NAÏVE BAYES

- Nguyễn Hoàng Yến Như
- Nguyễn Trần Phúc Nghi
- Nguyễn Trần Phúc An
- Nguyễn Đức Anh Phúc
- Trịnh Thị Thanh Trúc
- KS. Cao Bá Kiệt
- KS. Quan Chí Khánh An
- KS. Lê Ngọc Huy
- CN. Bùi Cao Doanh
- CN. Nguyễn Trọng Thuận
- KS. Phan Vĩnh Long
- KS. Nguyễn Cường Phát
- ThS. Nguyễn Hoàng Ngân
- KS. Hồ Thái Ngọc
- ThS. Đỗ Văn Tiến
- ThS. Nguyễn Hoàn Mỹ
- ThS. Dương Phi Long
- ThS. Trương Quốc Dũng
- ThS. Nguyễn Thành Hiệp
- ThS. Nguyễn Võ Đăng Khoa
- ThS. Võ Duy Nguyên
- TS. Nguyễn Văn Tâm
- ThS. Trần Việt Thu Phương
- TS. Nguyễn Tấn Trần Minh Khang

DATASET

Dataset

- Tên tập dữ liệu: Social Network Ads.
- Nguồn: https://www.superdatascience.com/pages/machine-learning.
- Tập dữ liệu cho biết các thông tin của khách hàng và họ có mua hàng hay không.

Dataset

- Tập dữ liệu chứa 400 điểm dữ liệu, mỗi điểm dữ liệu có 5 thuộc tính gồm:
  + UserID: Mã số định danh của người dùng.
  + Gender: Giới tính của người dùng.
  + Age: Độ tuổi người dùng.
  + Estimated Salary: Mức lương ước đoán của người dùng.
  + Purchased: Là một trong hai số 0 và 1. Số 0 cho biết khách hàng không mua hàng và số 1 cho biết khách hàng có mua hàng.

Dataset

– Dưới đây là 5 điểm dữ liệu ngẫu nhiên trong tập dữ liệu.

UserID	Gender	Age	Estimated Salary	Purchased
15624510	Male	19	19,000	0
15810944	Male	35	20,000	1
15668575	Female	26	43,000	0
15603246	Female	27	57,000	0
15804002	Male	19	76,000	1

Dataset

– Yêu cầu với 2 thuộc tính:

+ Độ tuổi (Age)

+ Mức lương ước đoán (Estimated Salary)

Dự đoán khách hàng sẽ mua hàng hay không?

TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU

Tiền xử lý dữ liệu

– Ở bài này, ta chỉ quan tâm đến hai thuộc tính tuổi và mức lương ước đoán.

```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. dataset = pd.read_csv("Social_Network_Ads.csv")
4. X = dataset.iloc[:, [2, 3]].values
5. Y = dataset.iloc[:, 4].values
```

Tiền xử lý dữ liệu

- Để thuận tiện cho trực quan hóa kết quả sau khi huấn luyện, ta chuẩn hóa dữ liệu về dạng:
  + Kỳ vọng bằng 0
  + Phương sai bằng 1
- Lớp `StandardScaler` trong module `sklearn.preprocessing` đã được xây dựng sẵn để chuẩn hóa dữ liệu.

```
7. from sklearn.preprocessing import StandardScaler
8. SC = StandardScaler()
9. X = SC.fit_transform(X)
```

Tiền xử lý dữ liệu

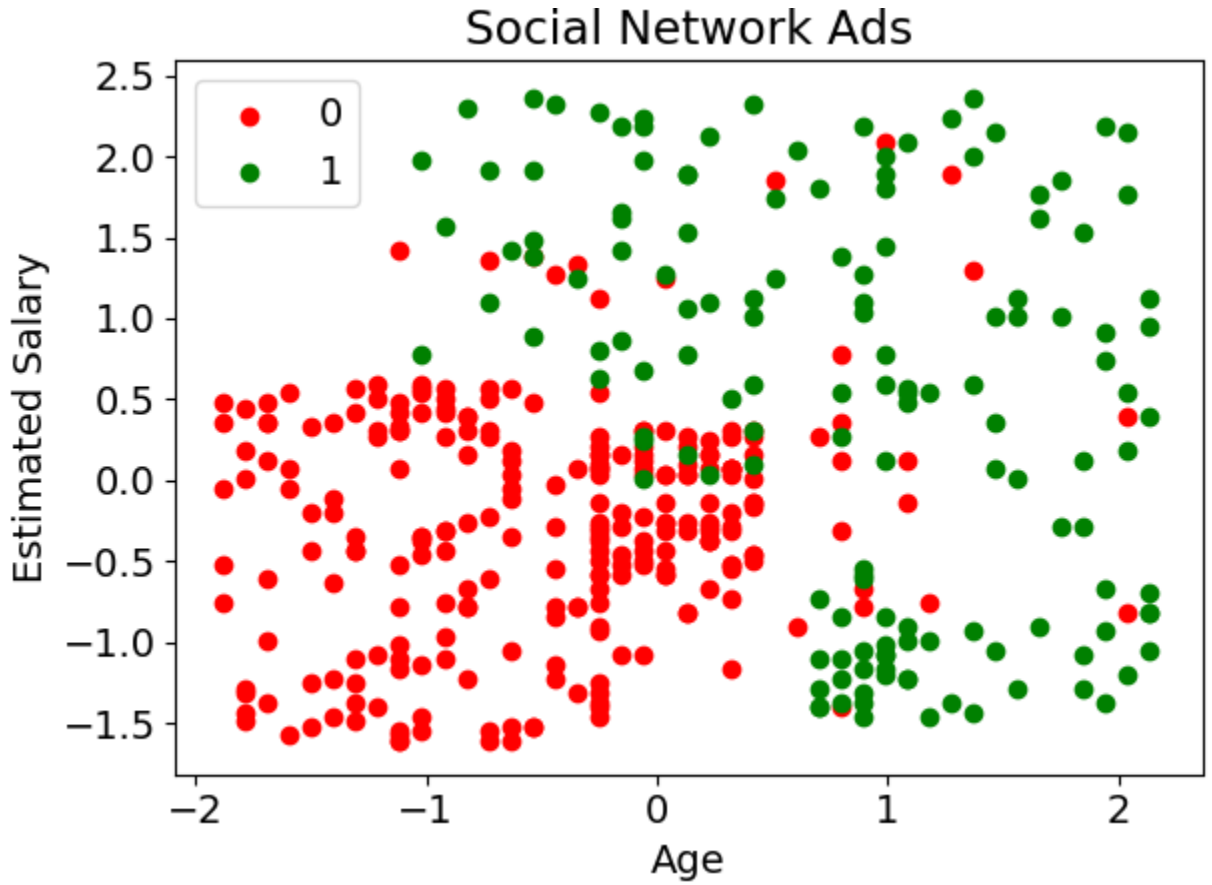
- Chia dữ liệu thành hai tập training set và test set.
- Ta dùng hàm `train_test_split` được cung cấp trong module `sklearn.model_selection`.

```
10.from sklearn.model_selection import train_test_split
11.X_train, X_test, Y_train, Y_test =

train_test_split(X, Y, train_size = 0.8, random_state =
 0)
```

TRỰC QUAN HÓA DỮ LIỆU

Trực quan hóa dữ liệu



Trực quan hóa dữ liệu

– Xây dựng hàm trực quan hóa các điểm dữ liệu.

