

MỤC LỤC

- Giới thiệu
 - 1. Tại sao cần chiến lược Học Máy
 - 2. Cách sử dụng cuốn sách khi làm việc nhóm
 - 3. Kiến thức tiền đề và Ký hiệu
 - 4. Quy mô là động lực phát triển học máy
- Phần 1: Chuẩn bị tập phát triển và tập kiểm tra
 - 5. Tập phát triển và tập kiểm tra
 - 6. Tập phát triển và tập kiểm tra nên có cùng phân phối
 - 7. Tập phát triển/kiểm tra cần lớn đến mức nào?
 - 8. Thiết lập một phép đo đơn trị làm mục tiêu tối ưu
 - 9. Phép đo để tối ưu và phép đo thỏa mãn
 - 10. Xây dựng một tập phát triển và một phép đo sẽ tăng tốc quá trình làm việc
 - 11. Khi nào cần thay đổi tập phát triển/kiểm tra và các phép đo
 - 12. Điều cần nhớ: Thiết lập các tập phát triển và kiểm tra
- Phần 2: Phân tích lỗi cơ bản
 - 13. Bạn mong muốn xây dựng một hệ thống phòng chống email rác mới. Nhóm của bạn có rất nhiều ý tưởng:
 - 14. Phân tích lỗi: đánh giá ý tưởng dựa trên tập phát triển
 - 15. Đánh giá song song các ý tưởng trong quá trình phân tích lỗi
 - 16. Dọn dẹp những mẫu bị gán nhãn nhầm trong tập phát triển và tập kiểm tra
 - 17. Nếu bạn có một tập phát triển lớn, chia nó thành hai tập con và chỉ phân tích trên một tập
 - 18. Tập phát triển Eyeball và Blackbox nên lớn như thế nào?
 - 19. Điều cần nhớ: Phân tích lỗi cơ bản
- Phần 3: Độ chêch và Phương sai
 - 20. Độ chêch và Phương sai: Hai nguồn lớn của lỗi
 - 21. Những ví dụ về Độ chêch và Phương sai
 - 22. So sánh với tỉ lệ lỗi tối ưu
 - 23. Xử lý Độ chêch và Phương sai
 - 24. Sự đánh đổi giữa Độ chêch và Phương sai
 - 25. Các kỹ thuật để giảm độ chêch có thể tránh được
 - 26. Phân tích lỗi trên tập huấn luyện
 - 27. Các kỹ thuật làm giảm phương sai
- Phần 4: Đồ thị quá trình học
 - 28. Chẩn đoán độ chêch và phương sai: Đồ thị quá trình học
 - 29. Vẽ đồ thị sai số huấn luyện
 - 30. Diễn giải đồ thị quá trình học: Độ chêch cao
 - 31. Giải nghĩa các đồ thị quá trình học: Những trường hợp khác
 - 32. Vẽ đồ thị quá trình học
- Phần 5: So sánh với chất lượng mức con người
 - 33. Tại sao chúng ta so sánh với chất lượng mức con người?
 - 34. Cách xác định chất lượng mức con người
 - 35. Vượt qua chất lượng mức con người
- Phần 6: Huấn luyện và kiểm tra trên các phân phối khác nhau
 - 36. Khi nào bạn nên huấn luyện và kiểm tra trên những phân phối khác nhau
 - 37. Làm sao để quyết định có nên sử dụng toàn bộ dữ liệu?
 - 38. Làm thế nào để quyết định có nên bao gồm dữ liệu không nhất quán
 - 39. Đánh trọng số dữ liệu
 - 40. Tổng quát hóa từ tập huấn luyện đến tập phát triển
 - 41. Xác định những lỗi về độ chêch, phương sai, và dữ liệu không tương đồng
 - 42. Xử lý dữ liệu không tương đồng
 - 43. Tổng hợp dữ liệu nhân tạo

- Phần 7: Gỡ lỗi các Thuật toán suy luận
 - 44. Bài kiểm tra xác minh tối ưu
 - 45. Dạng tổng quát của bài kiểm tra xác minh tối ưu
 - 46. Ví dụ về Học tăng cường
- Phần 8: Học sâu đầu-cuối
 - 47. Sự trỗi dậy của học đầu-cuối
 - 48. Thêm những ví dụ về học đầu-cuối.
 - 49. Ưu nhược điểm của học đầu-cuối
 - 50. Lựa chọn các thành phần cho pipeline: Tính sẵn có của dữ liệu
 - 51. Lựa chọn các thành phần cho pipeline: tính đơn giản của tác vụ
 - 52. Trực tiếp học những đầu ra phức tạp
- Phần 9: Phân tích lỗi từng phần
 - 53. Phân tích lỗi từng phần
 - 54. Quy lỗi cho một thành phần
 - 55. Trường hợp tổng quát của việc quy lỗi
 - 56. Phân tích lỗi từng phần và so sánh với chất lượng mức con người
 - 57. Phát hiện một pipeline học máy bị lỗi
- Phần 10: Tổng kết
 - 58. Xây dựng một biệt đội siêu anh hùng - Hãy để đồng đội của bạn đọc điều này

Introduction

Giới thiệu

1. Why Machine Learning Strategy

1. Tại sao cần chiến lược Học Máy

Machine learning is the foundation of countless important applications, including web search, email anti-spam, speech recognition, product recommendations, and more. I assume that you or your team is working on a machine learning application, and that you want to make rapid progress. This book will help you do so.

Học Máy là nền tảng cho hàng loạt ứng dụng quan trọng như tìm kiếm trang web, lọc thư điện tử spam, nhận dạng giọng nói, gợi ý sản phẩm, và nhiều ứng dụng khác nữa. Nếu bạn cùng các thành viên trong nhóm đang làm một dự án học máy và rất muốn tiến triển nhanh chóng, thì quyển sách này là dành cho bạn.

Example: Building a cat picture startup

Ví dụ: Xây dựng Startup về ảnh mèo

Say you're building a startup that will provide an endless stream of cat pictures to cat lovers.

Giả sử bạn xây dựng công ty khởi nghiệp cung cấp không giới hạn ảnh mèo cho những người yêu thích.



You use a neural network to build a computer vision system for detecting cats in pictures. But tragically, your learning algorithm's accuracy is not yet good enough. You are under tremendous pressure to improve your cat detector. What do you do?

Bạn dùng mạng nơ-ron cho hệ thống thị giác máy nhằm phát hiện mèo trong ảnh. Nhưng dở một cái là thuật toán bạn dùng chưa đủ độ chính xác. Bạn đang chịu rất nhiều áp lực để tăng chất lượng bộ phát hiện mèo. Bạn sẽ làm thế nào?

