PHƯƠNG PHÁP TẬP HỢP MÔ HÌNH

ENSEMBLE-BASED METHODS

TS. Trần Nguyễn Minh Thư

1

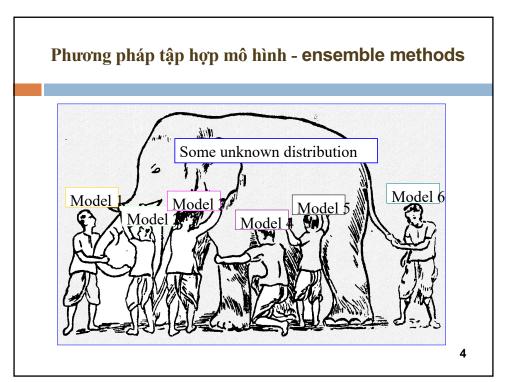
Nội dung

- □ Giới thiệu về phương pháp tập hợp mô hình
- □ Tương quan giữa Bias và Variance
- □ Bagging, Random forests, Boosting
- □ Kết luận và hướng phát triển

2

ว

Phương pháp tập hợp mô hình - ensemble methods It's a Fan! It's a Wall! It's a Noake! It's a Tree! https://miro.medium.com/max/1400/1*R-1jRqX1jT2x5ciVYq02og.png

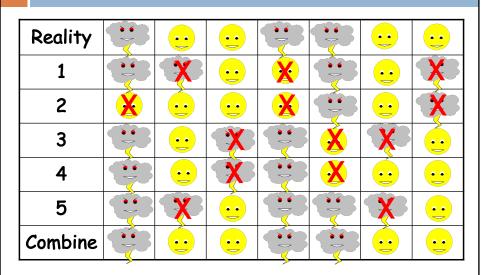


- □ Phương pháp tập hợp mô **hình kết hợp nhiều mô hình cơ sở** dựa trên **tập học** nhằm cải thiện độ chính xác của giải thuật dự đoán.
- □ **Kết hợp các mô hình phân loại yếu** (weak learner/classifier) thành một mô hình phân loại mạnh (strong classifier)

5

5

Ví dụ: Đưa ra dự đoán dựa vào 5 mô hình

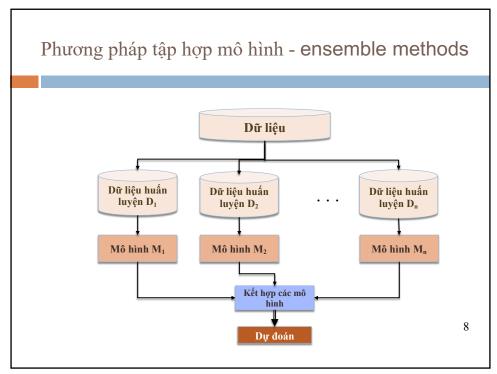


CS 4700, Foundations of Artificial Intelligence, Carla P. Gomes

- □ Cho kết quả tốt, tuy nhiên **không thể diễn** dịch kết quả sinh ra
- Úng dụng thành công trong nhiều lĩnh vực như tìm kiếm thông tin, nhận dạng, phân tích dữ liệu,..

7

7



- Phương pháp ensemble-based
 - □ Xây dựng **tập hợp các mô hình cơ s**ở dựa trên tập học
 - □ Tăng hiệu quả của mô hình dựa trên cơ sở **giảm lỗi** bias/variance
 - ☐ Giải thuật cơ sở cho các mô hình con: cây quyết định, SVM, naive Bayes, ...
- Một số giải thuật:
 - □ Bagging (Breiman, 1996)
 - □ Boosting (Freund & Schapire, 1995)
 - □ Random forests (Breiman, 2001)