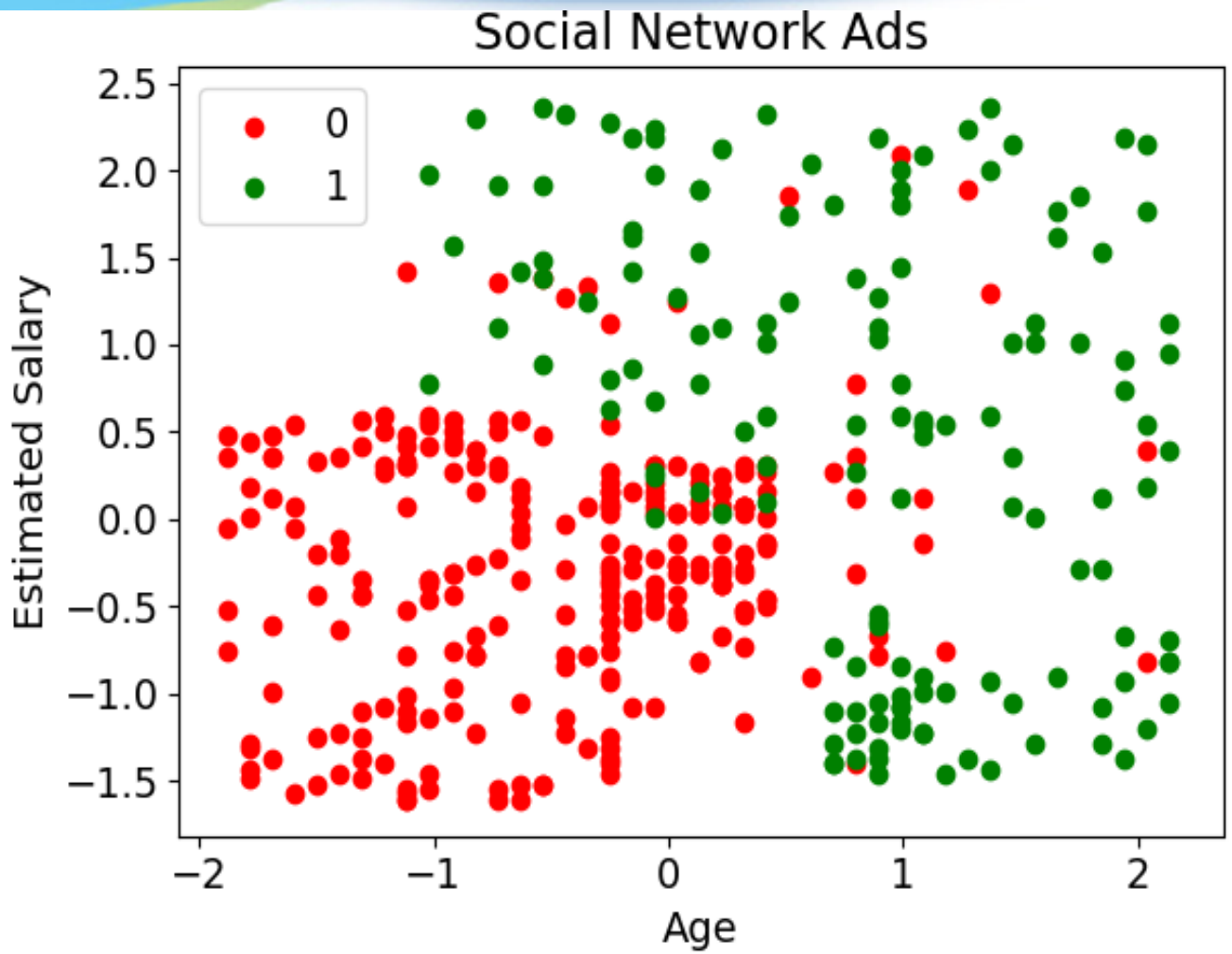
```
11.from matplotlib.colors import ListedColormap
12.import matplotlib.pyplot as plt
13.def VisualizingDataset(X_, Y_):
14.    X1 = X_[:, 0]
15.    X2 = X_[:, 1]
16.    for i, label in enumerate(np.unique(Y_)):
17.        plt.scatter(X1[Y_ == label], X2[Y_ == label]
    ,
```

Trực quan hóa dữ liệu

– Gọi hàm trực quan hóa dữ liệu.

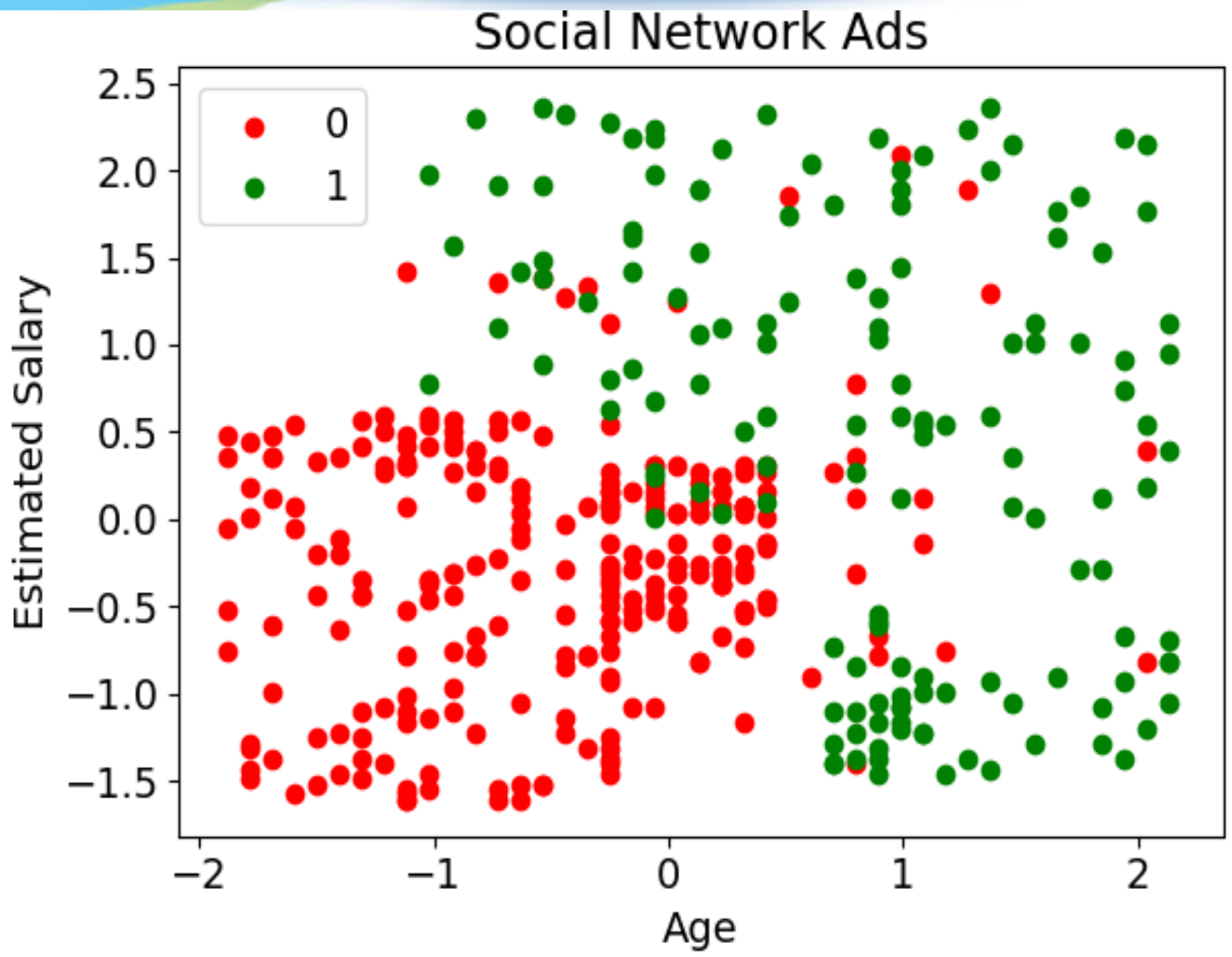
```
18.VisualizingDataset(X, Y)
19.plt.show()
```