Your team has a lot of ideas, such as:

Nhóm bạn có thể đưa ra rất nhiều ý tưởng như:

- Get more data: Collect more pictures of cats.
- Lấy thêm dữ liệu: Sưu tầm thêm nhiều ảnh mèo.
- Collect a more diverse training set. For example, pictures of cats in unusual positions; cats with unusual coloration; pictures shot with a variety of camera settings; ...
- Lấy tập huấn luyện đa dạng hơn. Ví dụ như: ảnh mèo ở vị trí độc lạ, ảnh mèo với màu sắc khác thường, ảnh mèo được chụp với cấu hình máy ảnh khác nhau .v.v.

- Train the algorithm longer, by running more gradient descent iterations.
- Huấn luyện thuật toán lâu hơn bằng cách chạy thêm nhiều vòng lặp hạ gradient.
 - Try a bigger neural network, with more layers/hidden units/parameters.
- Thử nghiệm mạng nơ-ron lớn hơn với nhiều tầng/nút ẩn/tham số hơn.
 - Try a smaller neural network.
- Thử nghiệm mạng nơ-ron nhỏ hơn.
 - Try adding regularization (such as L2 regularization).
- Thử nghiệm kỹ thuật regularization (ví dụ như L2 regularization)
 - Change the neural network architecture (activation function, number of hidden units, etc.)
- Thay đổi kiến trúc mạng nơ-ron (ví dụ: hàm kích hoạt, số lượng nút ẩn, .v.v)
- ...

If you choose well among these possible directions, you'll build the leading cat picture platform, and lead your company to success. If you choose poorly, you might waste months. How do you proceed?

Nếu chọn đúng một trong những hướng kể trên, có thể bạn sẽ xây dựng nên một nền tảng ảnh mèo và startup thành công. Ngược lại, nếu chọn nhầm hướng, bạn có thể đánh mất cả tháng trời. Vậy phải làm như thế nào?

This book will tell you how. Most machine learning problems leave clues that tell you what's useful to try, and what's not useful to try. Learning to read those clues will save you months or years of development time.

Cuốn sách này sẽ giúp bạn trả lời câu hỏi đó. Phần lớn các vấn đề về học máy đều có những dấu hiệu riêng ẩn chứa gợi ý về phương hướng giải quyết. Việc học để phát hiện ra những dấu hiệu đó sẽ giúp bạn tiết kiệm hàng tháng hay thậm chí hàng năm trời phát triển sản phẩm.

2. How to use this book to help your team

2. Cách sử dụng cuốn sách khi làm việc nhóm

After finishing this book, you will have a deep understanding of how to set technical direction for a machine learning project.

Sau khi đọc xong cuốn sách này, bạn sẽ hiểu sâu hơn về cách lựa chọn hướng giải quyết kỹ thuật cho đề tài học máy.

But your teammates might not understand why you're recommending a particular direction. Perhaps you want your team to define a single-number evaluation metric, but they aren't convinced. How do you persuade them?

Nhưng có thể cộng sự chưa rõ tại sao bạn lại chọn hướng đi như vậy. Ví dụ bạn muốn cả đội xác định và dùng một phép đo đơn trị, nhưng nếu mọi người không đồng tình, thì bạn sẽ làm gì để thuyết phục họ?

That's why I made the chapters short: So that you can print them out and get your teammates to read just the 1-2 pages you need them to know.

Đó là lý do tôi chủ tâm viết những chương rất ngắn. Bạn có thể dễ dàng thuyết phục quý đồng nghiệp bằng cách chia sẻ 1-2 trang của chương liên quan.

A few changes in prioritization can have a huge effect on your team's productivity. By helping your team with a few such changes, I hope that you can become the superhero of your team!

Chỉ với một vài thay đổi nhỏ về thứ tự ưu tiên có thể tác động lớn tới năng suất công việc của cả nhóm. Và bằng những thay đổi đó, tôi hi vọng bạn sẽ sớm trở thành siêu nhân Học Máy của cả đội!



3. Prerequisites and Notation

3. Kiến thức tiền đề và Ký hiệu

If you have taken a Machine Learning course such as my machine learning MOOC on Coursera, or if you have experience applying supervised learning, you will be able to understand this text.

Nếu bạn đã từng học một lớp về Học Máy, ví dụ như lớp MOOC của tôi trên Coursera, hoặc bạn có kinh nghiệm áp dụng học có giám sát thì cuốn sách này sẽ dễ hiểu đối với bạn.

I assume you are familiar with **supervised learning**: learning a function that maps from x to y , using labeled training examples (x,y) . Supervised learning algorithms include linear regression, logistic regression, and neural networks. There are many forms of machine learning, but the majority of Machine Learning's practical value today comes from supervised learning.

Tôi giả định rằng bạn đã quen thuộc với **học có giám sát**: học một hàm ánh xạ từ x tới y , sử dụng các cặp dữ liệu có nhãn (x,y) . Các thuật toán học có giám sát bao gồm hồi quy tuyến tính, hồi quy logistic và mạng nơ-ron. Học Máy có rất nhiều dạng tuy nhiên phần lớn các giá trị thực tiềm của nó hiện nay đến từ học có giám sát.

I will frequently refer to neural networks (also known as "deep learning"). You'll only need a basic understanding of what they are to follow this text.

Tôi sẽ thường xuyên đề cập đến mạng nơ-ron (còn được biết đến là "học sâu"). Bạn chỉ cần nắm được một số khái niệm cơ bản về mạng nơ-ron là có thể hiểu được nội dung cuốn sách.

If you are not familiar with the concepts mentioned here, watch the first three weeks of videos in the Machine Learning course on Coursera at <http://ml-class.org>

Nếu những khái niệm nêu trên còn mới với bạn thì bạn hãy xem các video ba tuần đầu tiên của khóa học Machine Learning trên Coursera tại <http://ml-class.org>

The screenshot shows the Coursera website for the "Machine Learning" course. At the top, there is a search bar with the placeholder "What do you want to learn?". Below the search bar, the course title "Machine Learning" is displayed, along with its rating of 4.9 stars and 116,957 reviews. A button for "Enroll for Free" is visible, along with a note that it starts on Oct 28 and financial aid is available. The course has 2,589,174 enrolled students. The course is offered by Stanford University. At the bottom of the page, there are links for "About", "Syllabus", "Reviews", "Instructors", "Enrollment Options", and "FAQ". On the right side, there is a sidebar titled "Learners taking this Course are" which lists roles such as Technical Leads, Software Engineers, Machine Learning Engineers, Risk Managers, and Chief Technology Officers (CTOs). Below this, there are sections for "100% online" and "Flexible deadlines".

4. Scale drives machine learning progress

4. Quy mô là động lực phát triển học máy

Many of the ideas of deep learning (neural networks) have been around for decades. Why are these ideas taking off now?