(

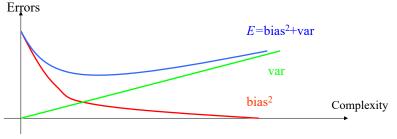
9

Phương pháp tập hợp mô hình - ensemble methods

Khi phân tích thành phần lỗi của giải thuật học, Breiman đã chỉ ra lỗi của giải thuật (E) gồm 2 thành phần là Bias và Variance

$$E = bias^2 + var$$

- bias : lỗi của mô hình thành phần lỗi độc lập với mẫu dữ liệu học
- variance : thành phần lỗi do biến động liên quan đến sự ngẫu nhiên của tập học



10

Bias và variance

- "Underfitting": mô hình là quá "đơn giản" để đại diện cho tất cả đặc điểm của dữ liệu học
 - Bias cao và variance (phương sai) thấp
 - Lỗi quá trình huấn luyện và kiểm tra đều cao Errors

E=bias²+var

var

bias² Complexity

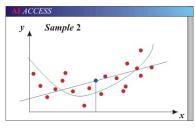
- "Overfitting": mô hình là quá "phức tạp" và phù hợp với duy nhất đặc điểm của dữ liệu đang học, không thích hợp khi gặp dữ liệu nhiễu.
 - Bias thấp và variance (phương sai) cao
 - Lỗi quá trình huấn luyện thấp và kiểm tra lỗi cao

Slide credit: I I azebnik

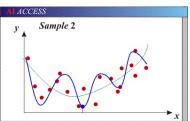
11

Bias và variance "Underfitting – học không thuộc bài" "Overfitting – học vẹt": Underfitting Complexity high complexity high bias low variance © Machine Learning @ Berkeley

Bias và variance



Các mô hình không chính xác vì có quá ít tham số - lỗi Bias lớn (mô hình không đủ linh hoạt)



Các mô hình không chính xác vì có **quá nhiều tham số** - <u>lỗi variance lớn</u> (quá nhạy với mẫu học)

Slide credit: D. Hoiem

13

Phương pháp tập hợp mô hình - ensemble methods

- □ Về bản chất, các phương pháp tập hợp mô hình thường làm **giảm lỗi bias và/hoặc variance** của các giải thuật máy học.
- □ Lỗi *bias* là lỗi liên quan đến mô hình (bộ phân lớp/ dự đoán) mà không liên quan đến dữ liệu được dùng để huấn luyện
- □ Lỗi *variance* là lỗi do tính biến thiên của mô hình so với tính ngẫu nhiên của các mẫu dữ liệu học (data samples).

- Averaging technique
 - averaging technique
 - xây dựng tập hợp các mô hình cơ sở độc lập nhau
 - kết hợp sự phân loại của các mô hình
 - giảm variance
 - bagging và random forests
- **■** Boosting technique
 - xây dựng tập hợp các mô hình cơ sở tuần tự
 - Tập trung cải tiến lỗi sinh ra từ các mô hình trước
 - giảm bias
 - AdaBoost và Arcing

15

15

Averaging technique

Averaging technique - Bagging (Breiman, 1996)

- Bootstrap AGGregatING (Breiman, 1996)
 - Bootstrap???
 - Từ tập dữ liệu **D** ban đầu có **m** phần tử, người ta thực hiện lấy mẫu có hoàn lại **m** phần tử từ tập **D**, thu được tập **B** (gọi là bootstrap)

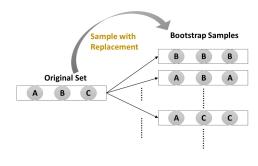
X=(3.12, 0, 1.57, 19.67, 0.22, 2.20)

17

17

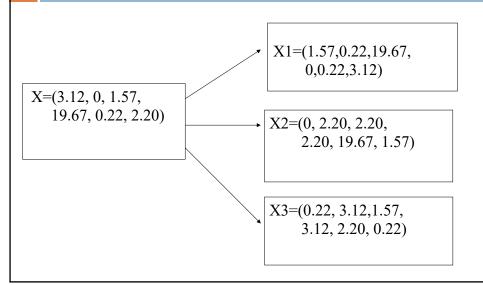
Averaging technique - Bagging (Breiman, 1996)

- Bootstrap AGGregatING (Breiman, 1996)
 - Bootstrap???



