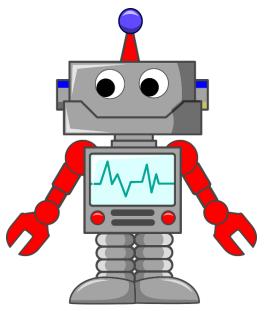
CS116 – LẬP TRÌNH PYTHON CHO MÁY HỌC

BÀI 09

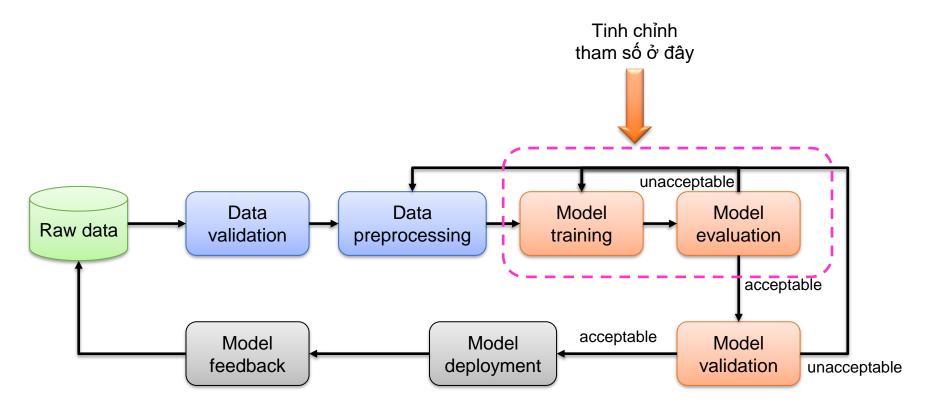
TINH CHÍNH THAM SỐ - PARAMETER TUNING

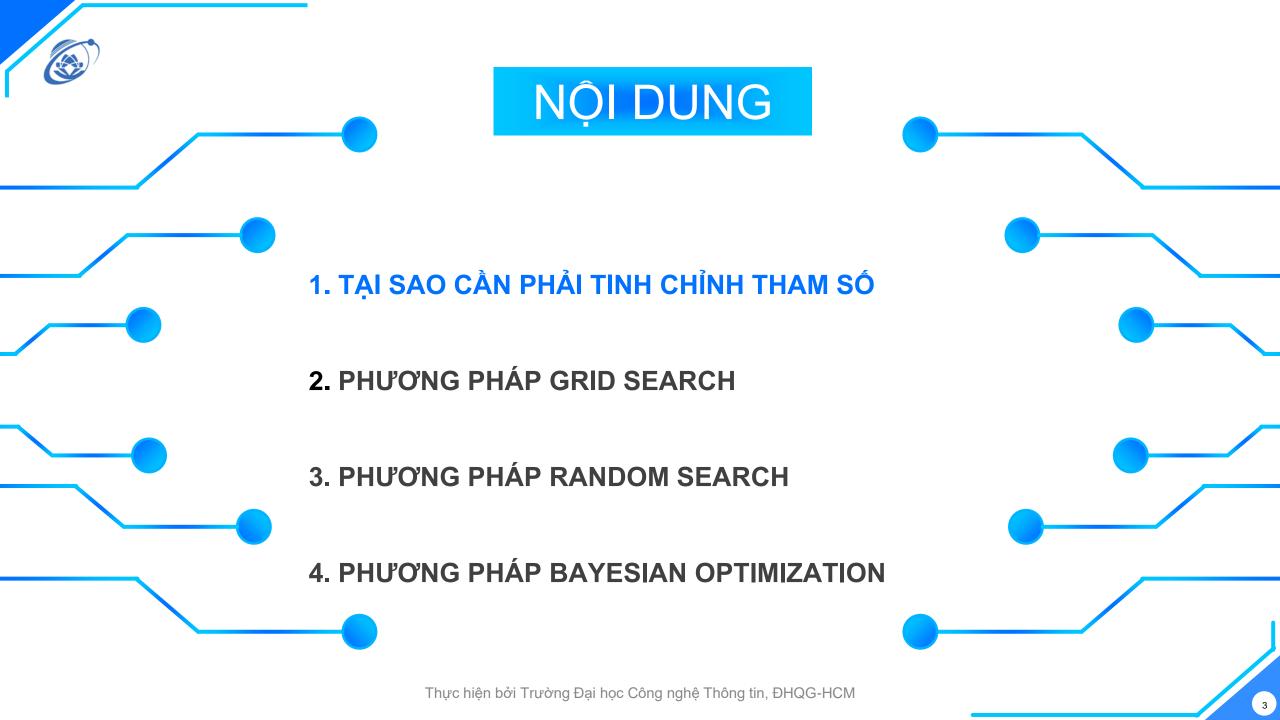


TS. Nguyễn Vinh Tiệp



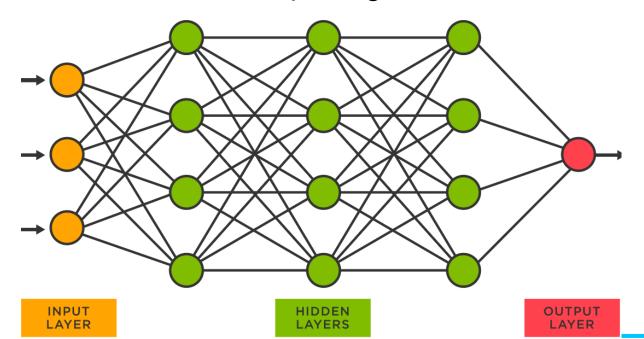
W Vị trí của bài hôm nay





Tham số trong máy học

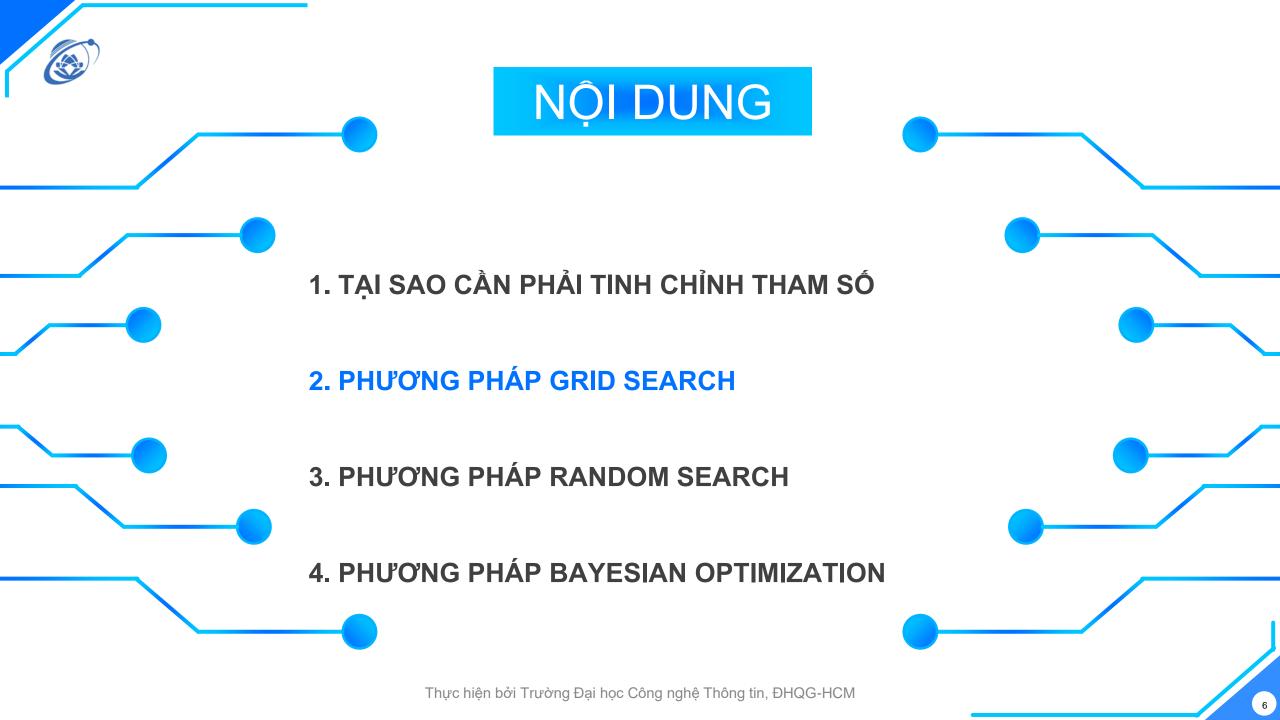
- Tham số mô hình (parameter): là các biến số mô hình học từ dữ liệu train
 - Ví dụ: trọng số, bias của một Neural Network
- Siêu tham số (hyper-parameter): là các cấu hình của mô hình trước khi train
 - Được thiết lập thủ công hoặc thông qua quá trình tinh chỉnh siêu tham số
 - Ví dụ: số lớp, số neuron của một lớp trong Neural Network