Rất nhiều ý tưởng của học sâu (mạng nơ-ron) đã xuất hiện từ hàng thập kỷ trước. Vậy tại sao tới bây giờ chúng mới bùng nổ như vậy?

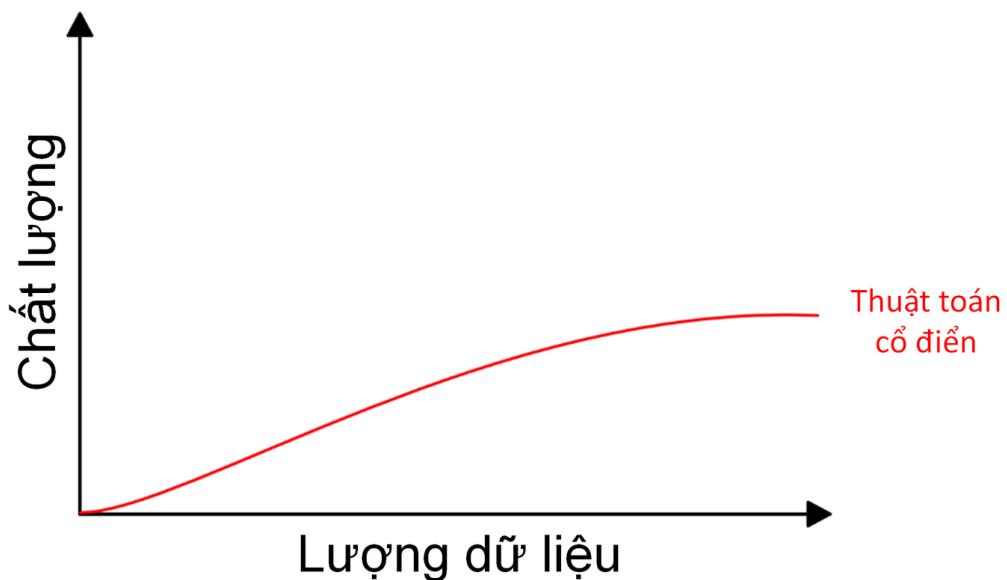
Two of the biggest drivers of recent progress have been:

Hai nguyên nhân chính là:

- **Data availability.** People are now spending more time on digital devices (laptops, mobile devices). Their digital activities generate huge amounts of data that we can feed to our learning algorithms.
- **Sự sẵn có của dữ liệu.** Ngày nay, mọi người dành nhiều thời gian hơn bên những thiết bị số như máy tính xách tay, thiết bị di động, .v.v. Việc này tạo ra nguồn dữ liệu cực lớn dùng cho những thuật toán học máy.
- **Computational scale.** We started just a few years ago to be able to train neural networks that are big enough to take advantage of the huge datasets we now have.
- **Quy mô năng lực tính toán.** Chỉ tới một vài năm gần đây ta mới có thể huấn luyện mạng nơ-ron đủ lớn để tận dụng những bộ dữ liệu khổng lồ này.

In detail, even as you accumulate more data, usually the performance of older learning algorithms, such as logistic regression, "plateaus". This means its learning curve "flattens out," and the algorithm stops improving even as you give it more data:

Cho dù có thêm nhiều dữ liệu nữa, thường thì chất lượng của các thuật toán học máy cổ điển, như hồi quy logistic, cũng không tốt hơn. Nghĩa là đồ thị quá trình học chững lại và thuật toán ngừng cải thiện ngay cả khi có thêm dữ liệu:

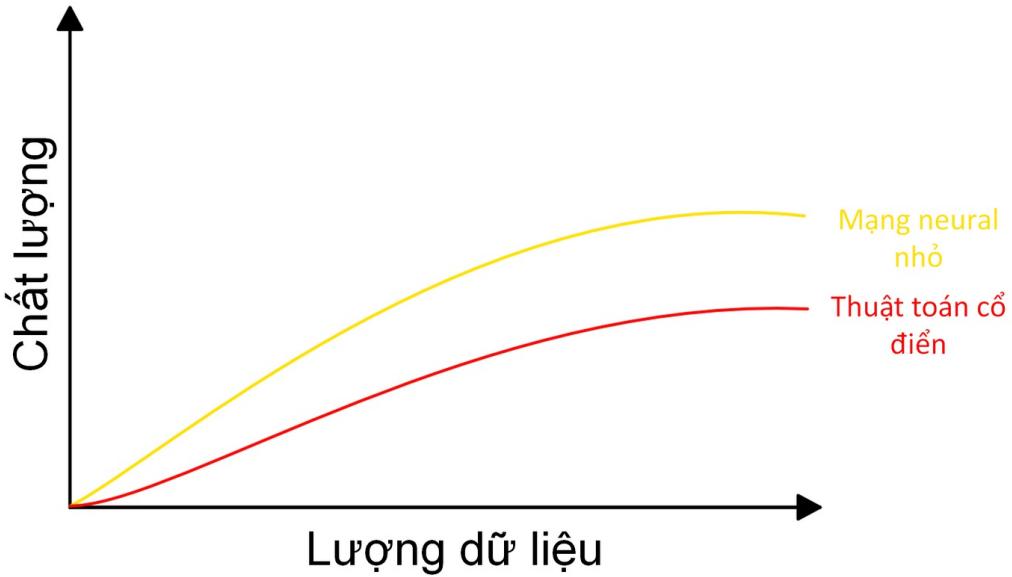


It was as if the older algorithms didn't know what to do with all the data we now have.

Như thể thuật toán cổ điển không biết xử lý thế nào với tất cả lượng dữ liệu ta đang có.

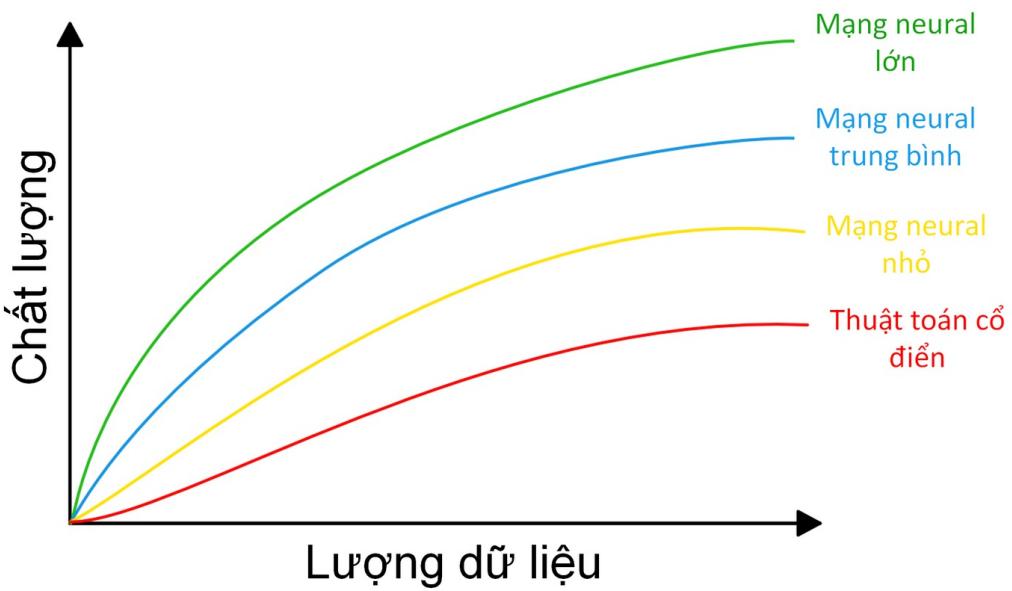
If you train a small neutral network (NN) on the same supervised learning task, you might get slightly better performance:

Nếu bạn huấn luyện một mạng nơ-ron nhỏ cho cùng một tác vụ học có giám sát, bạn có thể đạt chất lượng cao hơn một chút:



Here, by "Small NN" we mean a neural network with only a small number of hidden units/layers/parameters. Finally, if you train larger and larger neural networks, you can obtain even better performance [1]:

"Mạng neural nhỏ" ở đây có nghĩa là mạng nơ-ron với ít nút ẩn/tầng/tham số. Sau cùng, bạn có thể cải thiện chất lượng thêm nữa nếu dùng các mạng nơ-ron lớn hơn [1]:



Thus, you obtain the best performance when you (i) Train a very large neural network, so that you are on the green curve above; (ii) Have a huge amount of data.

Như vậy bạn đạt được chất lượng tốt nhất khi (i) huấn luyện mạng nơ-ron rất lớn -- tương ứng với đường chất lượng màu xanh lục và (ii) có lượng dữ liệu lớn.

Many other details such as neural network architecture are also important, and there has been much innovation here. But one of the

more reliable ways to improve an algorithm's performance today is still to (i) train a bigger network and (ii) get more data.

Nhiều chi tiết khác như kiến trúc mạng nơ-ron cũng rất quan trọng, và có nhiều phát kiến trong lĩnh vực này. Tuy nhiên, một trong những cách đáng tin cậy hơn để tăng chất lượng thuật toán vẫn là (i) huấn luyện mạng lớn hơn và (ii) lấy thêm dữ liệu.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[1] This diagram shows NNs doing better in the regime of small datasets. This effect is less consistent than the effect of NNs doing well in the regime of huge datasets. In the small data regime, depending on how the features are hand-engineered, traditional algorithms may or may not do better. For example, if you have 20 training examples, it might not matter much whether you use logistic regression or a neural network; the hand-engineering of features will have a bigger effect than the choice of algorithm. But if you have 1 million examples, I would favor the neural network.

[1] Mặc dù hình vẽ thể hiện mạng nơ-ron cho kết quả tốt hơn với tập dữ liệu nhỏ, hiện tượng này ít nhất quan so với việc mạng nơ-ron hoạt động tốt với dữ liệu lớn. Với dữ liệu nhỏ, chất lượng thuật toán cổ điển có thể tốt hoặc kém hơn mạng nơ-ron và phụ thuộc vào các đặc trưng thủ công. Nếu ta chỉ có 20 mẫu huấn luyện thì việc dùng hồi quy logistic hay mạng nơ-ron không khác biệt nhiều; chọn khéo các đặc trưng thủ công sẽ giúp ích nhiều hơn so với việc chọn thuật toán. Còn nếu có một triệu mẫu, thì tôi sẽ chọn dùng mạng nơ-ron.

The process of how to accomplish (i) and (ii) are surprisingly complex. This book will discuss the details at length. We will start with general strategies that are useful for both traditional learning algorithms and neural networks, and build up to the most modern strategies for building deep learning systems.

Để đạt được (i) và (ii) là một quá trình đặc biệt phức tạp. Vấn đề này sẽ được thảo luận đầy đủ và chi tiết trong cuốn sách này. Ta sẽ bắt đầu với các chiến lược thông thường và hữu ích cho cả thuật toán truyền thống lẫn mạng nơ-ron, từ đó hình thành các chiến lược tiên tiến nhất để xây dựng các hệ thống học sâu.

Part 1: Setting up development and test sets

Phần 1: Chuẩn bị tập phát triển và tập kiểm tra

5. Your development and test sets

5. Tập phát triển và tập kiểm tra

Let's return to our earlier cat pictures example: You run a mobile app, and users are uploading pictures of many different things to your app. You want to automatically find the cat pictures.

Trở lại với ví dụ bức ảnh mèo ở phần trước: khi bạn có một ứng dụng di động, và người dùng đang tải nhiều loại ảnh lên ứng dụng của bạn. Bạn muốn tự động tìm ra đâu là các bức ảnh mèo.

Your team gets a large training set by downloading pictures of cats (positive examples) and non-cats (negative examples) off of different websites. They split the dataset 70%/30% into training and test sets. Using this data, they build a cat detector that works well on the training and test sets.

Nhóm của bạn có một tập dữ liệu lớn bằng cách tải các bức ảnh mèo (các mẫu dương) và các bức ảnh không có mèo (các mẫu âm) từ nhiều nguồn khác nhau. Tập dữ liệu này sau đó được chia 70%/30% thành tập huấn luyện và tập kiểm tra. Sử dụng tập dữ liệu này, bạn tạo ra một bộ nhận dạng mèo có thể hoạt động tốt ở cả tập huấn luyện và tập kiểm tra.

But when you deploy this classifier into the mobile app, you find that the performance is really poor!

Tuy nhiên, khi triển khai bộ nhận dạng mèo này lên một ứng dụng di động, bạn lại thấy rằng chất lượng rất tệ!



What happened?

Điều gì đã xảy ra?

You figure out that the pictures users are uploading have a different look than the website images that make up your training set: Users are uploading pictures taken with mobile phones, which tend to be lower resolution, blurrier, and poorly lit. Since your training/test sets were made of website images, your algorithm did not generalize well to the actual distribution you care about: mobile phone pictures.

Bạn nhận ra rằng các bức ảnh được người dùng tải lên nhìn khác các bức ảnh mà bạn tải về từ trên mạng mà được dùng để xây dựng tập dữ liệu: do các bức ảnh được chụp bằng điện thoại thường có độ phân giải thấp hơn, bị nhòe (mờ) hoặc tối hơn. Do bộ nhận dạng được huấn luyện trên tập dữ liệu từ ảnh trên mạng nên nó không khái quát hóa tốt đến phân phối thực tế mà bạn cần nhắm đến: ảnh chụp từ điện thoại.

