

CS231.022

TRAFFIC SIGNS

Classification



MỤC LỤC

Các độ đo

Phương pháp đánh giá

Bộ test
Thực tế

Thử nghiệm

Tổng quan đề tài

- Lý do chọn đề tài
- Ứng dụng bài toán
- Phát biểu bài toán

Phương pháp

- Trích xuất đặc trưng
- Các mô hình

Đánh giá

LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Trong bối cảnh giao thông đường bộ ở Việt Nam ngày càng phát triển và số lượng phương tiện gia tăng nhanh chóng, việc quản lý an toàn giao thông trở nên càng quan trọng hơn bao giờ hết. Tuy nhiên, vấn đề vi phạm luật giao thông vẫn là một thách thức lớn, mà một phần nguyên nhân có thể là do sự bất cẩn trong việc nhận diện và tuân thủ biển báo giao thông.



ỨNG DỤNG BÀI TOÁN

PHASE 1

**Là một phần
của bài toán
nhận diện biển
báo giao thông**

PHASE 2

**Hỗ trợ cho
người tham gia
giao thông**

PHASE 3

**Hỗ trợ hệ thống
lái tự động**

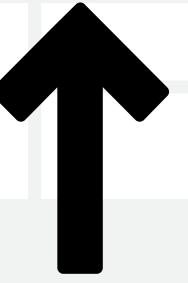
PHÁT BIỂU BÀI TOÁN



Bài toán sử dụng bộ dữ liệu bao gồm 830 ảnh biển báo giao thông đường bộ được chia thành 5 nhãn: Cam, Chidan, Hieulenh, Nguyhiem và Phu. Sau đó tăng cường dữ liệu tập Train thông qua tensorflow.

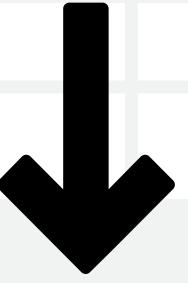
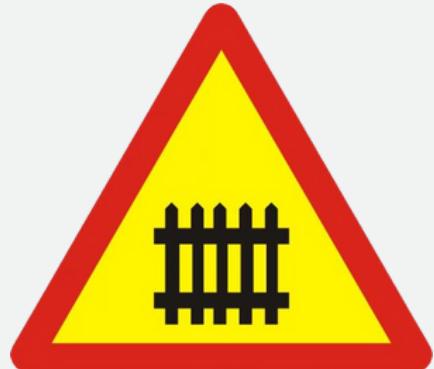


MÔ HÌNH PHÂN LOẠI



INPUT

Dữ liệu đầu vào của bài toán là ảnh chụp một trong 5 loại biển báo giao thông đường bộ



OUTPUT

Loại của biển báo trong ảnh

Cam

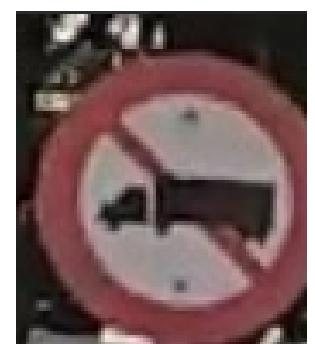
Chidan

Hieulenh

Nguyhiem

Phu

Cam



Chidan



Hieulenh



Nguyhiem



Phu



ĐỘ ĐO

ACCURACY

Tỷ lệ dự đoán chính xác trên tổng số dự đoán

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{số lượng mẫu}} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