Tại sao cần phải tinh chỉnh tham số

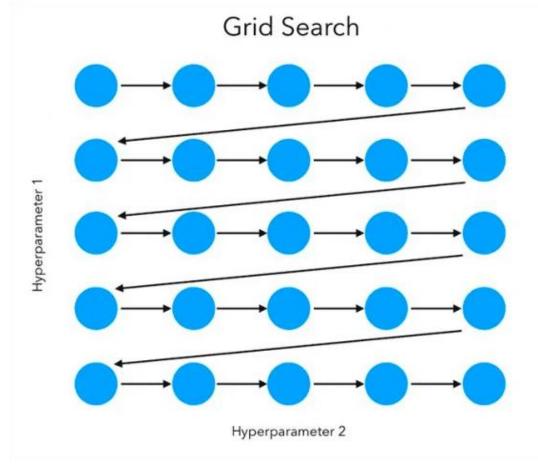
- Hiệu suất mô hình: tinh chỉnh siêu tham số giúp mô hình đạt được độ chính xác cao hơn, hiệu quả hơn
- Overfitting và underfitting: việc chọn siêu tham số không phù hợp có thể dẫn đến overfitting hoặc underfitting
- Tài nguyên tính toán: siêu tham số ảnh hưởng đến thời gian và tài nguyên tính toán cần thiết để huấn luyện mô hình
- Thích ứng với dữ liệu: tinh chỉnh siêu tham số giúp mô hình được điều chỉnh để phù hợp nhất với đặc trưng riêng của từng dữ liệu





Phương pháp Grid Search

• Ý tưởng: "vét cạn" các tổ hợp tham số có khả năng xảy ra, sau đó tiến hành thử và chọn tổ hợp cho kết quả tốt nhất