Trực quan hóa dữ liệu



- Theo hình vẽ, ta thấy các điểm có sự phân bố thành 2 mảng.
  - + Mảng dưới trái phần lớn có màu đỏ, tức khách hàng không mua hàng.
  - + Mảng bên phải và mảng bên trên phần lớn có màu xanh, tức khách hàng có mua hàng.

Trực quan hóa dữ liệu



- Điều này là phù hợp vì các khách hàng trẻ và có mức lương thấp sẽ thường không mua hàng.
- Ngược lại, khách hàng cao tuổi hoặc có lương cao sẽ thường mua hàng nhiều hơn.

NAÏVE BAYES

Naïve Bayes

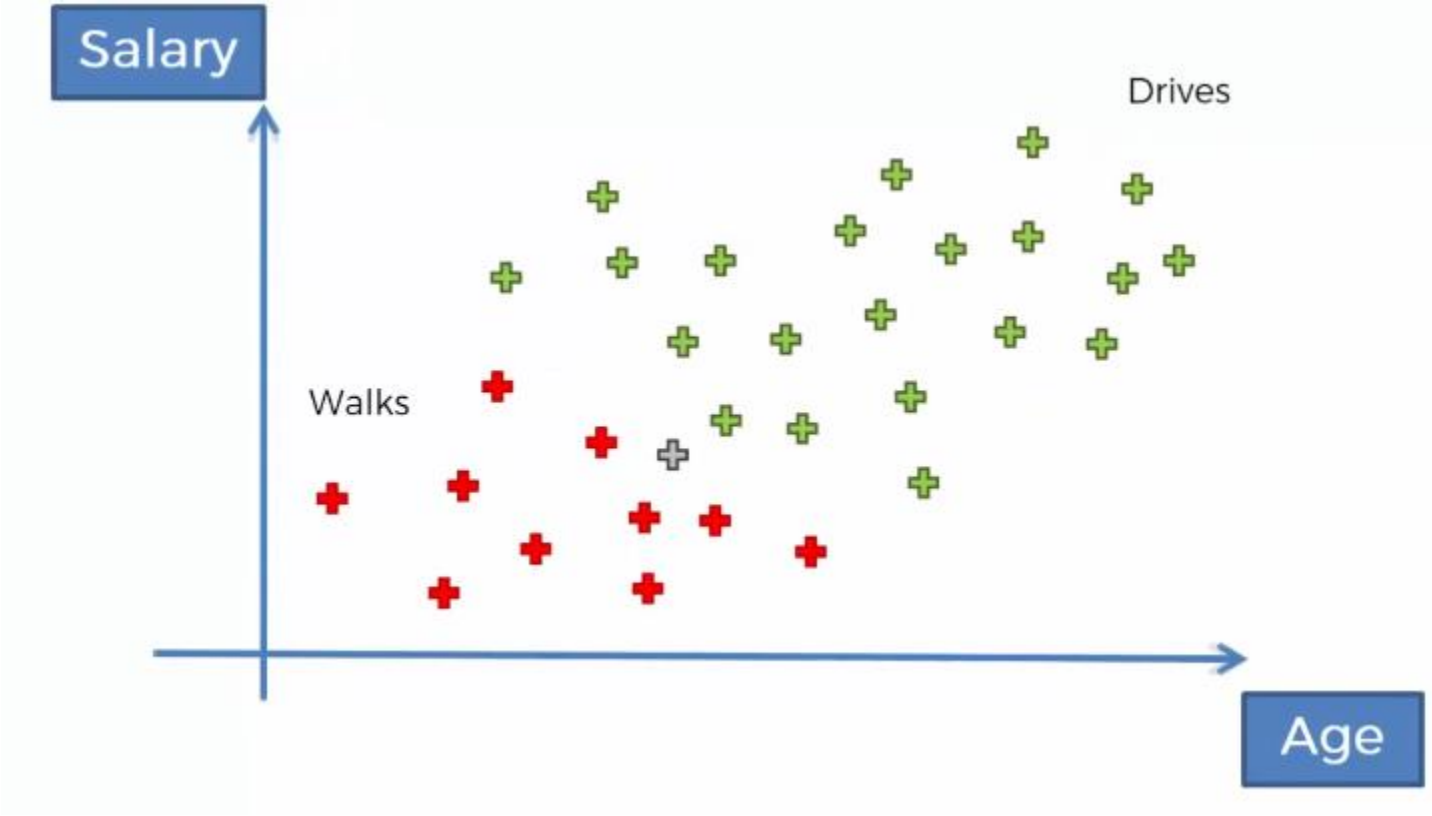
– Nhắc lại định lý xác suất Bayes:

$$P(y|x) = \frac{P(x|y) \times P(y)}{P(x)}$$

Naïve Bayes

- Xét bài toán: cho mức lương và độ tuổi của một nhân viên. Dự đoán người đó đi làm bằng xe hay đi bộ?
- Gọi X, y là các biến ngẫu nhiên với:
  + $X = \{(Salary, Age) | Salary > 0, Age > 0\}$.
  + $y = \{Walk, Drive\}$.
- Bài toán trên có thể đưa về dạng:
  + Tìm $y = \{Walk, Drive\}$ sao cho $P(y|X)$ đạt giá trị lớn nhất.
  + Tức ta cần tính $P(y = Walk|X)$ và $P(y = Drive|X)$ và chọn y tương ứng với giá trị $P(y|X)$ lớn hơn.

Naïve Bayes



Naïve Bayes

– Theo định lý Bayes:

$$P(y|X) = \frac{P(X|y) \times P(y)}{P(X)}$$

+ Trong đó:

- $P(y)$ được gọi là Prior Probability.
- $P(X)$ được gọi là Marginal Probability.
- $P(X|y)$ được gọi là Likelihood.
- $P(y|X)$ được gọi là Posterior Probability.