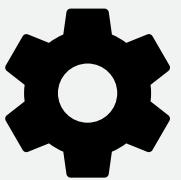
PHƯƠNG PHÁP



TRÍCH XUẤT ĐẶC TRƯNG

Color histogram

Trích xuất đặc trưng màu từ mỗi kênh màu (R, G, B) dưới dạng histogram riêng

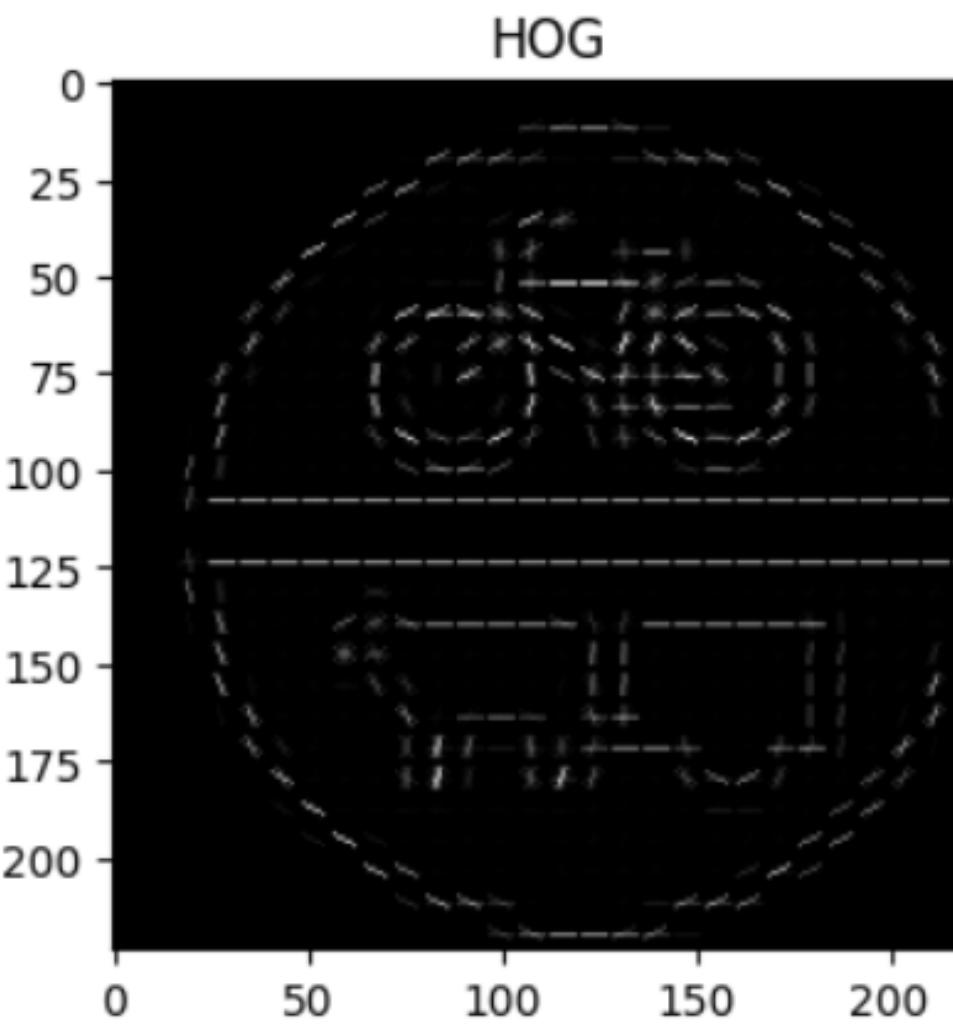


HOG

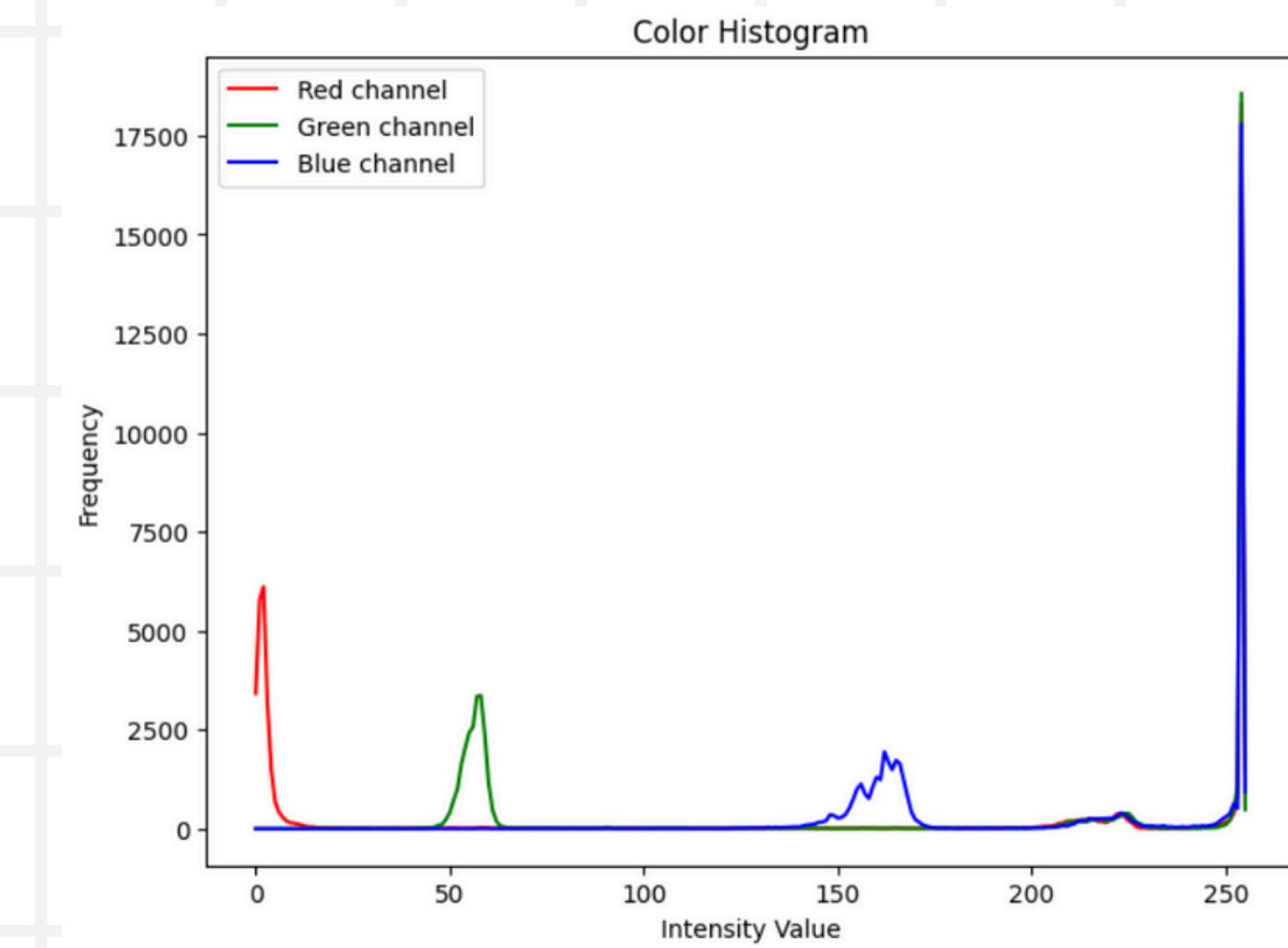
Sử dụng thông tin về hướng và độ lớn của gradient để trích xuất đặc trưng hình dạng từ ảnh



Trích xuất đặc trưng



HOG



Color histogram

MÔ HÌNH

KNN (K-NEAREST NEIGHBORS)

DECISION TREE

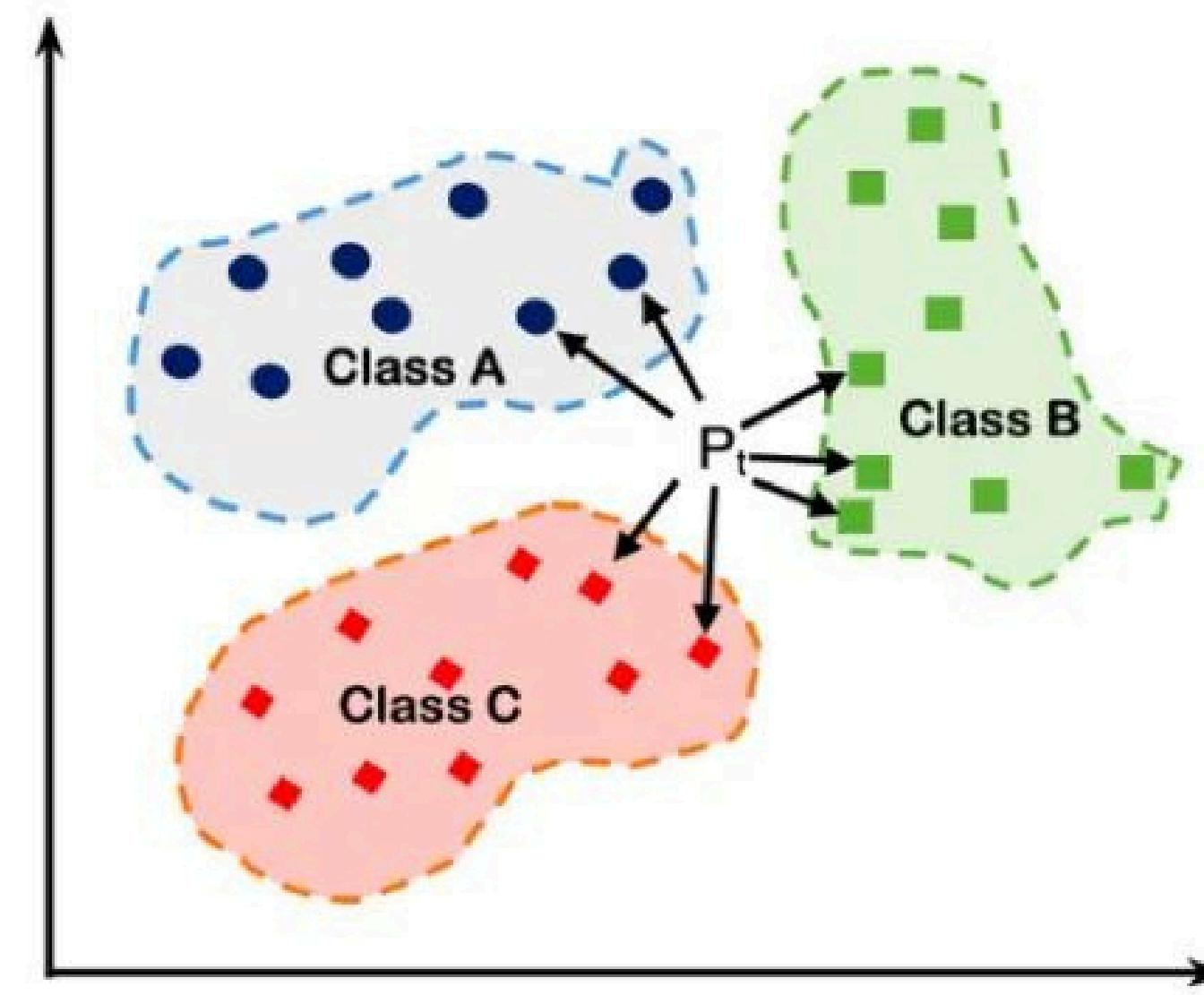
(SUPPORT VECTOR MACHINE) **SVM**

KNN (K-NEAREST NEIGHBORS)

ĐỊNH NGHĨA

KNN (K-Nearest Neighbors) là một thuật toán đơn giản trong học máy được sử dụng cho việc phân loại. Thuật toán này dự đoán nhãn của một điểm dữ liệu mới bằng cách tìm các điểm dữ liệu gần nhất trong tập train và chọn ra nhãn phổ biến nhất trong số chúng.