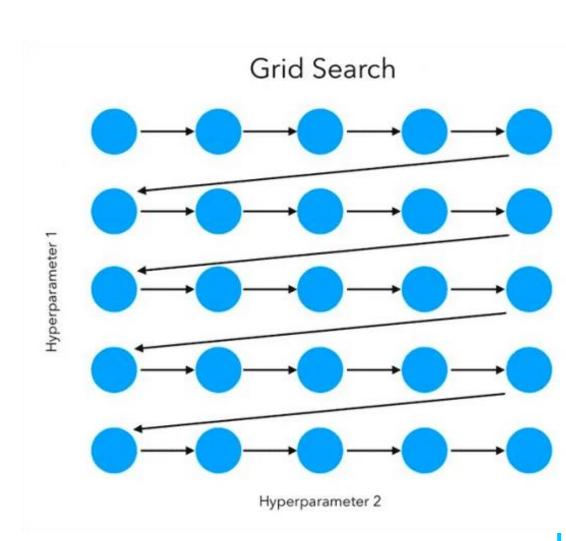
Phương pháp Grid Search

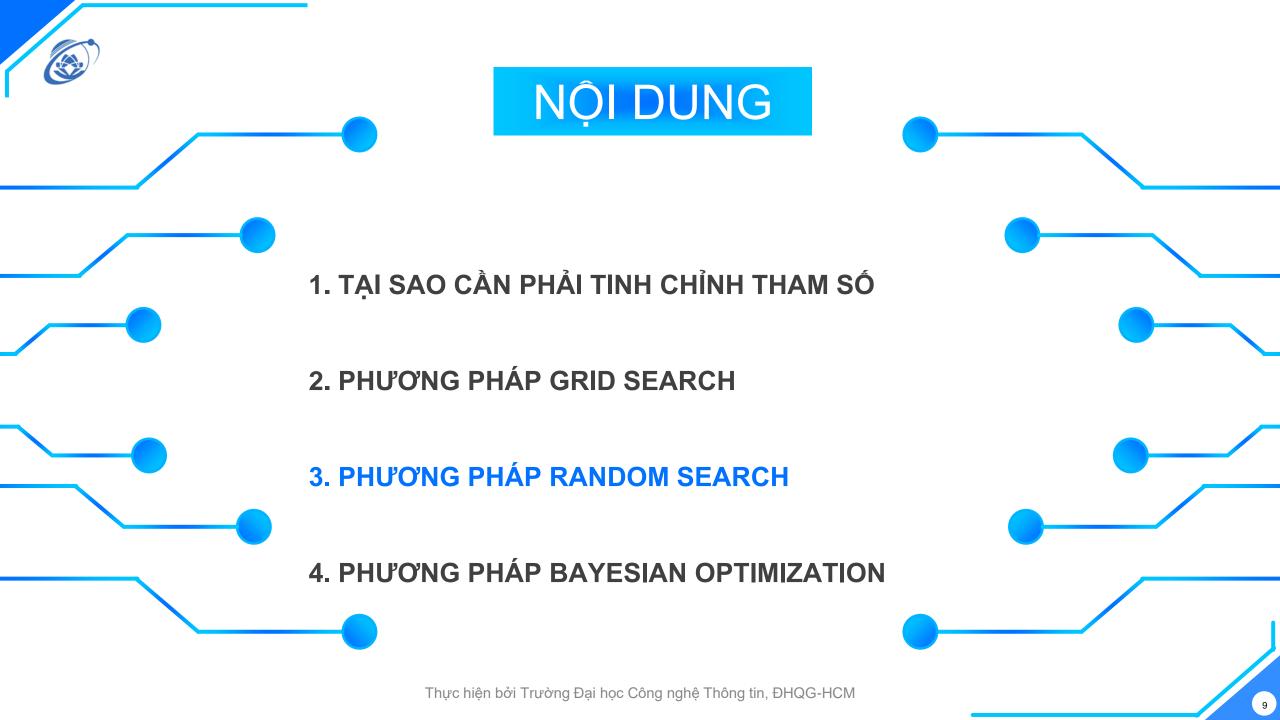
Ưu điểm:

- Thuật toán đơn giản
- Tìm kiếm toàn diện không gian tham số

Khuyết điểm:

- Đánh đồng vai trò của các siêu tham số
- Không gian tham số lớn khiến chi phí tính toán lớn
- Không hiệu quả do không kế thừa kết quả tìm kiếm trước đó

