng và các điểm dữ liệu gần nhất từ mỗi lớp. SVM tìm cách tối đa hóa biên này để tăng cường khả năng phân biệt giữa các lớp.

Kernel Trick: Cho phép SVM hoạt động hiệu quả trong không gian đặc trưng cao bằng cách ánh xạ dữ liệu vào một không gian có chiều cao hơn, từ đó có thể tìm được siêu phẳng phân tách phi tuyến tính.

Áp dụng vào bài toán

```
# Sử dụng Grid Search để tìm tham số tốt nhất
param_grid = {'C': [0.1, 1], 'kernel': ['linear', 'rbf']}
grid_search = GridSearchCV(SVC(), param_grid, cv=3)
grid_search.fit(X_train, y_train)
# In ra tham số tốt nhất
print("Best parameters found: ", grid_search.best_params_)
```

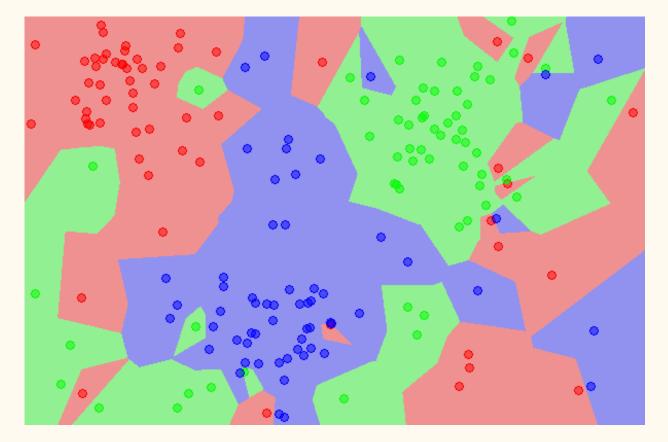
Sử dụng GridSearch để tìm tham số tốt nhất

- C:1
- Kernel: rbf
- Giá trị gamma sẽ là mặc định là 'scale'

KNN

KNN là thuật toán đi tìm đầu ra của một điểm dữ liệu mới bằng cách chỉ dựa trên thông tin của K điểm dữ liệu trong training set gần nó nhất (K-lân cận), không quan tâm đến việc có một vài điểm dữ liệu trong những điểm gần nhất này là nhiễu.

Thuật toán **k -nearest Neighbor** (k -NN) là một phương pháp học có giám sát phi tham số được phát triển lần đầu tiên bởi **Evelyn Fix** và **Joseph Hodges** vào năm **1951**, và sau đó được **Thomas Cover** mở rộng . Nó được sử dụng để phân loại và hồi quy.



Bản đồ của 1NN

Áp dụng vào bài toán

Sử dụng GridSearch để tìm tham số tốt nhất

```
Best parameters found: {'metric': 'manhattan', 'n_neighbors': 3, 'weights': 'distance'}
```

Bộ tham số tốt nhất là:

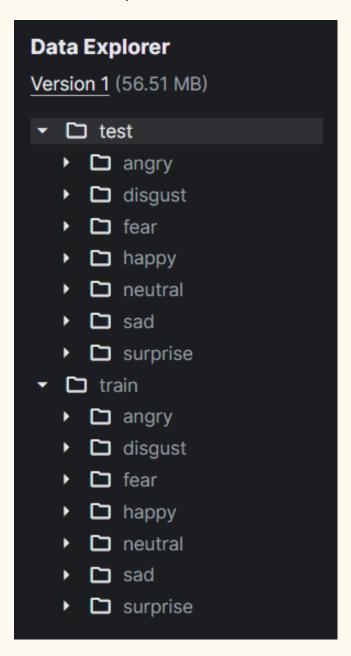
- n_neighbors: 3
- weights: 'distance'
- metric: 'manhattan'

Fer - 2013

Dataset

MANAS SAMBARE

Dữ liệu bao gồm các hình ảnh khuôn mặt có thang độ xám 48x48 pixel.



80 % train

Tập
train

20% validaion

emotions = ['disgust', 'fear', 'happy', 'surprise']

Thực nghiệm

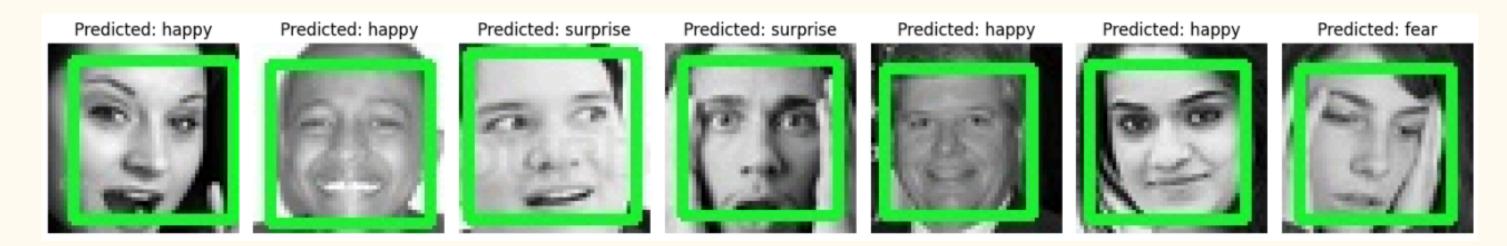
Độ đo đánh giá: accuracy

	Validation	Test	
SVM	80.16%	80.93%	
KNN	76.88%	78.60%	

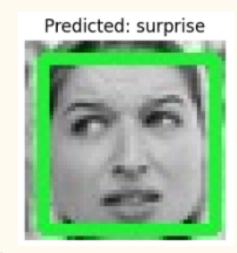
Kết quả

Dự đoán bằng SVM

Dự đoán đúng



Dự đoán sai





Demo

Xin cảm ơn!

Cảm ơn Thầy và các bạn đã lắng nghe!