K Nearest Neighbors



KNN (K-NEAREST NEIGHBORS)

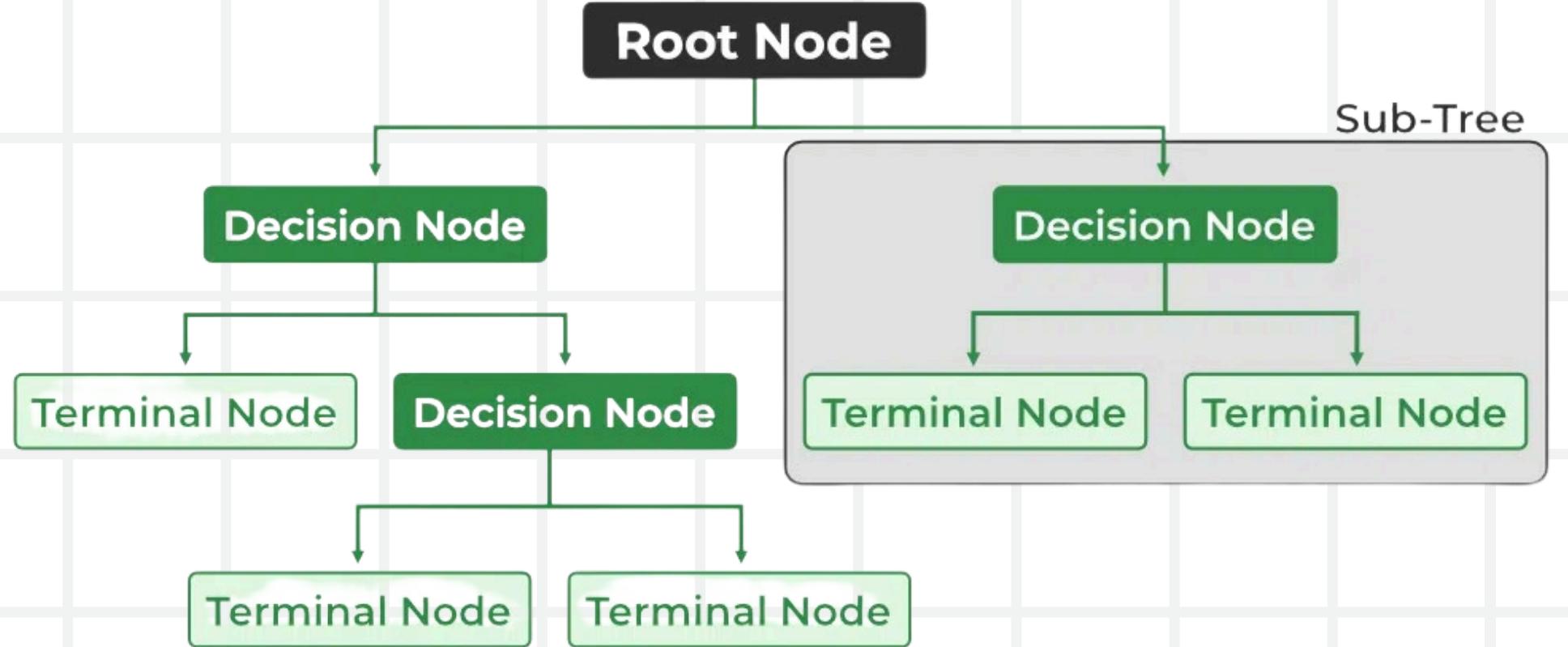
KNN HOẠT ĐỘNG NHƯ NÀO

- Tính toán khoảng cách (distance): euclidean
- Chọn ra K hàng xóm gần nhất
- Bầu chọn đa số

THAM SỐ

- k_neighbors: Số lượng hàng xóm gần nhất
- metric: Phương pháp tính khoảng cách giữa 2 điểm dữ liệu
(Euclidean, Manhattan, Chebyshev, Minkowski, ...)
- weight: Trọng số
(uniform, distance)

DECISION TREE



Decision tree (cây quyết định) là một trong những thuật toán quan trọng trong machine learning, thường được sử dụng cho bài toán phân loại và hồi quy. Thuật toán này hoạt động bằng cách chia tập dữ liệu thành các phần nhỏ hơn và xây dựng một cây quyết định để dự đoán nhãn hoặc giá trị đầu ra cho mỗi mẫu dữ liệu.

MÔ HÌNH

DECISION TREE



DECISION TREE hoạt động như thế nào?

1. Ở mỗi nút chọn 1 thuộc tính để phân chia dữ liệu

Thuộc tính được chọn dựa vào Entropy hoặc Gini

2. Tại mỗi nút sau khi được phân chia thành các nhánh, mỗi nhánh này lại tiếp tục phân chia cho đến khi một điều kiện dừng được thỏa mãn

MÔ HÌNH

DECISION TREE



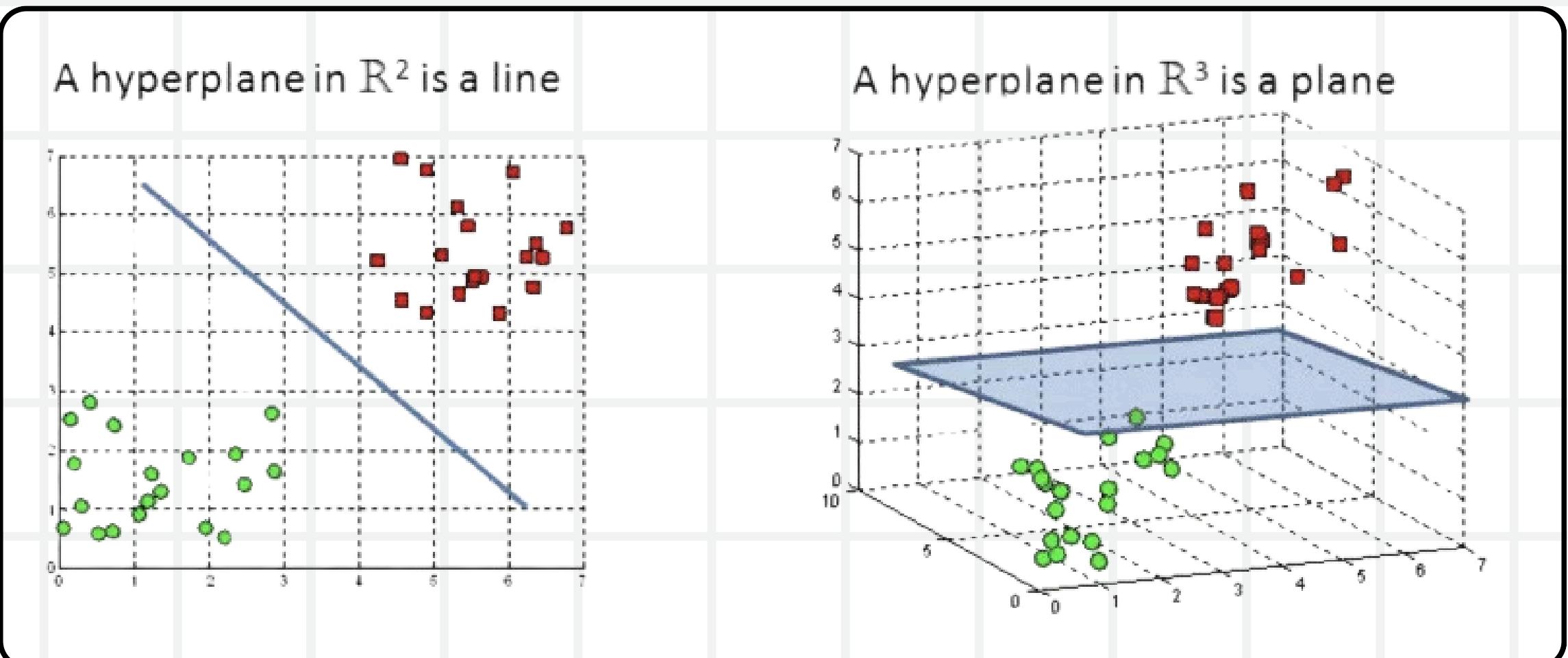
- **criterion:** tham số quyết định phương pháp được sử dụng để đo lường sự không đồng nhất (impurity) của các nút trong quá trình xây dựng cây quyết định.
- **max_depth:** độ sâu tối đa của cây quyết định. Nó xác định số lớp hoặc nút được tạo ra trước khi cây dừng.
- **min_samples_leaf:** số lượng mẫu tối thiểu được yêu cầu ở mỗi lá trong cây.
- **min_samples_split:** số lượng mẫu tối thiểu cần thiết để chia một nút trong cây.