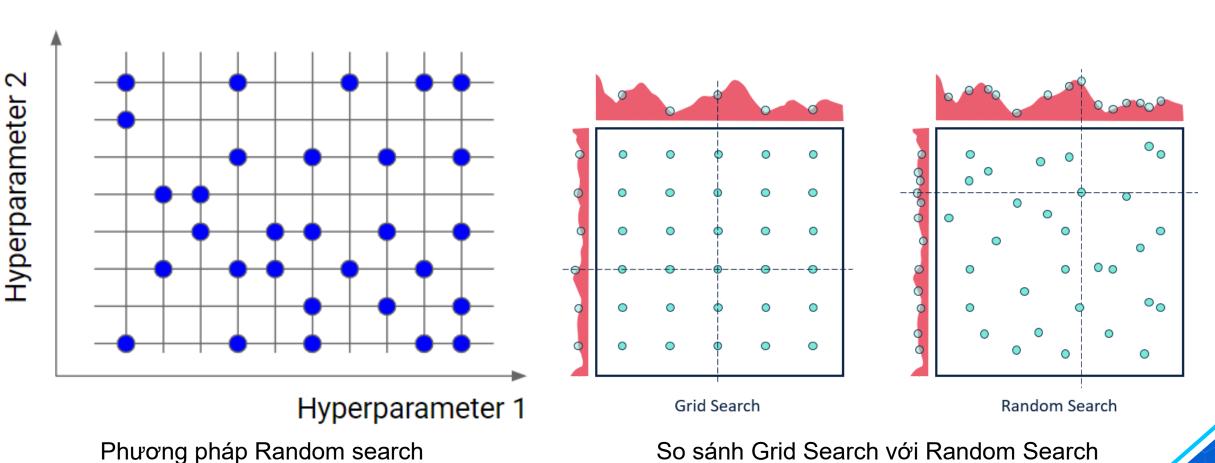






Phương pháp Random Search

Ý tưởng: chọn ngẫu nhiên các tổ hợp hợp tham số, thay vì lấy mẫu đều, sau đó thử lần lượt và chọn tổ hợp cho mô hình tốt nhất





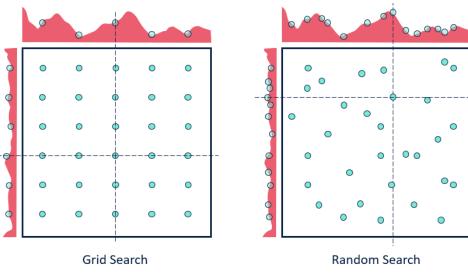
Phương pháp Random Search

Ưu điểm:

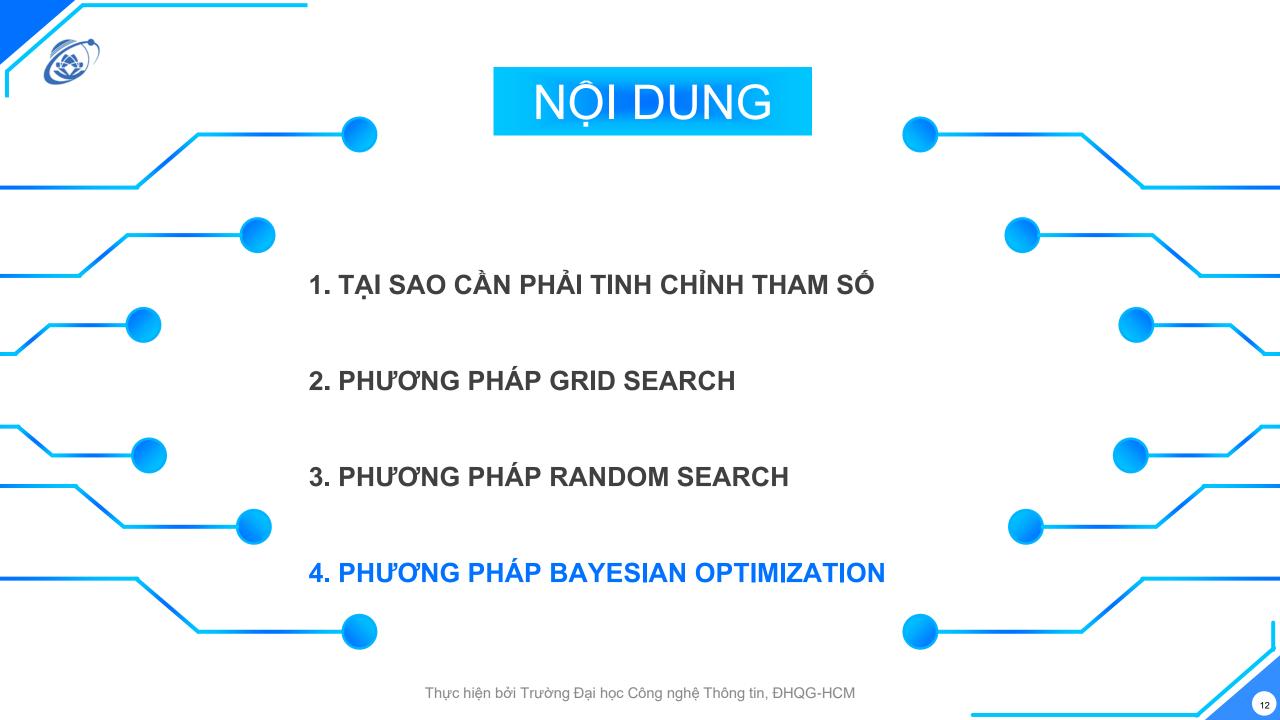
- Đơn giản, dễ cài đặt,
- Hiệu quả với không gian tìm kiếm lớn