Before the modern era of big data, it was a common rule in machine learning to use a random 70%/30% split to form your training and test sets. This practice can work, but it's a bad idea in more and more applications where the training distribution (website images in our example above) is different from the distribution you ultimately care about (mobile phone images).

Trước kỷ nguyên big data, có một nguyên tắc chung trong machine learning là chia tập huấn luyện và kiểm tra ngẫu nhiên theo tỉ lệ 70%/30%. Cách chia này có thể hiệu quả, nhưng không phải là một ý tưởng tốt trong ngày càng nhiều ứng dụng nơi mà phân phối của tập huấn luyện (ảnh trên mạng trong ví dụ trên đây) khác với phân phối của dữ liệu bạn thực sự quan tâm (ảnh chụp từ điện thoại).

We usually define:

Chúng ta thường định nghĩa như sau:

- **Training set** — Which you run your learning algorithm on.
- **Tập huấn luyện** — Là tập dữ liệu để chạy thuật toán học.
- **Dev (development) set** — Which you use to tune parameters, select features, and make other decisions regarding the learning algorithm. Sometimes also called the hold-out cross validation set.
- **Tập phát triển** — Là tập dữ liệu được dùng để điều chỉnh lại các tham số, lựa chọn đặc trưng và quyết định các thay đổi liên quan đến thuật toán học. Đôi khi, nó còn được gọi là tập kiểm định chéo.
- **Test set** — which you use to evaluate the performance of the algorithm, but not to make any decisions regarding what learning algorithm or parameters to use.
- **Tập kiểm tra** — Là tập dữ liệu dùng để đánh giá chất lượng của thuật toán học, nhưng không được dùng để quyết định các thay đổi liên quan đến thuật toán học hay các tham số.

Once you define a dev set (development set) and test set, your team will try a lot of ideas, such as different learning algorithm parameters, to see what works best. The dev and test sets allow your team to quickly see how well your algorithm is doing.

Sau khi định nghĩa tập phát triển và tập kiểm tra, nhóm của bạn có thể thử nhiều ý tưởng khác nhau, ví dụ như các tham số khác nhau cho thuật toán học, để tìm ra ý tưởng tốt nhất. Tập phát triển và tập kiểm tra cho phép nhóm của bạn có thể đánh giá khả năng hoạt động của thuật toán một cách nhanh chóng.

In other words, **the purpose of the dev and test sets are to direct your team toward the most important changes to make to the machine learning system.**

Nói cách khác, **mục đích của tập phát triển và tập kiểm tra là hướng nhóm bạn tới những thay đổi quan trọng nhất trong hệ thống học máy.**

So, you should do the following:

Vậy nên, bạn nên làm những điều sau đây:

Choose dev and test sets to reflect data you expect to get in the future and want to do well on.

Lựa chọn tập phát triển và tập kiểm tra sao cho có thể phản ánh dữ liệu bạn gặp phải trong tương lai và muốn hoạt động tốt trên nó.

In other words, your test set should not simply be 30% of the available data, especially if you expect your future data (mobile phone images) to be different in nature from your training set (website images).

Nói cách khác, tập kiểm tra không nên chỉ đơn thuần là 30% dữ liệu hiện có, đặc biệt là khi bạn mong đợi dữ liệu tương lai (ảnh chụp từ điện thoại) về bản chất sẽ khác với dữ liệu trong tập huấn luyện (ảnh từ trên mạng).

If you have not yet launched your mobile app, you might not have any users yet, and thus might not be able to get data that accurately reflects what you have to do well on in the future. But you might still try to approximate this. For example, ask your friends to take mobile phone pictures of cats and send them to you. Once your app is launched, you can update your dev/test sets using actual user data.

Khi ứng dụng di động chưa được triển khai thì bạn có thể chưa có người dùng nào cả, nên việc có thể có được dữ liệu phản ánh chính xác dữ liệu tương lai là rất khó. Nhưng bạn vẫn có thể thử làm gần giống dữ liệu đó. Ví dụ, bạn có thể nhờ bạn bè chụp những bức ảnh mèo bằng điện thoại và gửi cho bạn. Một khi ứng dụng được triển khai, bạn có thể cập nhật tập phát triển/kiểm tra bằng dữ liệu người dùng thực tế.

If you really don't have any way of getting data that approximates what you expect to get in the future, perhaps you can start by using website images. But you should be aware of the risk of this leading to a system that doesn't generalize well.

Nếu bạn thực sự không có cách nào để có được dữ liệu gần giống với dữ liệu tương lai thì bạn có thể sử dụng ảnh từ các trang web. Nhưng bạn nên nhận thức nguy cơ dẫn đến một hệ thống khái quát hóa không tốt.

It requires judgment to decide how much to invest in developing great dev and test sets. But don't assume your training distribution is the same as your test distribution. Try to pick test examples that reflect what you ultimately want to perform well on, rather than whatever data you happen to have for training.

Ta cần thẩm định để quyết định được cần phải tập trung bao nhiêu cho việc phát triển tập phát triển và tập kiểm tra. Tuy nhiên đừng đánh đồng phân phối giữa tập huấn luyện và tập kiểm tra. Hãy chọn ra những mẫu kiểm tra phản ánh cái mà bạn muốn thực hiện tốt, hơn là bất kì dữ liệu nào bạn tình cờ có được cho tập huấn luyện.

6. Your dev and test sets should come from the same distribution

6. Tập phát triển và tập kiểm tra nên có cùng phân phối



You have your cat app image data segmented into four regions, based on your largest markets: (i) US, (ii) China, (iii) India, and (iv) Other. To come up with a dev set and a test set, say we put US and India in the dev set; China and Other in the test set. In other words, we can randomly assign two of these segments to the dev set, and the other two to the test set, right?

Bạn có thể chia tập dữ liệu của ứng dụng ảnh mèo dựa theo bốn thị trường chính: (i) Hoa Kỳ, (ii) Trung Quốc, (iii) Ấn Độ, và (iv) Khu vực khác. Chúng ta có thể lấy dữ liệu từ Hoa Kỳ và Ấn Độ làm tập phát triển trong khi lấy Trung Quốc và Khu vực khác làm tập kiểm tra. Hay nói theo cách khác, liệu việc chọn ngẫu nhiên dữ liệu ảnh từ hai trong bốn khu vực trên làm tập phát triển và hai khu vực còn lại làm tập kiểm tra có đúng hay không?

Once you define the dev and test sets, your team will be focused on improving dev set performance. Thus, the dev set should reflect the task you want to improve on the most: To do well on all four geographies, and not only two.

Một khi định nghĩa được tập phát triển và tập kiểm tra, nhóm của bạn sẽ tập trung cải thiện chất lượng trên tập phát triển. Bởi vậy, tập phát triển cần phản ánh tác vụ bạn muốn cải thiện nhiều nhất đó là: hoạt động tốt trên không chỉ hai mà cả bốn thị trường.