THAM SỐ

(SUPPORT VECTOR MACHINE) SVM

MỤC TIÊU

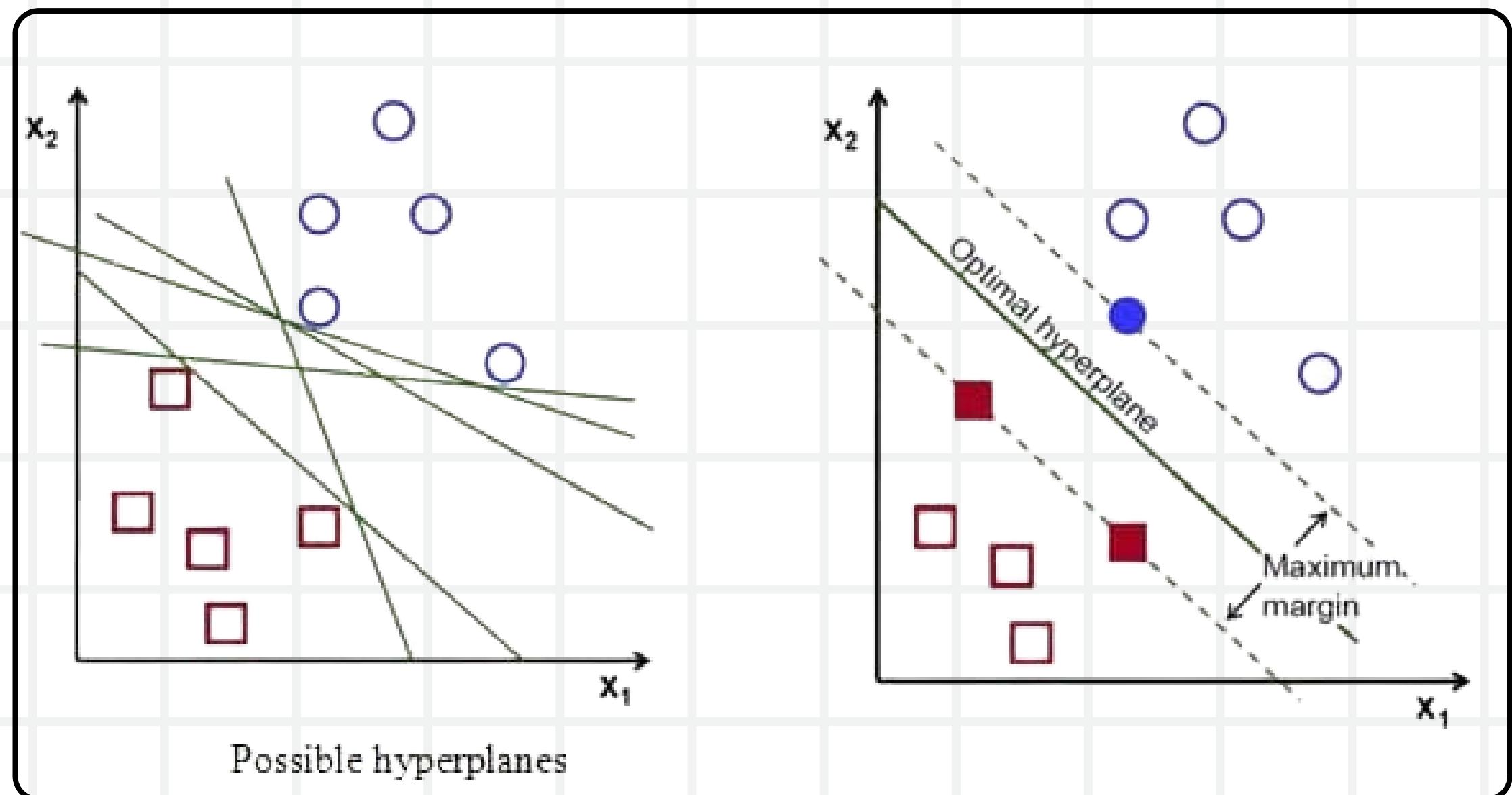
Mục tiêu của SVM là tìm ra một siêu phẳng trong không gian N chiều (ứng với N đặc trưng) chia dữ liệu thành hai phần tương ứng với lớp của chúng. Mục tiêu của SVM là tìm ra siêu phẳng có lề rộng nhất tức là có khoảng cách tới các điểm của hai lớp là lớn nhất.



(SUPPORT VECTOR MACHINE) SVM

MỤC TIÊU

Mục tiêu của SVM là tìm ra một siêu phẳng trong không gian N chiều (ứng với N đặc trưng) chia dữ liệu thành hai phần tương ứng với lớp của chúng. Mục tiêu của SVM là tìm ra siêu phẳng có lề rộng nhất tức là có khoảng cách tới các điểm của hai lớp là lớn nhất.