Naïve Bayes

– Cách tính $P(y)$ hay Prior Probability:

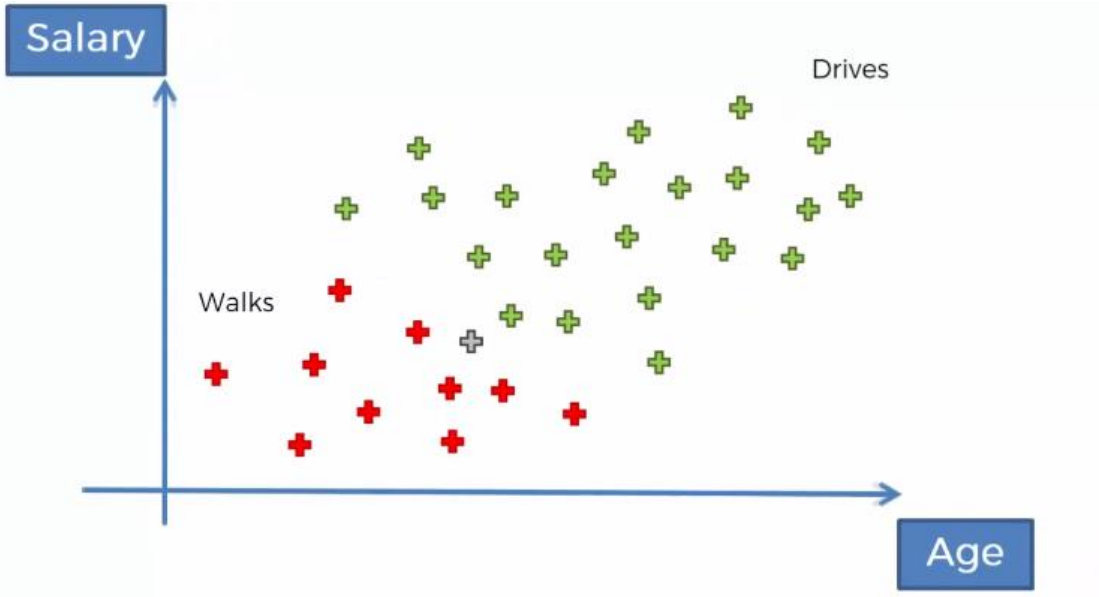
+ $P(y)$ là xác suất để một điểm bất kỳ rơi vào lớp y. Được tính bằng công thức:

$$P(y) = \frac{\text{Số lượng điểm dữ liệu thuộc lớp y}}{\text{Tổng số lượng điểm dữ liệu}}$$

Naïve Bayes

– Ví dụ tính $P(y = Walk)$:

+ Số lượng điểm dữ liệu thuộc lớp $y = Walk$ là 10 (số lượng điểm màu đỏ).
+ Tổng số lượng điểm dữ liệu là 31 (tổng các điểm có màu xanh và đỏ).
+ $P(y) = 10/31$.



Naïve Bayes

- Cách tính $P(X)$ hay Marginal Probability:
  - + $P(X)$ là xác suất để lấy được điểm X trong tập dữ liệu.
  - + Để tìm được $P(X)$, ta cần có rất nhiều điểm dữ liệu trong tập dữ liệu để xác định phân phối của X.
  - + Trong Naive Bayes, $P(X)$ được định nghĩa lại là xác suất để lấy được một điểm tương tự với X trong tập dữ liệu. Khi đó, xác suất này có thể tính bằng phương pháp thống kê như sau:

$$P(X) = \frac{\text{Số lượng điểm dữ liệu tương tự với X}}{\text{Tổng số điểm dữ liệu}}$$

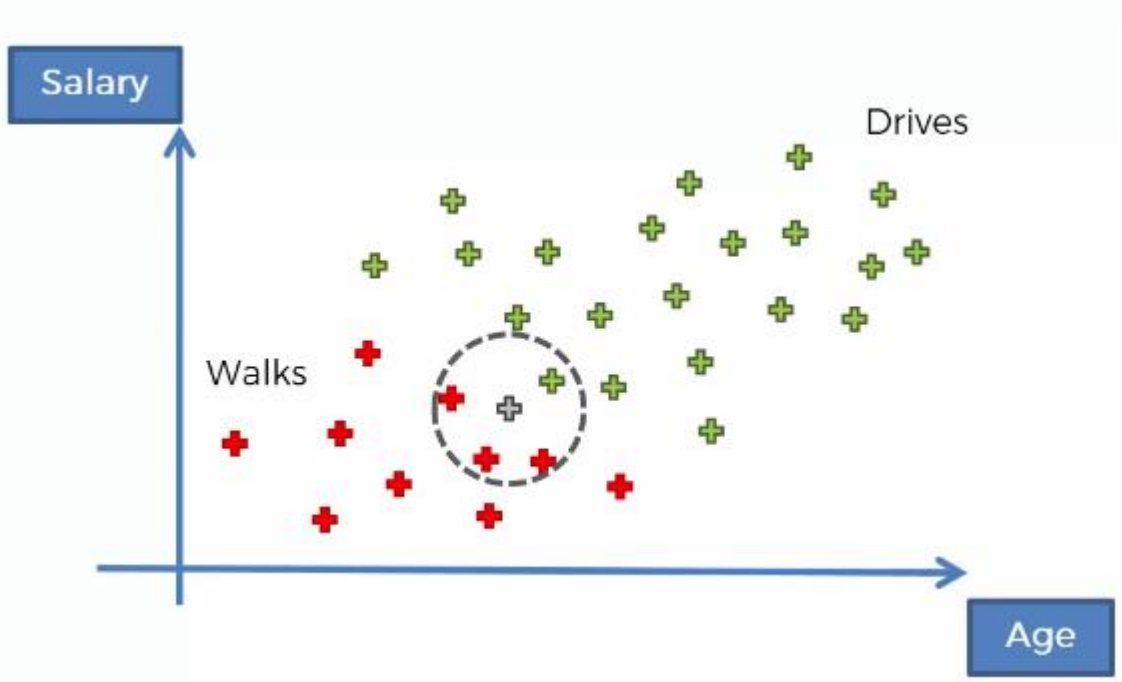
Naïve Bayes

– Ví dụ tính $P(X)$ – với X là điểm màu xám.

+ Số lượng điểm tương tự với điểm màu xám là 4 (các điểm nằm trong vòng được khoanh tròn).

+ Tổng số lượng điểm dữ liệu là 31.

+ $P(X) = 4/31$.



Naïve Bayes

– Cách tính $P(X)$ hay Marginal Probability (Đọc thêm):

+ Thực tế, việc xác định được xác suất $P(X)$ được xác định bằng công thức:

$$P(X) = P(Age) \times P(Salary)$$

+ Công thức trên được thành lập với giả thiết các đặc trưng đầu vào của X (trong trường hợp này là Age và $Salary$) là độc lập với nhau.

Naïve Bayes

– Cách tính $P(X)$ hay Marginal Probability (Đọc thêm):

+ Cách tính các $P(Age)$ hay $P(Salary)$ thường sẽ được dựa trên một số phân phối xác suất nhất định.

+ Các phân phối xác suất thường dùng là:

- Phân phối chuẩn (Normal Distribution hay Gauss Distribution): thường được dùng cho các biến ngẫu nhiên có giá trị là liên lục.
- Phân phối đa thức (Multinomial Distribution): thường được dùng cho các biến ngẫu nhiên có giá trị rời rạc đếm được.