There is a second problem with having different dev and test set distributions: There is a chance that your team will build something that works well on the dev set, only to find that it does poorly on the test set. I've seen this result in much frustration and wasted effort. Avoid letting this happen to you.

Nếu tập phát triển và tập kiểm tra có phân phối khác nhau, bạn có thể đổi mặt vấn đề thứ hai: Có khả năng nhóm của bạn sẽ xây dựng ra thuật toán nào đó hoạt động tốt trên tập phát triển nhưng lại kém trên tập kiểm tra. Tôi đã từng thấy việc này dẫn đến những hệ quả gây thất vọng và lãng phí công sức. Hãy cố gắng tránh để điều này xảy ra.

As an example, suppose your team develops a system that works well on the dev set but not the test set. If your dev and test sets had come from the same distribution, then you would have a very clear diagnosis of what went wrong: You have overfit the dev set. The obvious cure is to get more dev set data.

Ví dụ như nhóm của bạn phát triển một hệ thống hoạt động tốt trên tập phát triển nhưng kém trên tập kiểm tra. Nếu tập phát triển và tập kiểm tra có cùng một phân phối, thì bạn có thể xác định vấn đề: Mô hình của bạn đã overfit tập phát triển. Cách xử lý hiển nhiên nhất đó là bổ sung thêm dữ liệu cho tập phát triển.

But if the dev and test sets come from different distributions, then your options are less clear. Several things could have gone wrong:

Nhưng nếu tập phát triển và tập kiểm tra có phân phối khác nhau, thì việc xác định vấn đề sẽ phức tạp hơn. Rất nhiều vấn đề có thể xảy ra như:

1. You had overfit to the dev set.
1. Bạn đã overfit tập phát triển.
2. The test set is harder than the dev set. So your algorithm might be doing as well as could be expected, and no further significant improvement is possible.
2. Tập kiểm tra khó hơn tập phát triển. Vì thế thuật toán của bạn có thể đã hoạt động tốt hết mức có thể và không thể có thiện thêm nữa.
3. The test set is not necessarily harder, but just different, from the dev set. So what works well on the dev set just does not work well

on the test set. In this case, a lot of your work to improve dev set performance might be wasted effort.

3. Tập kiểm tra không nhất thiết khó hơn, nhưng lại khác biệt so với tập phát triển. Do đó, việc thuật toán hoạt động tốt trên tập phát triển và kém trên tập kiểm tra là dễ hiểu. Trong trường hợp này, việc cố gắng cải thiện hiệu quả trên tập phát triển có thể trở nên vô nghĩa.

Working on machine learning applications is hard enough. Having mismatched dev and test sets introduces additional uncertainty about whether improving on the dev set distribution also improves test set performance. Having mismatched dev and test sets makes it harder to figure out what is and isn't working, and thus makes it harder to prioritize what to work on.

Làm việc với các ứng dụng học máy vốn dĩ đã khó. Việc không nhất quán giữa tập phát triển và kiểm tra khiến bạn càng khó chắc chắn về "liệu cải thiện chất lượng trên tập phát triển có đồng nghĩa với tăng chất lượng trên tập kiểm tra hay không?". Việc không đồng nhất giữa tập phát triển và tập kiểm tra khiến việc xác định những kỹ thuật giúp cải tiến chất lượng khó khăn hơn từ đó khó xếp thứ tự ưu tiên của tác vụ.

If you are working on a 3rd party benchmark problem, their creator might have specified dev and test sets that come from different distributions. Luck, rather than skill, will have a greater impact on your performance on such benchmarks compared to if the dev and test sets come from the same distribution. It is an important research problem to develop learning algorithms that are trained on one distribution and generalize well to another. But if your goal is to make progress on a specific machine learning application rather than make research progress, I recommend trying to choose dev and test sets that are drawn from the same distribution. This will make your team more efficient.

Nếu bạn đang làm việc thông qua một đánh giá xếp hạng của bên thứ ba, họ có thể đã chỉ ra là tập phát triển và tập kiểm tra không có cùng phân phối. So sánh với bài toán có tập phát triển và tập kiểm tra có cùng phân phối, thì chất lượng thuật toán của bạn trên tập đánh giá xếp hạng kia phụ thuộc nhiều vào may mắn hơn là kỹ năng. Việc phát triển thuật toán học mà được huấn luyện trên một phân phối này mà có khái quát hóa tốt trên một phân phối khác là một chủ đề nghiên cứu quan trọng. Tuy nhiên, nếu mục tiêu của bạn là cải tiến một ứng dụng học máy cụ thể thay vì làm nghiên cứu, thì tôi khuyên bạn chọn tập phát triển và tập kiểm tra có cùng phân phối. Điều này sẽ khiến nhóm bạn làm việc hiệu quả hơn.

7. How large do the dev/test sets need to be?

7. Tập phát triển/kiểm tra cần lớn đến mức nào?

The dev set should be large enough to detect differences between algorithms that you are trying out. For example, if classifier A has an accuracy of 90.0% and classifier B has an accuracy of 90.1%, then a dev set of 100 examples would not be able to detect this 0.1% difference. Compared to other machine learning problems I've seen, a 100 example dev set is small. Dev sets with sizes from 1,000 to 10,000 examples are common. With 10,000 examples, you will have a good chance of detecting an improvement of 0.1%. [2]

Tập phát triển phải đủ lớn để nhận ra sự khác biệt giữa các thuật toán đang thử nghiệm. Ví dụ, nếu bộ phân loại A có độ chính xác 90,0% và bộ phân loại B có độ chính xác 90,1%, thì một tập phát triển có 100 mẫu sẽ không thể phát hiện sự khác biệt 0,1% này. So với các vấn đề khác trong học máy mà tôi đã thấy, một tập phát triển chỉ với 100 mẫu là nhỏ. Các tập phát triển thường có từ 1.000 tới 10.000 mẫu. Với 10.000 mẫu, bạn sẽ có thể thấy sự cải thiện ở mức 0,1%. [2]

For mature and important applications—for example, advertising, web search, and product recommendations—I have also seen teams that are highly motivated to eke out even a 0.01% improvement, since it has a direct impact on the company's profits. In this case, the dev set could be much larger than 10,000, in order to detect even smaller improvements.

Trong các ứng dụng quan trọng và đã đưa vào khai thác -- ví dụ như quảng cáo, tìm kiếm trên web và gợi ý sản phẩm -- tôi đã thấy nhiều nhóm rất muốn cải thiện chất lượng thuật toán dù chỉ là 0,01%, vì nó có ảnh hưởng trực tiếp đến lợi nhuận của công ty. Trong trường hợp này, tập phát triển có thể lớn hơn 10.000 mẫu rất nhiều để có thể phát hiện ra những cải tiến thậm chí nhỏ hơn.