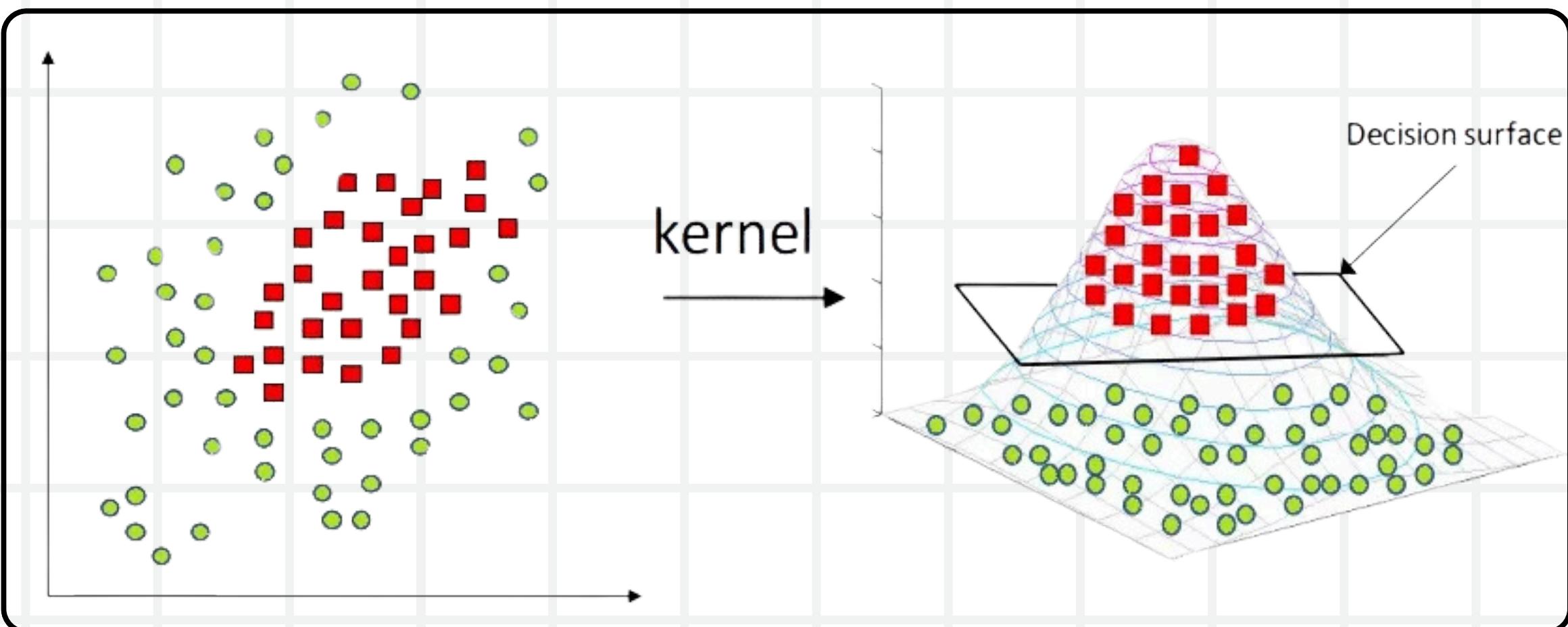
(SUPPORT VECTOR MACHINE) SVM

KERNEL



- LINEAR
- POLY
- RBF
- SIGMOID

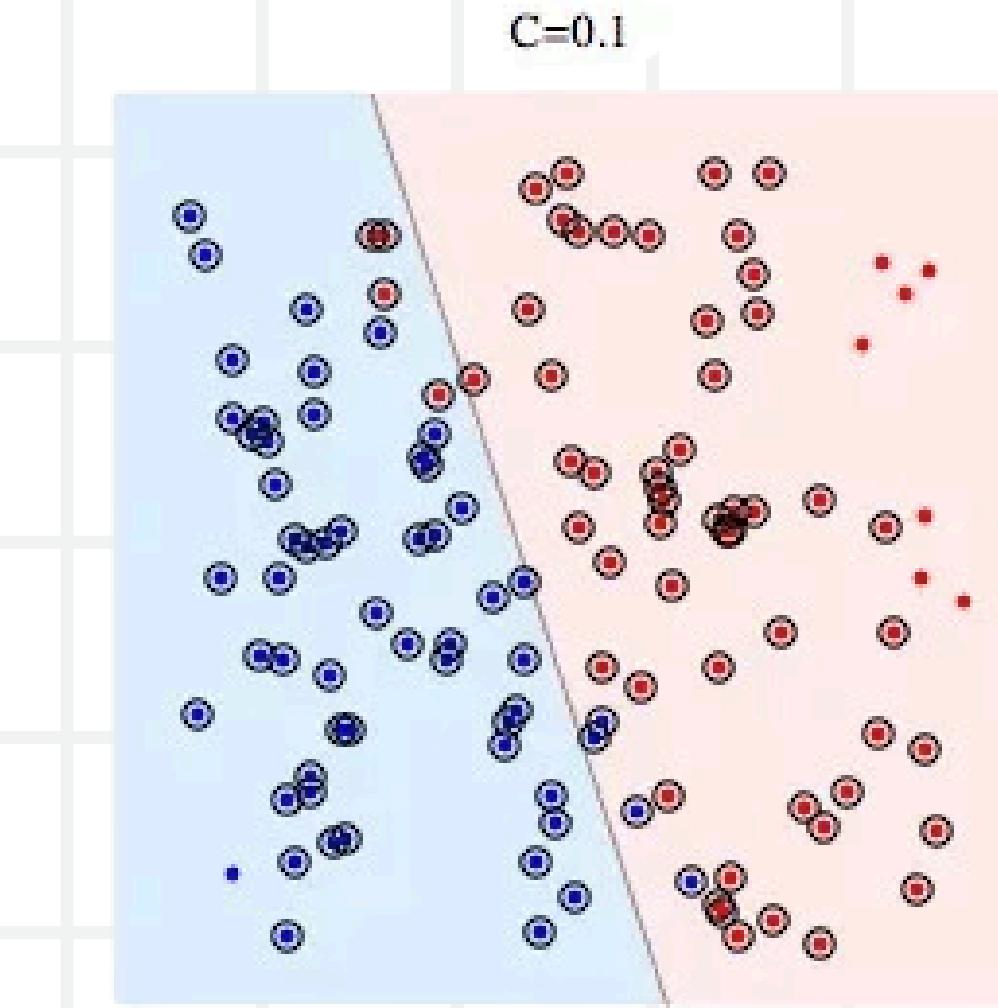
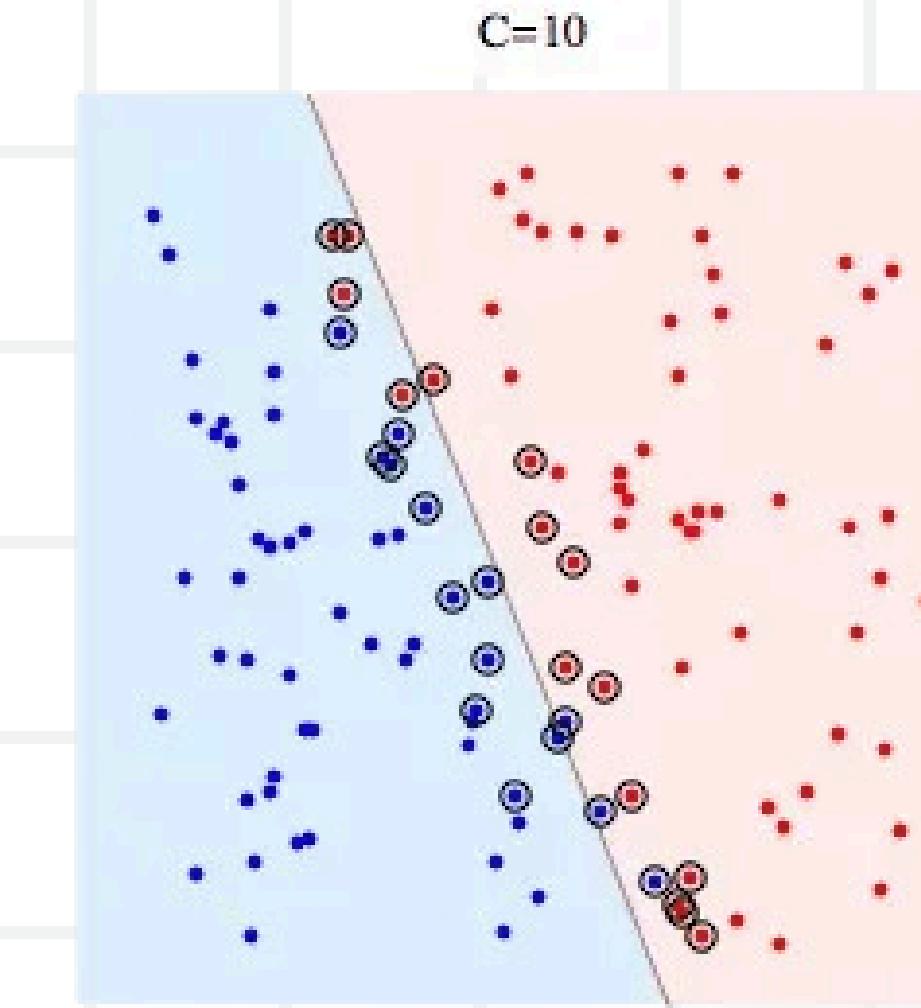
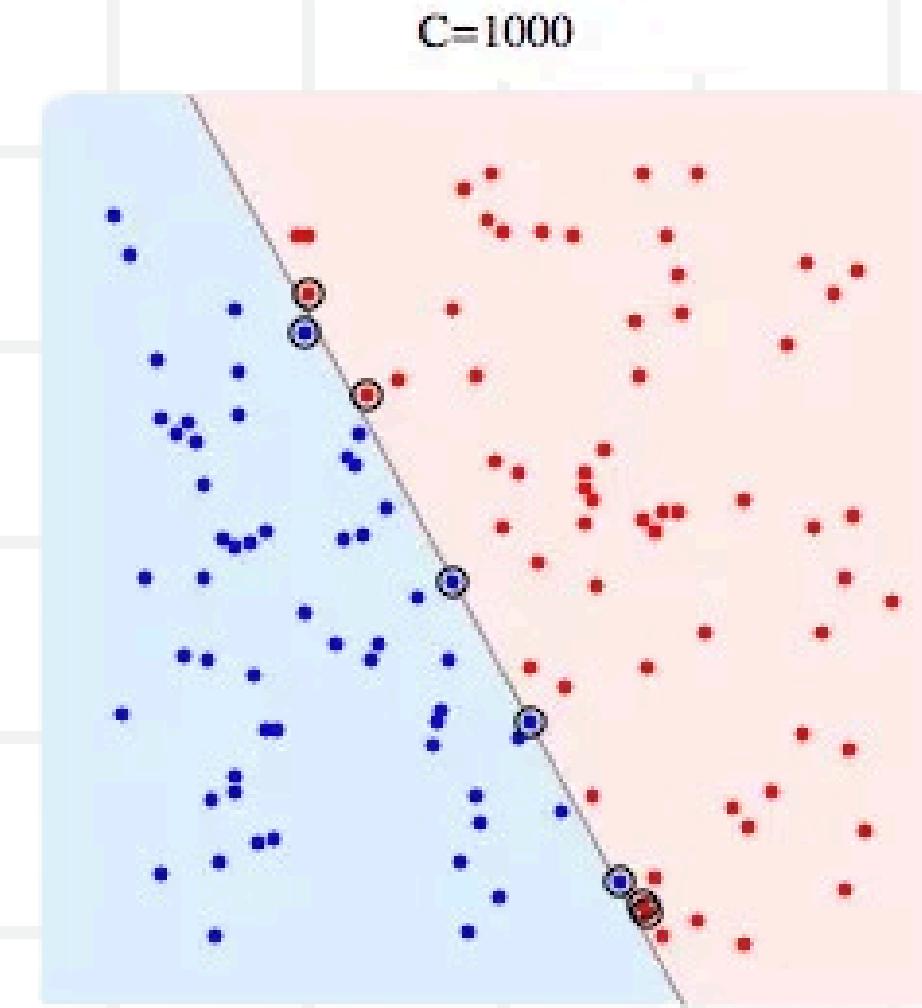
là một hàm ánh xạ dữ liệu từ không gian ít chiều hơn sang không gian nhiều chiều hơn, từ đó ta tìm được siêu phẳng phân tách dữ liệu.