Naïve Bayes

– Cách tính $P(X|y)$ hay Likelihood:

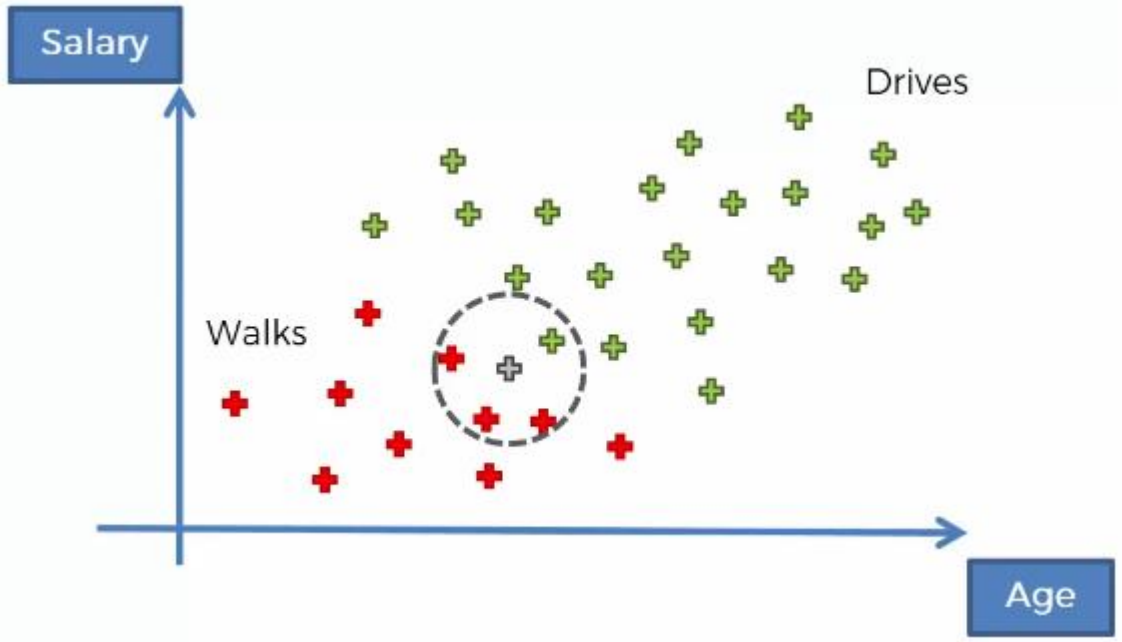
+ Tương tự $P(X)$, trong Naive Bayes, $P(X|y)$ được định nghĩa là xác suất để bắt gặp một điểm dữ liệu tương tự X trong các điểm dữ liệu thuộc lớp y. Công thức cụ thể:

$$P(X|y) = \frac{\text{Số lượng điểm trong lớp y tương tự với X}}{\text{Số lượng điểm trong lớp y}}$$

+ Việc xác định $P(X|y)$ trong thực tế cũng tương tự việc xác định $P(X)$, tuy nhiên không gian dữ liệu ở đây thu gọn thành các điểm dữ liệu trong lớp y thay vì toàn bộ các điểm trong tập dữ liệu.

Naïve Bayes

- Ví dụ tính $P(X|y = Walk)$ – với X là điểm màu xám.
  + Số lượng điểm tương tự với điểm màu xám trong lớp $y = Walk$ là 3 (các điểm màu đỏ nằm trong vòng được khoanh tròn).
  + Tổng số lượng điểm dữ liệu thuộc lớp $y = Walk$ là 10.
  + $P(X|y = Walk) = 3/10$.



Naïve Bayes

– Vậy, giá trị $P(y = Walk|X)$ với X là điểm màu xám là:

$$P(y = Walk|X) = \frac{P(X|y = Walk) \times P(y)}{P(X)}$$

$$\Rightarrow\ P(y = Walk|X) = \frac{\frac{3}{10} \times \frac{10}{31}}{\frac{4}{31}} = \frac{3}{4} = 0.75$$

– Ta có thể nói rằng, xác suất để người X đi bộ là 75%.

Naïve Bayes

- Từ Naïve trong Naive Bayes được đặt vì giả thiết các đặc trưng của X hoàn toàn độc lập với nhau.
- Mặc dù giả thiết này khá phi thực tế, nhưng Naïve Bayes lại hoạt động rất hiệu quả.

HUẤN LUYỆN MÔ HÌNH

Huấn luyện mô hình

- Bài toán của chúng ta sử dụng mô hình Naive Bayes với giả thiết đặc trưng đầu vào tuân theo phân phối chuẩn.
- Do đó, ta sử dụng lớp `GaussianNB` trong module `sklearn.naive_bayes` để huấn luyện mô hình.

```
20.from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
21.classifier = GaussianNB()
22.classifier.fit(X_train, Y_train)
```

TRỰC QUAN HÓA KẾT QUẢ MÔ HÌNH

Trực quan hóa kết quả mô hình

- Ta tạo một *confusion matrix*. Đây là một ma trận có kích thước là $p \times p$ với p là số phân lớp trong bài toán đang xét, ở đây là 2.
- Phần tử ở dòng thứ i, cột thứ j của confusion matrix biểu thị số lượng phần tử có loại là i và được phân vào loại j.
- Hàm `confusion_matrix` trong module `sklearn.metrics` sẽ hỗ trợ ta xây dựng confusion matrix.

```
23.from sklearn.metrics import confusion_matrix
24.cm = confusion_matrix(Y_train, classifier.predict(X_
   train))
25.print(cm)
```