How about the size of the test set? It should be large enough to give high confidence in the overall performance of your system. One popular heuristic had been to use 30% of your data for your test set. This works well when you have a modest number of examples—say 100 to 10,000 examples. But in the era of big data where we now have machine learning problems with sometimes more than a billion examples, the fraction of data allocated to dev/test sets has been shrinking, even as the absolute number of examples in the dev/test sets has been growing. There is no need to have excessively large dev/test sets beyond what is needed to evaluate the performance of your algorithms.

Vậy còn kích thước của tập kiểm tra thì sao? Nó cần đủ lớn để mang lại độ tin cậy cao về chất lượng tổng thể của hệ thống. Một công thức thực nghiệm phổ biến là sử dụng 30% dữ liệu làm tập kiểm tra. Cách làm này hiệu quả với những tập dữ liệu với lượng mẫu khiêm tốn từ 100 tới 10.000. Tuy nhiên, trong kỷ nguyên big data với những bài toán học máy đôi khi có nhiều hơn một tỷ mẫu, tỉ lệ dữ liệu dùng cho tập phát triển và tập kiểm tra đã giảm xuống đáng kể, mặc dù số lượng mẫu trong hai tập này vẫn tăng lên. Thực sự không cần có tập phát triển/kiểm tra lớn quá mức để đánh giá chất lượng của các thuật toán.

FOOTNOTE:

[2] In theory, one could also test if a change to an algorithm makes a statistically significant difference on the dev set. In practice, most teams don't bother with this (unless they are publishing academic research papers), and I usually do not find statistical significance tests useful for measuring interim progress.

CHÚ THÍCH:

[2] Trên lý thuyết, ta cũng có thể kiểm tra xem một thay đổi trong thuật toán có tạo ra sự khác biệt có ý nghĩa thống kê trên tập phát triển hay không. Trong thực tế, hầu hết mọi người đều không quan tâm đến điều này (trừ khi họ muốn công bố các bài báo khoa học). Tôi thường thấy các bài kiểm định thống kê không mấy hữu ích trong việc đánh giá tiến độ phát triển.

8. Establish a single-number evaluation metric for your team to optimize

8. Thiết lập một phép đo đơn trị làm mục tiêu tối ưu

Classification accuracy is an example of a **single-number evaluation metric**: You run your classifier on the dev set (or test set), and get back a single number about what fraction of examples it classified correctly. According to this metric, if classifier A obtains 97% accuracy, and classifier B obtains 90% accuracy, then we judge classifier A to be superior.

Độ chính xác trong phân loại là ví dụ của **phép đo đơn trị** -- phép đo được biểu diễn bằng chỉ một con số. Khi chạy bộ phân loại trên một tập phát triển (hoặc tập kiểm tra), độ chính xác được tính bằng chỉ số thể hiện tỉ lệ mẫu được phân loại chính xác trên tổng số mẫu trong tập đó. Theo phép đo này, nếu độ chính xác của bộ phân loại A là 97% và của bộ phân loại B là 90% thì ta kết luận rằng bộ phân loại A cho kết quả tốt hơn.

In contrast, Precision and Recall[3] is not a single-number evaluation metric: It gives two numbers for assessing your classifier. Having multiple-number evaluation metrics makes it harder to compare algorithms. Suppose your algorithms perform as follows:

Ngược lại, Precision và Recall[3] không phải là một phép đo đơn trị: có hai chỉ số được sử dụng để đánh giá bộ phân loại. Việc so sánh các thuật toán với nhau sẽ trở nên khó hơn với những phép đo đa trị -- những phép đo được biểu diễn bằng nhiều hơn một số. Giả sử thuật toán trả về kết quả như sau:

Here, neither classifier is obviously superior, so it doesn't immediately guide you toward picking one.

Ở đây, không bộ phân loại nào tốt hơn một cách rõ ràng, vì vậy dựa vào kết quả trên ta không thể ngay lập tức chọn ra một bộ phân loại tốt hơn.

Bộ Phân Loại	Precision	Recall
A	95%	90%
B	98%	85%

During development, your team will try a lot of ideas about algorithm architecture, model parameters, choice of features, etc. Having a **single-number evaluation metric** such as accuracy allows you to sort all your models according to their performance on this metric, and quickly decide what is working best.

Trong quá trình phát triển, nhóm bạn sẽ thử rất nhiều ý tưởng liên quan đến cấu trúc thuật toán, tham số mô hình, lựa chọn các đặc trưng, v.v.. Việc có một **phép đo đơn trị** như độ chính xác sẽ giúp xếp hạng các mô hình dựa theo những chất lượng trả về qua phép đo đó, từ đó nhanh chóng quyết định mô hình nào hoạt động tốt nhất.

If you really care about both Precision and Recall, I recommend using one of the standard ways to combine them into a single number. For example, one could take the average of precision and recall, to end up with a single number. Alternatively, you can compute the "F1 score", which is a modified way of computing their average, and works better than simply taking the mean.[4]

Nếu bạn thực sự quan tâm đến cả Precision lẫn Recall. Tôi gợi ý sử dụng một trong những cách tiêu chuẩn để kết hợp các chỉ số đó thành một chỉ số duy nhất. Ví dụ, một người có thể lấy giá trị trung bình của Precision và Recall rồi thu về một phép đo đơn trị. Hoặc thay vào đó, bạn có thể tính "chỉ số F1", một biến thể của trung bình cộng, thường hoạt động tốt hơn việc chỉ lấy giá trị trung bình.

Having a single-number evaluation metric speeds up your ability to make a decision when you are selecting among a large number of classifiers. It gives a clear preference ranking among all of them, and therefore a clear direction for progress.

Việc có một phép đo đơn trị sẽ giúp tăng tốc khả năng đưa ra quyết định của bạn khi bạn phải lựa chọn trong một số lượng lớn bộ phân loại. Phép đo đơn trị đưa ra ưu tiên rõ ràng trong việc phân hạng những thuật toán đó, tạo ra những đường hướng rõ ràng để phát triển.

Bộ Phân Loại	Precision	Recall	Chỉ số F1
A	95%	90%	92.4%
B	98%	85%	91.0%

As a final example, suppose you are separately tracking the accuracy of your cat classifier in four key markets: (i) US, (ii) China, (iii) India, and (iv) Other. This gives four metrics. By taking an average or weighted average of these four numbers, you end up with a single number metric. Taking an average or weighted average is one of the most common ways to combine multiple metrics into one.