(SUPPORT VECTOR MACHINE) SVM

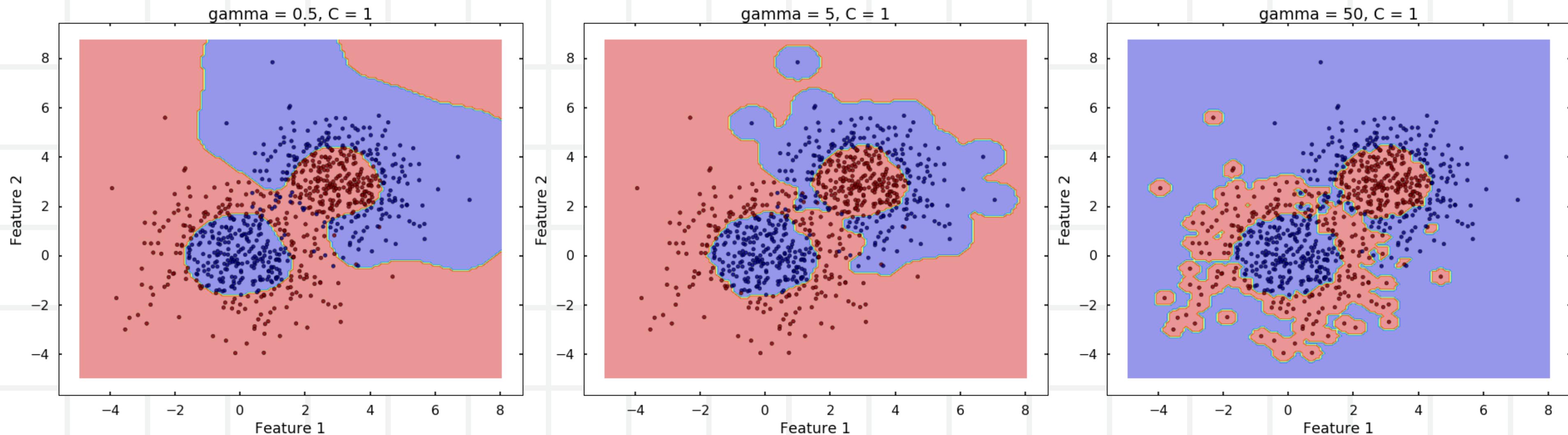
C

Mức độ chấp nhận lỗi - C càng lớn có nghĩa là SVM càng bị phạt nặng khi thực hiện phân loại sai. Do đó, lề càng hẹp và càng ít vectơ hỗ trợ được sử dụng.



(SUPPORT VECTOR MACHINE) SVM

GAMMA giá trị của gamma xác định phạm vi ảnh hưởng của mỗi điểm dữ liệu.