Trực quan hóa kết quả mô hình

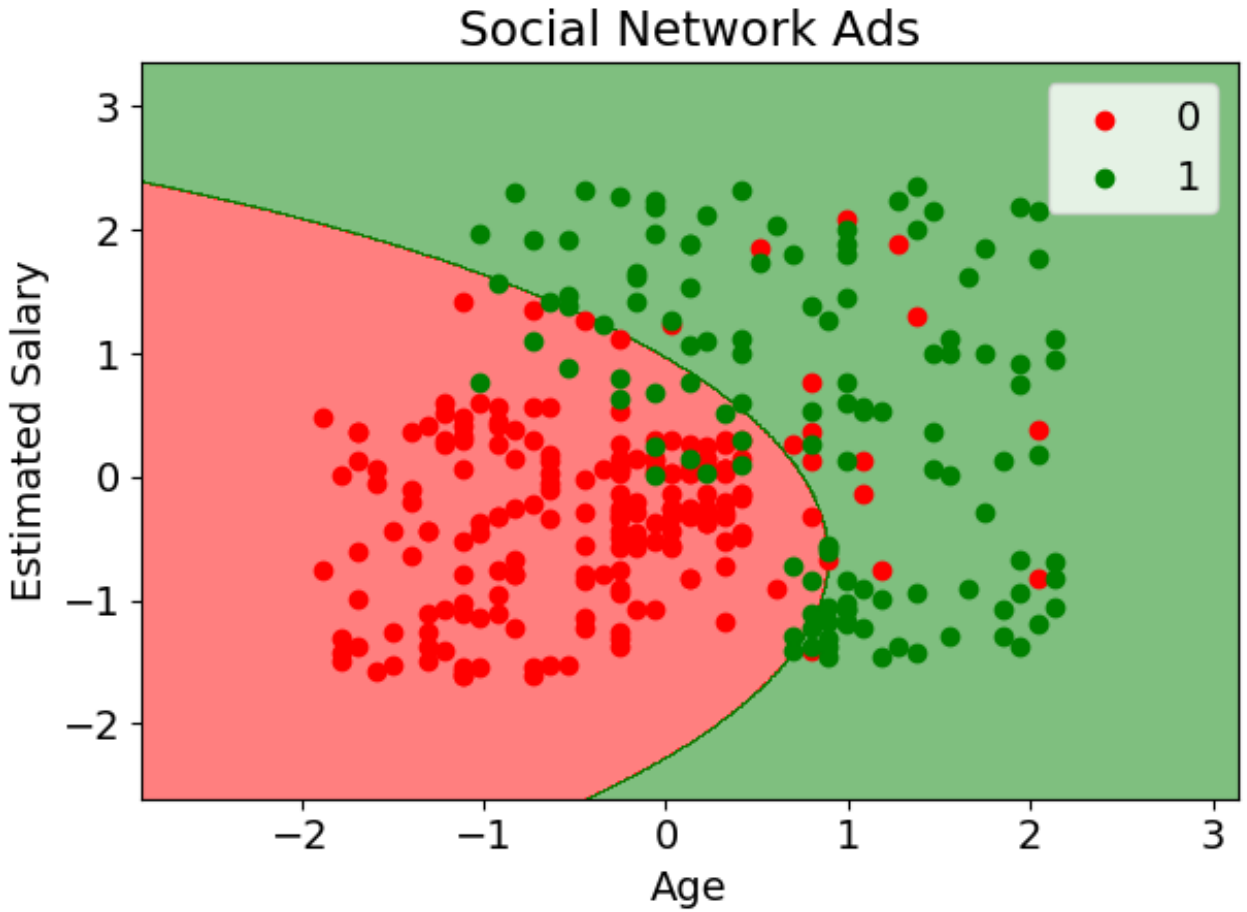
- Confusion Matrix được in ra là:

	0	1
0	183	16
1	21	100

- Theo ma trận trên, số lượng dữ liệu được phân loại đúng là $183 + 100 = 283$ điểm dữ liệu.
- Số lượng dữ liệu phân loại sai là $21 + 16 = 37$ điểm dữ liệu.
- Tỉ lệ điểm dữ liệu phân loại sai là $37/320 \approx 0.12$.

Trực quan hóa kết quả mô hình

- Ta trực quan hóa kết quả mô hình trên mặt phẳng tọa độ bằng cách vẽ 2 vùng phân chia mà mô hình thu được sau quá trình huấn luyện.



Trực quan hóa kết quả mô hình

– Xây dựng hàm trực quan hóa kết quả bằng cách tạo 2 vùng phân chia mà mô hình đạt được.

```
26.def VisualizingResult(model, X_):
27.     X1 = X_[:, 0]
28.     X2 = X_[:, 1]
29.     X1_range = np.arange(start= X1.min()-1, stop=
   X1.max()+1, step = 0.01)
30.     X2_range = np.arange(start= X2.min()-1, stop=
   X2.max()+1, step = 0.01)
31.     X1_matrix, X2_matrix = np.meshgrid(X1_range, X2_
   range)
```

Trực quan hóa kết quả mô hình

– Xây dựng hàm trực quan hóa kết quả bằng cách tạo 2 vùng phân chia mà mô hình đạt được.

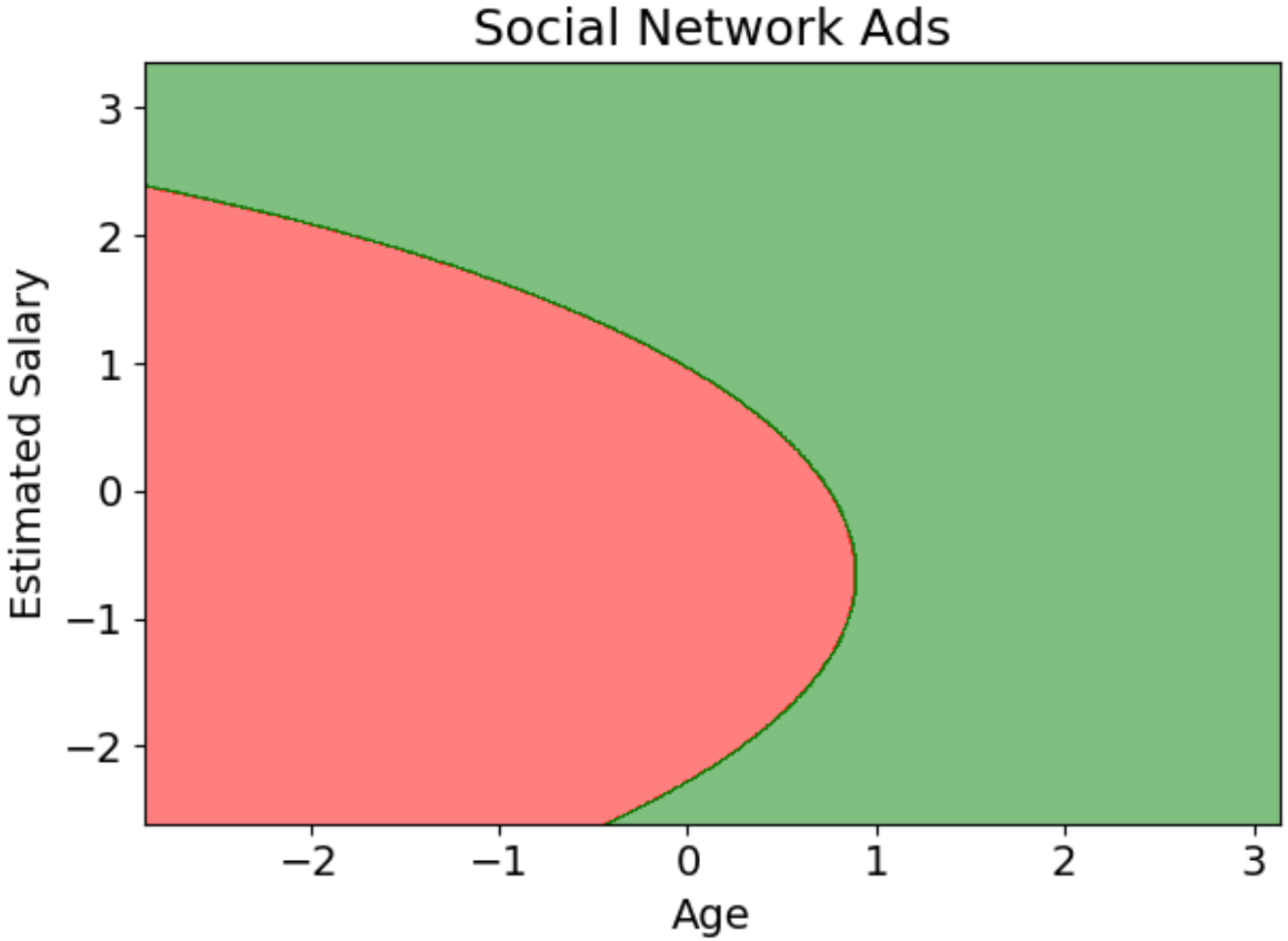
```
26.def VisualizingResult(model, X_):
31.     ...
32.     X_grid= np.array([X1_matrix.ravel(),
   X2_matrix.ravel()]).T
33.     Y_grid=
   model.predict(X_grid).reshape(X1_matrix.shape)
34.     plt.contourf(X1_matrix, X2_matrix, Y_grid, alpha
   = 0.5,    cmap = ListedColormap(("red", "green")))
```

