# CSE: Faculty of Computer Science and Engineering Thuyloi University

# Đánh giá chất lượng mô hình học máy (Evaluation)

TS. Nguyễn Thị Kim Ngân

1. Nash-Sutcliffe efficiency (NSE)

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} \left( H_i^{\text{mea}} - H_i^{\text{pre}} \right)^2}{\sum_{i=1}^{n} \left( H_i^{\text{mea}} - \overline{H}^{\text{mea}} \right)^2}$$
(16)

2. Coefficient of determination (R<sup>2</sup>)

$$R^{2} = \left[ \frac{\sum_{i=1}^{n} (H_{i}^{mea} - H^{-mea}) (H_{i}^{pre} - H^{-pre})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (H_{i}^{mea} - H^{-mea})^{2} \sum_{i=1}^{n} (H_{i}^{pre} - H^{-pre})^{2}}} \right]^{2}$$
(17)

3. Mean absolute error (MAE)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left| H_i^{mea} - H_i^{pre} \right|}{n}$$
 (18)

Root mean square error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} \left(H_{i}^{mea} - H_{i}^{pre}\right)^{2}}{n}}$$
 (19)

where  $H_i^{\text{mea}}$  and  $H_i^{\text{pre}}$  are, respectively, the measured and predicted river stages and  $\overline{H}^{\text{mea}}$  and  $\overline{H}^{\text{pre}}$  are, respectively, the mean of the measured and predicted river stages.

$$Accuracy = \frac{Số phán đoán chính xác}{Tổng số phán đoán}$$

- TP<sub>i</sub> (true positive): Số lượng dữ liệu thuộc lớp c<sub>i</sub> được phân loại chính xác vào lớp c<sub>i</sub>
- $FP_i$  (false positive): Số lượng dữ liệu bên ngoài bị phân loại nhằm vào lớp  $c_i$

- TN<sub>i</sub> (true negative): Số lượng dữ liệu không thuộc lớp c<sub>i</sub> được phân loại (chính xác)
- FN<sub>i</sub> (false negative): Số
  lượng dữ liệu thuộc lớp c<sub>i</sub> bị
  phân loại nhầm (vào các
  lớp khác c<sub>i</sub>)

Lớp c <sub>i</sub>		Được phân loại <b>bởi hệ thống</b>	
		Thuộc	Ko thuộc
Nhãn lớp thực sự (đúng)	Thuộc	TPi	FNi
	Ko thuộc	FP <sub>i</sub>	TNi

tính trên từng mẫu dữ liệu

#### ■ Precision đối với lớp C<sub>i</sub>

 $\rightarrow$  Tổng số các ví dụ thuộc lớp  $c_i$  được phân loại chính xác chia cho tổng số các ví dụ được phân loại vào lớp  $c_i$ 

$$Precision(c_i) = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i}$$

#### ■ Recall đối với lớp C<sub>i</sub>

 $\rightarrow$  Tổng số các ví dụ thuộc lớp  $c_i$  được phân loại chính xác chia cho tổng số các ví dụ thuộc lớp  $c_i$ 

$$Recall(c_i) = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i}$$

 Làm thế nào để tính toán được giá trị Precision và Recall (một cách tổng thể) cho toàn bộ các lớp  $C=\{c_i\}$ ?

tính trên toàn bô tập dữ liệu

Trung bình vi mô (Micro-averaging)

$$Precision = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} TP_i}{\sum_{i=1}^{|C|} (TP_i + FP_i)}$$

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} TP_i}{\sum_{i=1}^{|C|} (TP_i + FN_i)}$$

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} TP_i}{\sum_{i=1}^{|C|} (TP_i + FN_i)}$$

Trung bình vĩ mô (Macro-averaging)

$$Precision = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} Precision(c_i)}{|C|}$$

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} Recall(c_i)}{|C|}$$

■ Tiêu chí đánh giá F<sub>1</sub> là sự kết hợp của 2 tiêu chí đánh giá Precision và Recall

$$F_{1} = \frac{2.Precision.Recall}{Precision + Recall} = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$$

- Ià một trung bình điều hòa (harmonic mean) của các tiêu chí Precision và Recall
  - $F_1$  có xu hướng lấy giá trị gần với giá trị nào nhỏ hơn giữa 2 giá trị Precision và Recall
  - $F_1$  có giá trị lớn nếu cả 2 giá trị Precision và Recall đều lớn

#### Mô hình phân cụm

#### Độ đo bóng (Silhouette)

Giả sử mạng lưới được chia thành k cụm.

Với mỗi node i, đặt:

- a(i) là khoảng cách trung bình từ i tới tất cả các node trong cùng cụm với i.
- b(i) là khoảng cách trung bình ngắn nhất từ i tới bất kỳ cụm nào không chứa i.
  Cụm tương ứng với b(i) này được gọi là cụm hàng xóm của i.

Khi đó:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{max\{a(i),b(i)\}}$$

#### Mô hình phân cụm

#### . Độ đo Davies - Bouldin

Độ đo Davies-Bouldin được tính theo công thức:

$$DB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Max_{i \neq j} \left( \frac{\sigma_i + \sigma_j}{d(c_i, c_j)} \right)$$

#### Trong đó:

- n là số cụm.
- $c_x$ là trọng tâm của cụm x
- $\bullet$   $\sigma_x$  là trung bình khoảng cách của tất cả các phần tử trong cụm x tới trọng tâm  $c_x$
- $d(c_i, c_i)$  là khoảng cách giữa hai trọng tâm của cụm i và j.

Giá trị DB càng nhỏ thì chất lượng phân cụm càng tốt.