KNN (K-NEAREST NEIGHBORS)

THAM SỐ MẶC ĐỊNH



	precision	recall	f1-score	support
Cam	0.81	0.81	0.81	67
Chidan	0.71	0.31	0.43	49
Hieulenh	0.38	0.75	0.51	52
Nguyhiem	1.00	0.80	0.89	51
Phu	0.67	0.40	0.50	30
accuracy			0.65	249
macro avg	0.71	0.61	0.63	249
weighted avg	0.72	0.65	0.65	249

ACCURACY: 0.64659

DECISION TREE

THAM SỐ MẶC ĐỊNH



	precision	recall	f1-score	support
Cam	0.76	0.79	0.77	67
Chidan	0.58	0.63	0.61	49
Hieulenh	0.62	0.58	0.60	52
Nguyhiem	0.92	0.88	0.90	51
Phu	0.69	0.67	0.68	30
accuracy			0.72	249
macro avg	0.72	0.71	0.71	249
weighted avg	0.72	0.72	0.72	249

ACCURACY: 0.7188755020080321

(SUPPORT VECTOR MACHINE) SVM

THAM SỐ MẶC ĐỊNH



	precision	recall	f1-score	support
Cam	0.75	0.90	0.82	67
Chidan	0.68	0.78	0.72	49
Hieulenh	0.74	0.50	0.60	52
Nguyhiem	1.00	0.90	0.95	51
Phu	0.66	0.70	0.68	30
accuracy			0.77	249
macro avg	0.77	0.75	0.75	249
weighted avg	0.77	0.77	0.76	249

ACCURACY: 0.7670682730923695

GRIDSEARCHCV

Grid search là một kỹ thuật trong học máy và thống kê, được sử dụng để tối ưu hóa các siêu tham số của mô hình. Mục tiêu của grid search là tìm ra bộ siêu tham số tốt nhất giúp mô hình đạt được hiệu suất cao nhất trên một tập dữ liệu nhất định.

```
param_grid = {  
    'max_depth': [None, 10, 20],  
    'min_samples_split': [2, 5, 10],  
    'min_samples_leaf': [1, 2, 4],  
    'criterion': ['gini', 'entropy']}  
  
grid_search_decisiontree = GridSearchCV(DecisionTreeClassifier(),  
    param_grid, cv=5, scoring='accuracy')  
  
grid_search_decisiontree.fit(X_train_features, y_train)
```

GRIDSEARCHCV

KNN



```
1 param_grid = {  
2     'n_neighbors': [3, 5, 7, 9, 11, 13],  
3     'metric': ['euclidean', 'manhattan'],  
4     'weights': ['uniform', 'distance']  
5 }
```

SVM



```
1 param_grid = [  
2     {'kernel': ['linear', 'poly'], 'C': [0.1, 1, 100]},  
3     {'kernel': ['rbf'], 'gamma': [0.0001, 0.001, 0.01],  
4     'C': [0.1, 1, 100]}  
5 ]
```

Decision Tree



```
1 param_grid = {  
2     'max_depth': [None, 10, 20],  
3     'min_samples_split': [2, 5, 10],  
4     'min_samples_leaf': [1, 2, 4],  
5     'criterion': ['gini', 'entropy']  
6 }
```

'metric': 'euclidean',
'n_neighbors': 3,
'weights': 'distance'

'C': 100, 'gamma': 0.001,
'kernel': 'rbf'

'criterion': 'entropy',
'max_depth': 10,
'min_samples_leaf': 4,
'min_samples_split': 2

TRAFFIC SIGNS

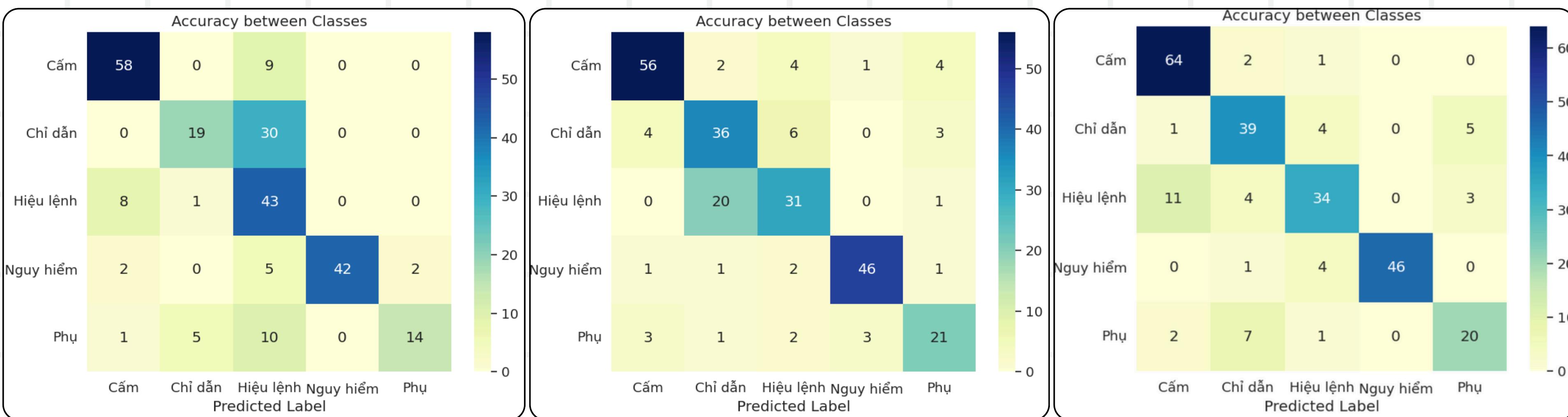
Classification

	KNN	Decision Tree	SVM
Accuracy	0.65	0.72	0.77
GridSearchCV	0.71	0.77	0.81

THỬ NGHIỆM MÔ HÌNH

Tập test

Classification



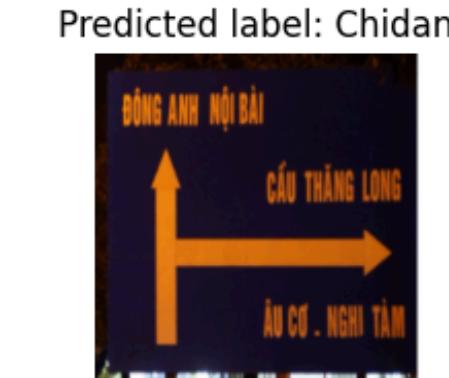
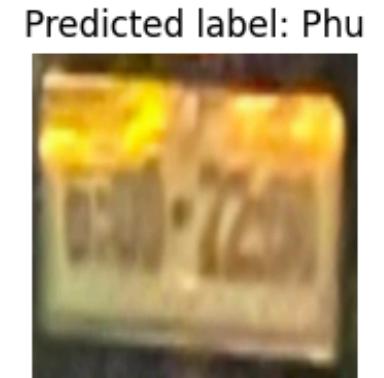
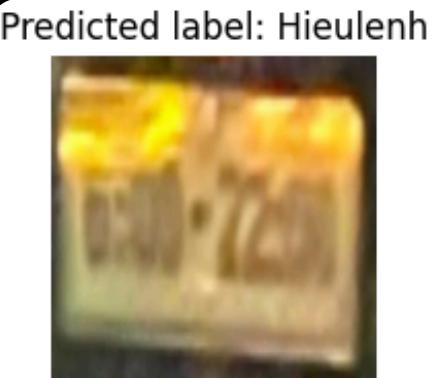
KNN