Trực quan hóa kết quả mô hình

– Trực quan hóa kết quả mô hình.

```
35.VisualizingResult(classifier, X_train)
36.plt.show()
```

Trực quan hóa kết quả mô hình

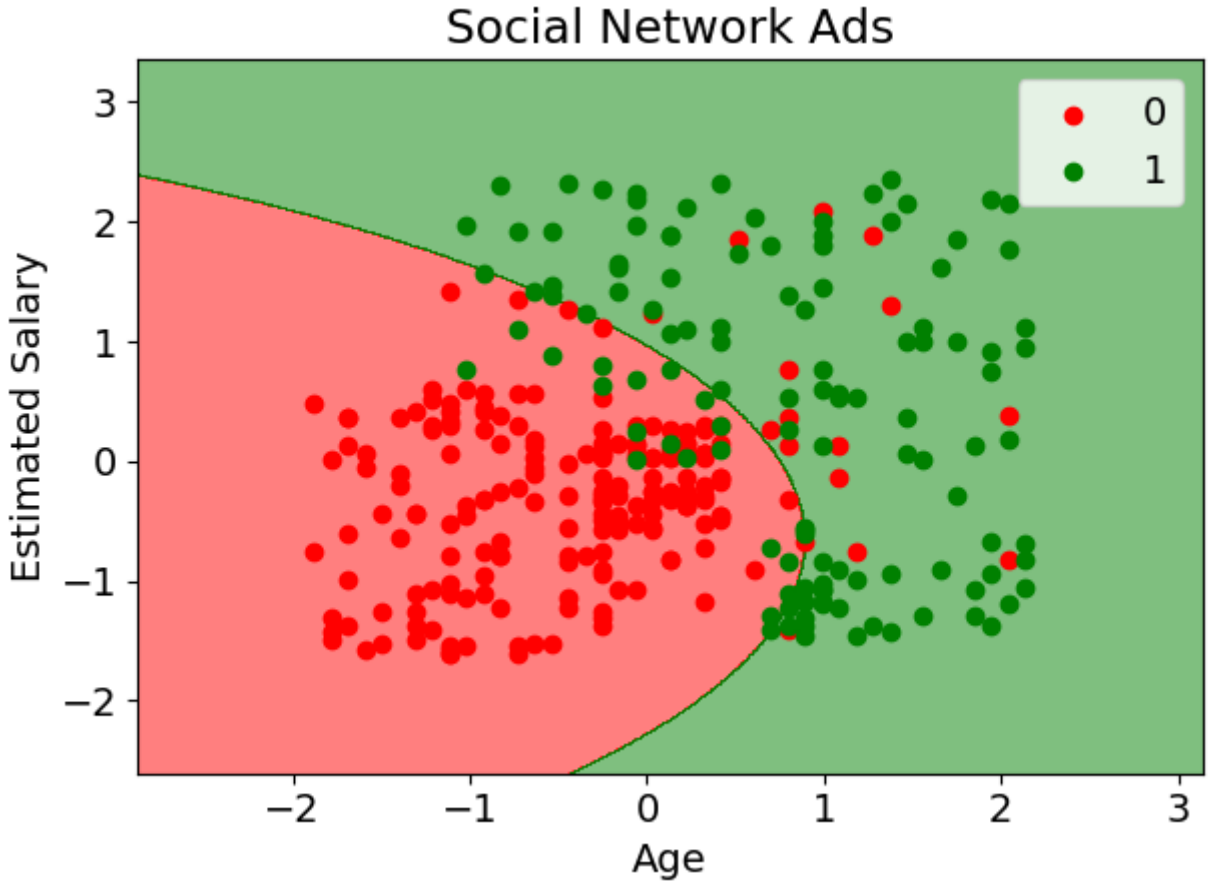


Trực quan hóa kết quả mô hình

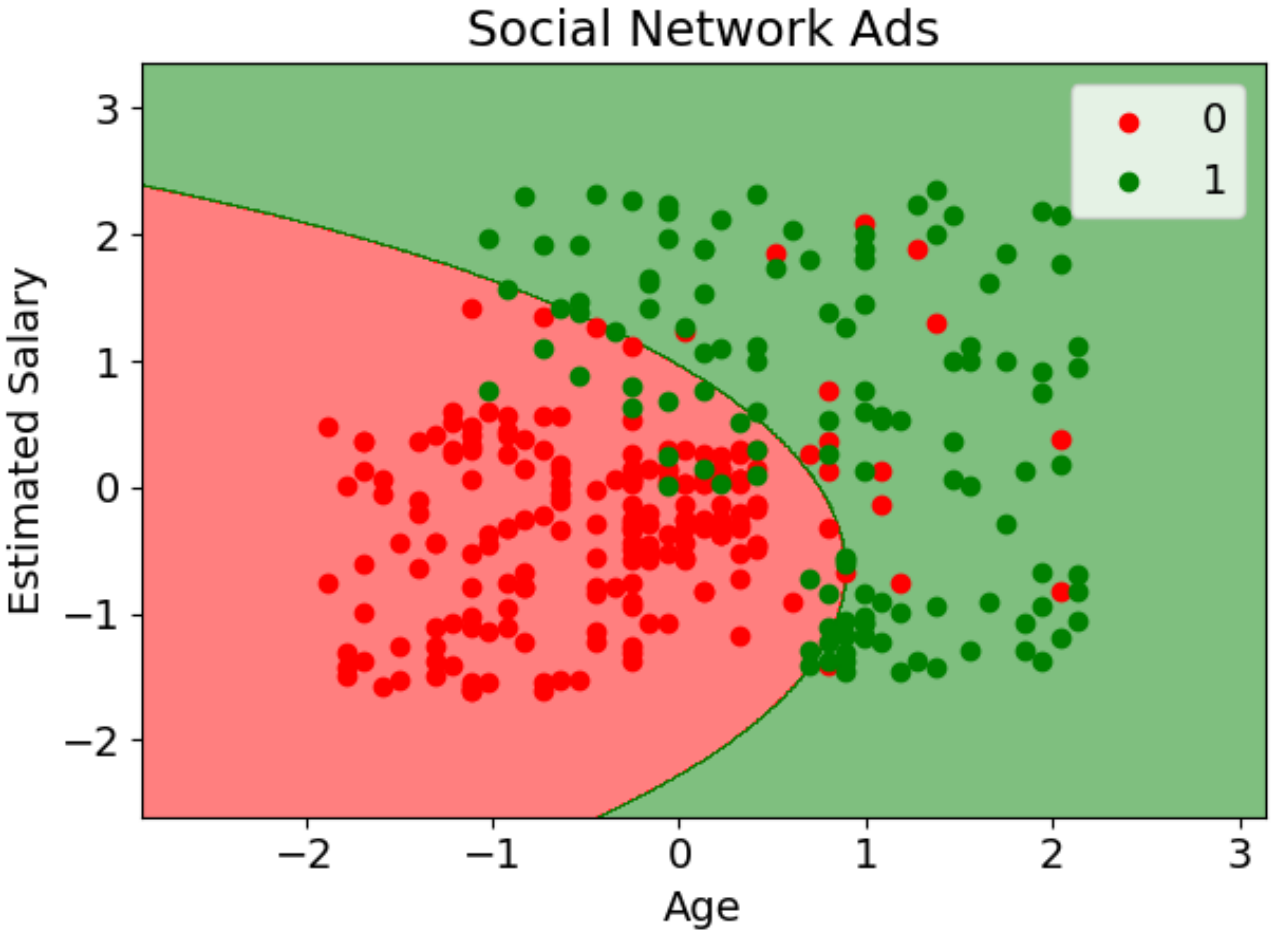
- Hoàn thiện quá trình trực quan bằng cách vẽ thêm các điểm dữ liệu huấn luyện lên mặt phẳng tọa độ.

```
37.VisualizingResult(classifier, X_train)
38.VisualizingDataset(X_train, Y_train)
39.plt.show()
```