18

Boostrap -Từ tập dữ liệu D ban đầu có m phần tử, người ta thực hiện lấy mẫu có hoàn lại m phần tử từ tập D, thu được tập B (gọi là bootstrap)

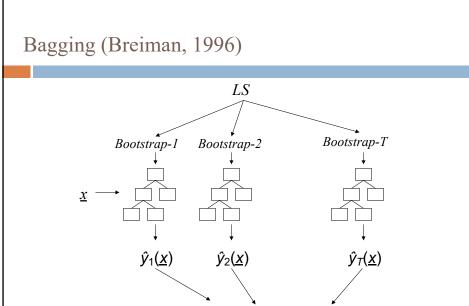


19

Boostrap – lấy mẫu có hoàn lại

Original Data	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Bagging (Round 1)	7	8	10	8	2	5	10	10	5	9
Bagging (Round 2)	1	4	9	1	2	3	2	7	3	2
Bagging (Round 3)	1	8	5	10	5	5	9	6	3	7

- □ Mỗi mẫu được lấy có xác suất 1/N
- □ Với mỗi mẫu không được chọn sau N lần, thì xác suất là (1 – 1/N)^N (Khi N lớn thì xác suất này gần bằng 1/e)
- $\hfill\Box$ Với mỗi mẫu được chọn, sau N lần thì xác suất là 1-1/e=0.632
- => Lấy mẫu Bootstrap chứa 63% dữ liệu gốc



hồi quy : $\hat{y}(\underline{x}) = (\hat{y}_1(\underline{x}) + \hat{y}_2(\underline{x}) + \dots + \hat{y}_T(\underline{x}))/T$

phân loại : $\hat{y}(\underline{x}) = \text{bình chọn số đông } \{\hat{y}_1(\underline{x}),...,\hat{y}_T(\underline{x})\}$

21

Bagging (Breiman, 1996)

■ Bootstrap AGGregatING

- từ tập học LS (learning set) có N phần tử
- xây dựng tập hợp T mô hình cơ sở độc lập nhau
- mô hình thứ i được xây dựng trên tập mẫu bootstrap
- 1 bootstrap : lấy mẫu N phần tử có hoàn lại từ tập LS
- khi phân loại : sử dụng luật bình chọn số đông (majority vote)
- hồi quy : tính giá trị trung bình của dự đoán của các mô hình

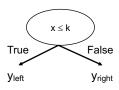
22

Bagging Example

□ Xét tập dữ liệu sau với thuộc tính "x" và nhãn dự đoán "y"

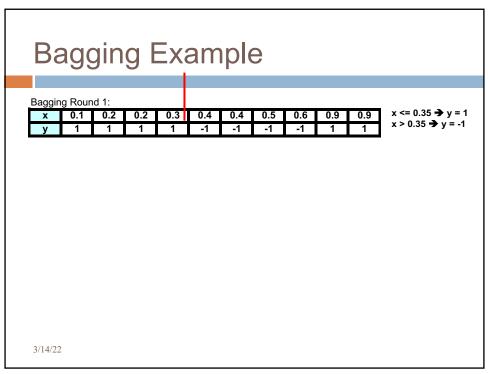
х	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
v	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1

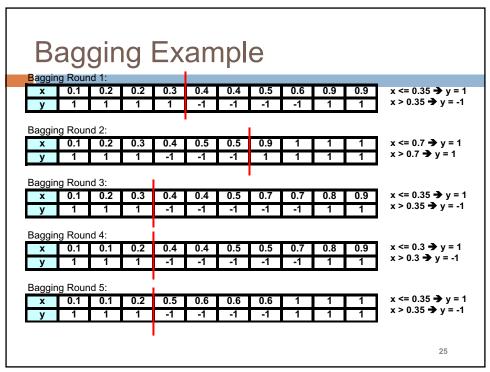
- □ Nhãn dự đoán dựa vào luật:
 - $x \le k \text{ hay } x \ge k$
 - Điểm phân hoạch dựa trên giá trị entropy