DECISION TREE

SVM

Thực tế

KNN



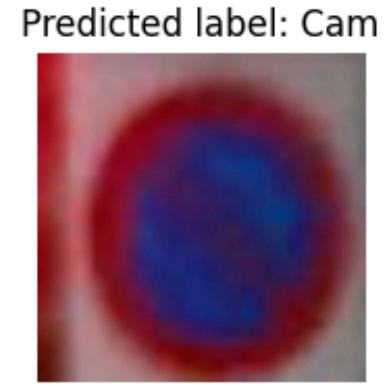
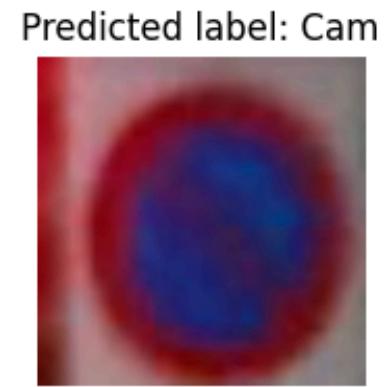
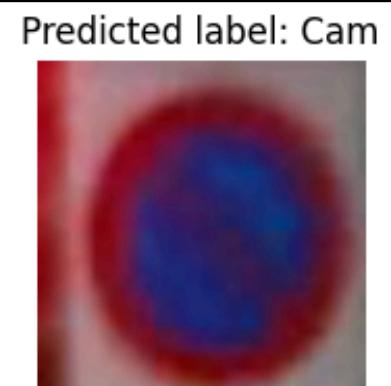
Ảnh điều kiện ánh sáng không tốt

THỬ NGHIỆM MÔ HÌNH

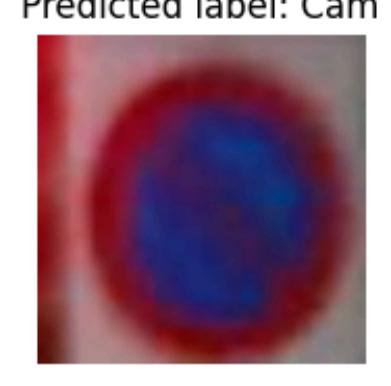
Thực tế

Classification

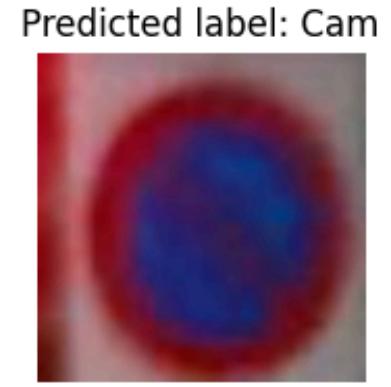
KNN



SVM



DT



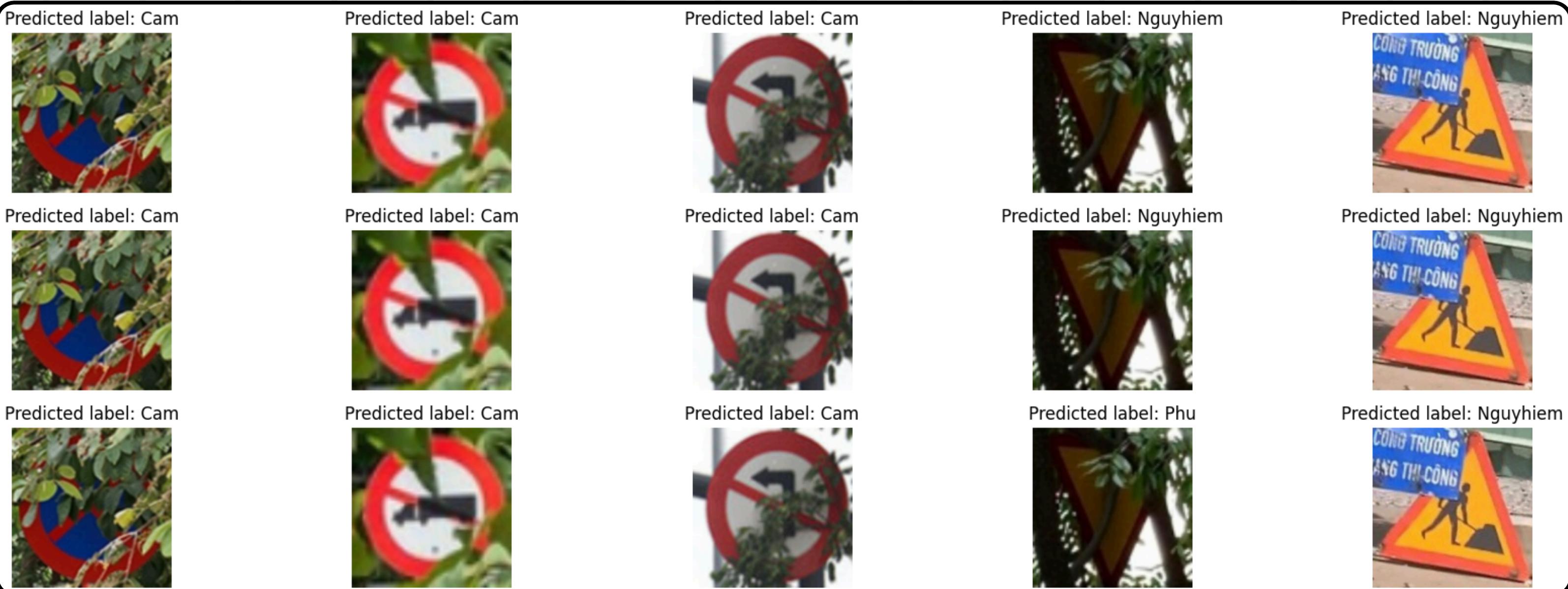
Ảnh mờ

THỬ NGHIỆM MÔ HÌNH

Thực tế

Classification

KNN



SVM

DT

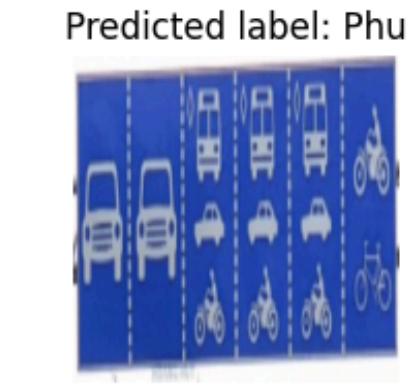
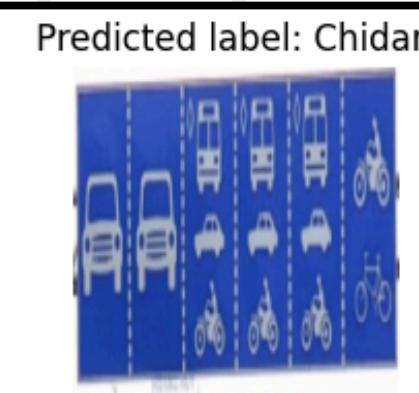
Ảnh bị che một phần

THỬ NGHIỆM MÔ HÌNH

Thực tế

Classification

KNN



Biển dễ gây nhầm

KẾT LUẬN

1

**Với tập dataset đã được chuẩn bị của nhóm thì trong 3 mô hình nhóm
chọn thì mô hình SVM đạt độ chính xác cao nhất (80%)**

2

**Với tập dataset đã chuẩn bị, thì label cấm được phân loại tốt nhất trên cả 3 mô hình - có
thể lí do : số lượng ảnh cấm có phần cao hơn các nhãn khác - và một phần do đặc trưng về
màu sắc của biển cấm**

3

**Biển hiệu lệnh và biển chỉ dẫn thường bị phân loại nhầm lẫn vì chúng có màu sắc và hình
dạng khá tương đồng**

4

**Trong thực tế, với nhiều trường hợp hình ảnh biển báo có một số điều kiện chưa xuất hiện
trong dataset, các mô hình vẫn chưa nắm bắt được hết và phân loại sai**

THANK YOU

Presentation by HoangHiepHoang

