**Chương 15: Ensemble Algorithms**

**Bài học chính:**

* Các mô hình học máy có thể được cải thiện bằng cách kết hợp nhiều thuật toán lại với nhau theo kỹ thuật "ensemble".
* Các kỹ thuật phổ biến như Bagging (Bootstrap Aggregation), Random Forest và Boosting (như AdaBoost) có thể nâng cao độ chính xác và độ ổn định của mô hình.
* Việc kết hợp nhiều mô hình giúp giảm phương sai (variance) hoặc sai số thiên lệch (bias), tùy theo chiến lược ensemble được sử dụng.

**Ứng dụng:** Dùng các mô hình ensemble để cải thiện hiệu suất dự đoán trong các tình huống có dữ liệu phức tạp hoặc nhiễu.

**Chương 16: Finalizing the Model**

**Bài học chính:**

* Sau khi chọn mô hình tốt nhất, cần "đóng gói" (finalize) mô hình đó để triển khai.
* Quá trình này bao gồm: đào tạo mô hình trên toàn bộ dữ liệu, lưu mô hình vào đĩa, và sau đó nạp lại để sử dụng mà không cần huấn luyện lại.
* Việc tái sử dụng mô hình đã lưu giúp tiết kiệm thời gian và đảm bảo tính nhất quán trong triển khai thực tế.

**Ứng dụng:** Đảm bảo mô hình có thể được dùng trong môi trường sản xuất mà không cần huấn luyện lại, ví dụ như trong các hệ thống dự báo tự động.

**Chương 17: Working Through a Machine Learning Project**

**Bài học chính:**

* Một dự án học máy thực tế gồm các bước: hiểu dữ liệu, chuẩn bị dữ liệu, đánh giá mô hình, cải thiện mô hình và triển khai.
* Cần làm việc theo quy trình có cấu trúc để tránh sai sót và đảm bảo kết quả có thể lặp lại được.
* Tư duy hệ thống và kỹ năng tổ chức là rất quan trọng khi xử lý dữ liệu thực tế và lựa chọn mô hình phù hợp.

**Ứng dụng:** Làm cơ sở cho việc xây dựng dự án học máy đầu-cuối (end-to-end), từ thu thập dữ liệu đến triển khai mô hình.