Trực quan hóa kết quả mô hình



Trực quan hóa kết quả mô hình



- Nhận xét:
  - + Mô hình có độ chính xác cao.
  - + Đường phân chia mượt (smooth) và rõ ràng.

KIỂM TRA KẾT QUẢ TRÊN TẬP TEST

Kiểm tra kết quả trên tập test

– Tạo *confusion matrix* trên tập test.

```
40.cm = confusion_matrix(Y_test, classifier.predict(X_t
   est))
41.print(cm)
```

Kiểm tra kết quả trên tập test

– Confusion Matrix được in ra là:

	0	1
0	55	3
1	4	18

– Theo ma trận trên, số lượng dữ liệu được phân loại đúng là $55 + 18 = 73$ điểm dữ liệu.

– Số lượng dữ liệu phân loại sai là $4 + 3 = 7$ điểm dữ liệu.

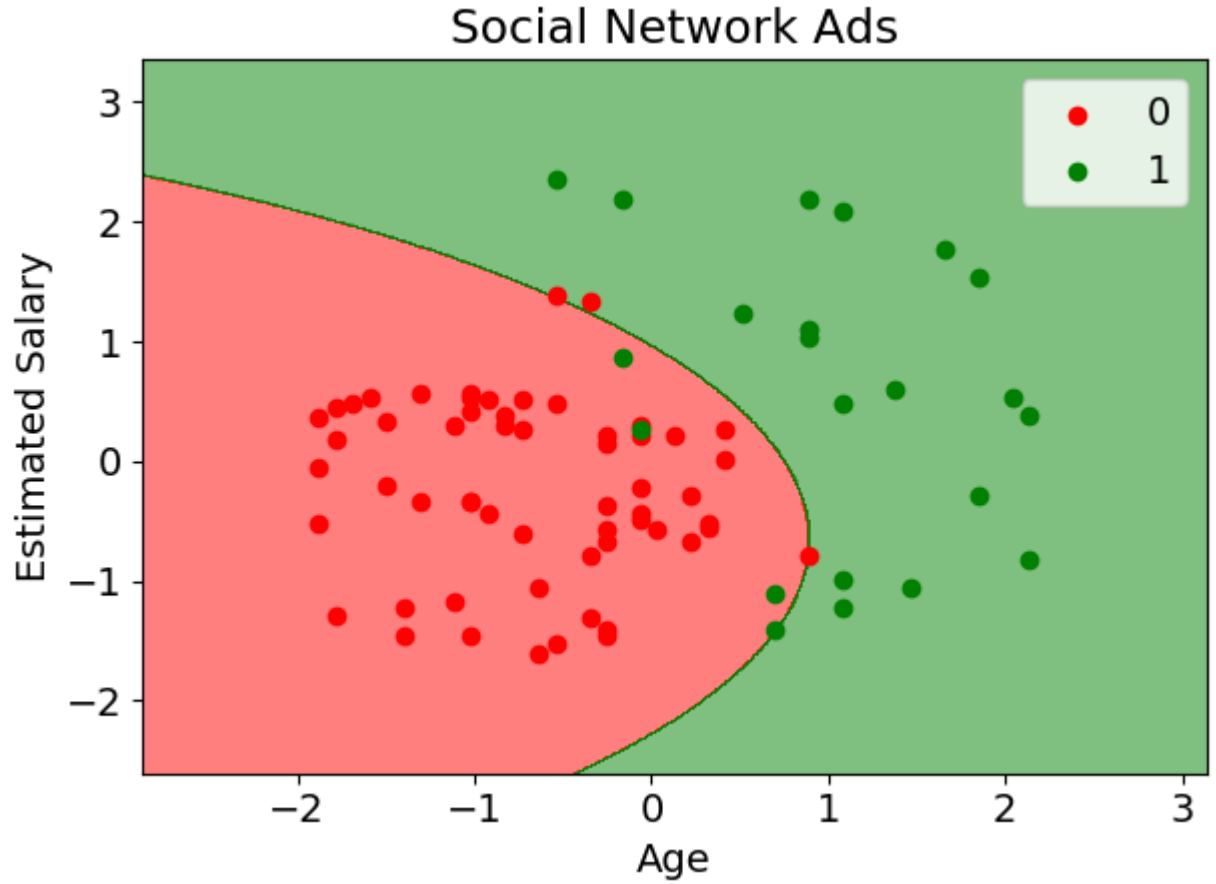
– Tỉ lệ điểm dữ liệu phân loại sai là $7/80 \approx 0.0875$.

Kiểm tra kết quả trên tập test

– Thực hiện tương tự trực quan hóa kết quả mô hình trên tập traning.

```
42.VisualizingResult(classifier, X_test)
43.VisualizingDataset(X_test, Y_test)
44.plt.show()
```

Kiểm tra kết quả trên tập test



	0	1
0	55	3
1	4	18

Kiểm tra kết quả trên tập test

– Xây dựng hàm so sánh kết quả trên một điểm dữ liệu trong tập test.

```
45.def compare(i_example):
46.     x = X_test[i_example : i_example + 1]
47.     y = Y_test[i_example]
48.     y_pred = classifier.predict(x)
49.     x_inv = SC.inverse_transform(x)
50.     print(x_inv, y, y_pred)
```

Kiểm tra kết quả trên tập test

– Gọi thực hiện hàm so sánh trên 5 điểm dữ liệu, có chỉ mục từ thứ 7 đến 11 trong tập kiểm thử.

```
51.for i in range(7, 12):
52.     compare(i)
```

Kiểm tra kết quả trên tập test

Age	Estimated Salary	Purchased	Predicted Purchased
36	144,000	1	1
18	68,000	0	0
47	43,000	0	1
30	49,000	0	0
28	53,000	0	0

Chúc các bạn học tốt

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN TP.HCM

Nhóm UIT-Together

Nguyễn Tấn Trần Minh Khang