Khuyết điểm:

- Nếu không gian tìm kiếm lớn, khó tìm được điểm tối ưu toàn cục
- Các lần thử độc lập, không kế thừa thông tin các lần thử trước
- Kết quả không nhất quán do yếu tố ngẫu nhiên



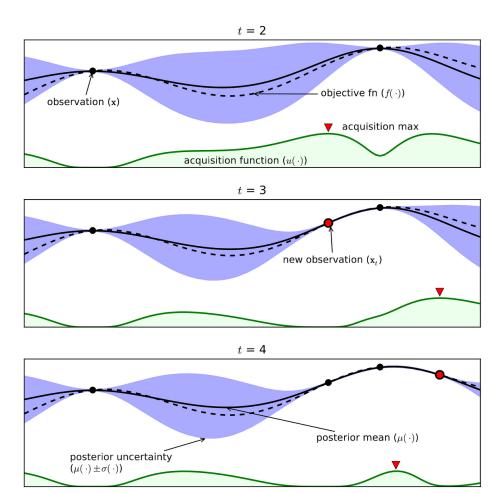
So sánh Grid Search với Random Search





Phương pháp Bayesian Optimization

• Ý tưởng: chiến lược tuần tự để tìm điểm tối ưu toàn cục của các mô hình dạng black-box





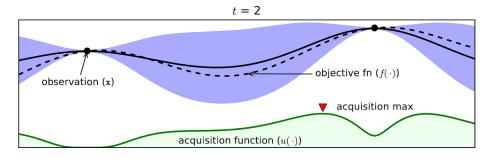
Phương pháp Bayesian Optimization

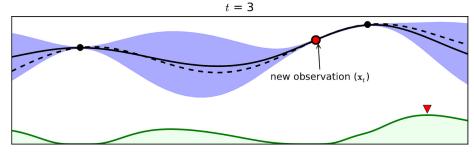
Ưu điểm:

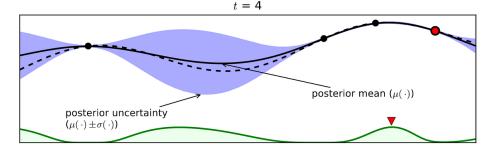
- Hiệu quả, có kế thừa thông tin các lần thử trước đó để tìm hiệu quả hơn
- Giảm bớt số lần thử nghiệm
- Phù hợp với không gian tham số lớn

Khuyết điểm:

- Phương pháp phức tạp hơn so với RS, GS
- Việc chọn hàm acquisition ảnh hưởng lớn đến hiệu quả của phương pháp









So sánh các phương pháp

	PP Grid Search	PP Random Search	PP Bayesian Optimization
Ưu điểm	- Đơn giản, dễ cài - Tìm kiếm toàn diện	Đơn giản, dễ càiHiệu quả với không giantham số lớn	 Hiệu quả do kế thừa được các lần thử trước đó Hiệu quả với không gian tham số lớn
Khuyết điểm	 Không gian tìm kiếm quá lớn → chi phí tính toán lớn Không hiệu quả do không kế thừa lần thử trước để cải thiện tìm kiếm 	 Không tìm kiếm toàn diện Không hiệu quả do không kế thừa lần thử trước để cải thiện tìm kiếm 	 Sử dụng lý thuyết xác suất, phức tạp hơn Việc chọn hàm acquisition ảnh hưởng lớn đến hiệu quả của phương pháp



BÀI QUIZ VÀ HỎI ĐÁP