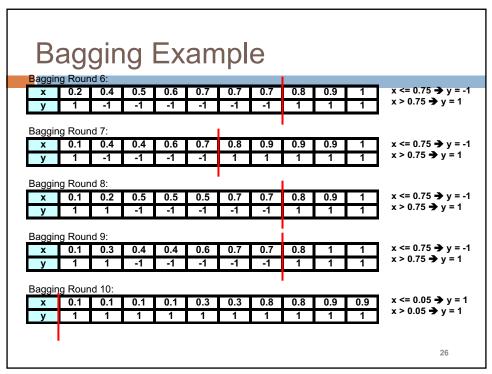


23

23







Bagging Example

□ Kết quả tổng của 10 lần lặp:

Round	Split Point	Left Class	Right Class
1	0.35	1	-1
2	0.7	1	1
3	0.35	1	-1
4	0.3	1	-1
5	0.35	1	-1
6	0.75	-1	1
7	0.75	-1	1
8	0.75	-1	1
9	0.75	-1	1
10	0.05	1	1

3/14/22

Introduction to Data Mining, 2nd Edition

27

27

Bagging Examp 1		Round	Split Point	Left Class	Right Class
3 0.35 1 -1 Sử dụng "majority vote" để xác định lớp của bộ phân loại tổng hợp Round x=0.1 x=0.2 x=0.3 x=0.4 x=0.5 x=0.6 x=0.7 x=0.8 x=0.9 x=1.0 1	Б	1	0.35	1	-1
3 0.35 1 -1 Sử dụng "majority vote" để xác định lớp của bộ phân loại tổng hợp Round x=0.1 x=0.2 x=0.3 x=0.4 x=0.5 x=0.6 x=0.7 x=0.8 x=0.9 x=1.0 1	Badding Examp	2	0.7	1	1
Sử dụng "majority vote" để xác định lớp của bộ phân loại tổng hợp Sử dụng "majority vote" để xác định lớp của bộ phân loại tổng hợp Sử dụng "majority vote" để 7 0.75 -1 1 1 1 1 1 1 1 1	2 0.99 - 19 - 19	3	0.35	1	-1
Sử dụng "majority vote" để xác định lớp của bộ phân loại tổng hợp Round x=0.1 x=0.2 x=0.3 x=0.4 x=0.5 x=0.6 x=0.7 x=0.8 x=0.9 x=1.0		4	0.3	1	-1
Str dụng "majority Vote" de xác định lớp của bộ phân loại tổng hợp 9 0.75 -1 1 1 1 1 1 1 1 1		5	0.35	1	-1
xác định lớp của bộ phân loại 7 0.75 -1 1 8 0.75 -1 1 9 0.75 -1 1 10 0.05 1 1 1	Sử dụng "majority vote" để	6	0.75	-1	1
tổng hợp 9 0.75 -1 1		7	0.75	-1	1
Round x=0.1 x=0.2 x=0.3 x=0.4 x=0.5 x=0.6 x=0.7 x=0.8 x=0.9 x=1.0 1		8	0.75	-1	1
Round x=0.1 x=0.2 x=0.3 x=0.4 x=0.5 x=0.6 x=0.7 x=0.8 x=0.9 x=1.0 1	tông hợp	9	0.75	-1	1
1 1 1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1		10	0.05	1	1
2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	Round x=0.1 x=0.2 x=0.3 x=0.4 x=0.	5 x=0.6 x	=0.7 x=0.8 x	c=0.9 x=1.0	
3 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -	1 1 1 1 -1 -1	-1	-1 -1	-1 -1	
4 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -		1	1 1	1 1	
5 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -					
6 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 1					
7 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 1 1 9 -1 -1 -1 -1 1 1 1					
8 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 1 9 -1 -1 1 1 1					
9 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 1 1 1 1 1 1					
10 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1					
Sum 2 2 2 -6 -6 -6 2 2 2 Predicted Sign 1 1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 1					
Predicted Sign 1 1 1 -1 -1 -1 1 1 1 1					
	Predicted Sign 1 1 1 -1 -1	-1	-1 1	1 1	