Một ví dụ cuối cùng, giả sử bạn đang theo dõi riêng biệt về độ chính xác của bộ phân loại mèo trong bốn thị trường trọng điểm: (i) Mĩ, (ii)

Trung Quốc, (iii) Ấn Độ, và (iv) những nước khác. Bạn sẽ thu về bốn phép đo. Bằng cách lấy giá trị trung bình hoặc giá trị trung bình có trọng số của bốn chỉ số này, bạn sẽ thu được một phép đo đơn trị. Tính toán giá trị trung bình hoặc giá trị trung bình có trọng số là một trong những cách phổ biến nhất để kết hợp nhiều phép đo thành một.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[3] The Precision of a cat classifier is the fraction of images in the dev (or test) set it labeled as cats that really are cats. Its Recall is the percentage of all cat images in the dev (or test) set that it correctly labeled as a cat. There is often a tradeoff between having high precision and high recall.

[3] Precision của một bộ phân loại mèo là tỉ lệ những ảnh được phân nhãn chính xác là mèo trong tập phát triển (hoặc tập kiểm tra) trên tổng số những ảnh được bộ phân loại phân nhãn mèo trong cùng tập đó. Recall của bộ phân loại đó là số phần trăm của tất cả ảnh mèo ở trong tập phát triển (hoặc tập kiểm tra) được phân loại chính xác là mèo trong cùng tập đó. Thường có một sự đánh đổi giữa việc có chỉ số precision cao và chỉ số recall cao.

[4] If you want to learn more about the F1 score, see https://en.wikipedia.org/wiki/F1_score. It is the "harmonic mean" between Precision and Recall, and is calculated as $2/((1/\text{Precision})+(1/\text{Recall}))$.

[4] Nếu bạn muốn đọc thêm về chỉ số F1, xem https://en.wikipedia.org/wiki/F1_score. Chỉ số F1 là trung bình điều hoà của Precision và Recall, được tính bằng $2/((1/\text{Precision}) + (1/\text{Recall}))$

9. Optimizing and satisficing metrics

9. Phép đo để tối ưu và phép đo thỏa mãn

Here's another way to combine multiple evaluation metrics.

Đây là một cách khác để kết hợp nhiều phép đánh giá.

Suppose you care about both the accuracy and the running time of a learning algorithm. You need to choose from these three classifiers:

Giả sử bạn quan tâm đến cả độ chính xác lẫn thời gian chạy của một thuật toán học. Bạn cần phải chọn trong ba bộ phân loại sau:

Bộ phân loại	Độ chính xác	Thời gian chạy
A	90%	80ms
B	92%	95ms
C	95%	1,500ms

It seems unnatural to derive a single metric by putting accuracy and running time into a single formula, such as:

Việc tạo ra một phép đo đơn trị bằng cách gộp độ chính xác và thời gian chạy vào trong cùng một công thức khá là gượng ép, chẳng hạn:

Accuracy - 0.5*RunningTime

Độ chính xác - 0.5*(Thời gian chạy)

Here's what you can do instead: First, define what is an "acceptable" running time. Lets say anything that runs in 100ms is acceptable. Then, maximize accuracy, subject to your classifier meeting the running time criteria. Here, running time is a "satisficing metric"—your classifier just has to be "good enough" on this metric, in the sense that it should take at most 100ms. Accuracy is the "optimizing metric."

Thay vào đó, bạn có thể: Trước hết, hãy định nghĩa thời gian chạy như thế nào là "chấp nhận được" - ví dụ mức dưới 100ms. Sau đó hãy cực đại hóa độ chính xác, với ràng buộc là bộ phân loại vẫn đảm bảo yêu cầu về thời gian chạy. Ở đây, thời gian chạy là một "phép đo thỏa mãn" — bộ phân loại chỉ cần "đủ tốt" trên thang đo này, tức chỉ tốn tối đa 100ms để chạy xong. Độ chính xác mới là "phép đo để tối ưu".

If you are trading off N different criteria, such as binary file size of the model (which is important for mobile apps, since users don't want to download large apps), running time, and accuracy, you might consider setting N-1 of the criteria as "satisficing" metrics. I.e., you simply require that they meet a certain value. Then define the final one as the "optimizing" metric. For example, set a threshold for what is acceptable for binary file size and running time, and try to optimize accuracy given those constraints.

Nếu bạn phải cân bằng giữa N tiêu chí khác nhau, ví dụ như kích thước file nhị phân của mô hình (điều này quan trọng với các ứng dụng di động vì người dùng không muốn tải các ứng dụng có kích thước lớn), thời gian chạy, và độ chính xác, bạn có thể cân nhắc đặt N-1 trong số đó làm các phép đo cần "thỏa mãn". Tức là bạn chỉ cần yêu cầu chúng đạt tới một giá trị xác định. Sau đó coi tiêu chí còn lại là phép đo để "tối ưu". Ví dụ như đặt mức ngưỡng chấp nhận được cho kích thước file nhị phân và thời gian chạy, sau đó tối ưu độ chính xác mà vẫn thỏa mãn các điều kiện các ràng buộc trên.

As a final example, suppose you are building a hardware device that uses a microphone to listen for the user saying a particular "wakeword," that then causes the system to wake up. Examples include Amazon Echo listening for "Alexa"; Apple Siri listening for "Hey Siri"; Android listening for "Okay Google"; and Baidu apps listening for "Hello Baidu." You care about both the false positive rate -- the frequency with which the system wakes up even when no one said the wakeword -- as well as the false negative rate -- how often it fails to wake up when someone says the wakeword. One reasonable goal for the performance of this system is to minimize the false negative rate (optimizing metric), subject to there being no more than one false positive every 24 hours of operation (satisficing metric).

Ví dụ cuối cùng, giả sử bạn cần xây dựng một thiết bị phần cứng có microphone để nghe người dùng nói một từ "đánh thức" đặc biệt nào đó để đánh thức hệ thống. Ví dụ về từ đánh thức có: Amazon Echo với "Alexa"; Apple Siri với "Hey Siri"; Android với "Hey Google" hay các ứng dụng của Baidu với "Hello Baidu". Bạn quan tâm đến cả tần suất dương tính giả (hay báo động nhầm) -- tần suất mà hệ thống thức dậy khi không ai nói cụm đánh thức -- cũng như tần suất âm tính giả (hay bỏ sót) -- tần suất hệ thống không thức dậy khi có người nói cụm đánh thức. Một mục tiêu khả dĩ cho hệ thống này là tối thiểu hóa tần suất âm tính giả (phép đo để tối ưu), với điều kiện chỉ có tối đa một báo động nhầm cho mỗi 24 giờ hoạt động (phép đo thỏa mãn).

Once your team is aligned on the evaluation metric to optimize, they will be able to make faster progress.

Một khi nhóm của bạn đã thống nhất phép đánh giá nào cần được tối ưu, cả nhóm sẽ đạt tiến độ nhanh hơn.

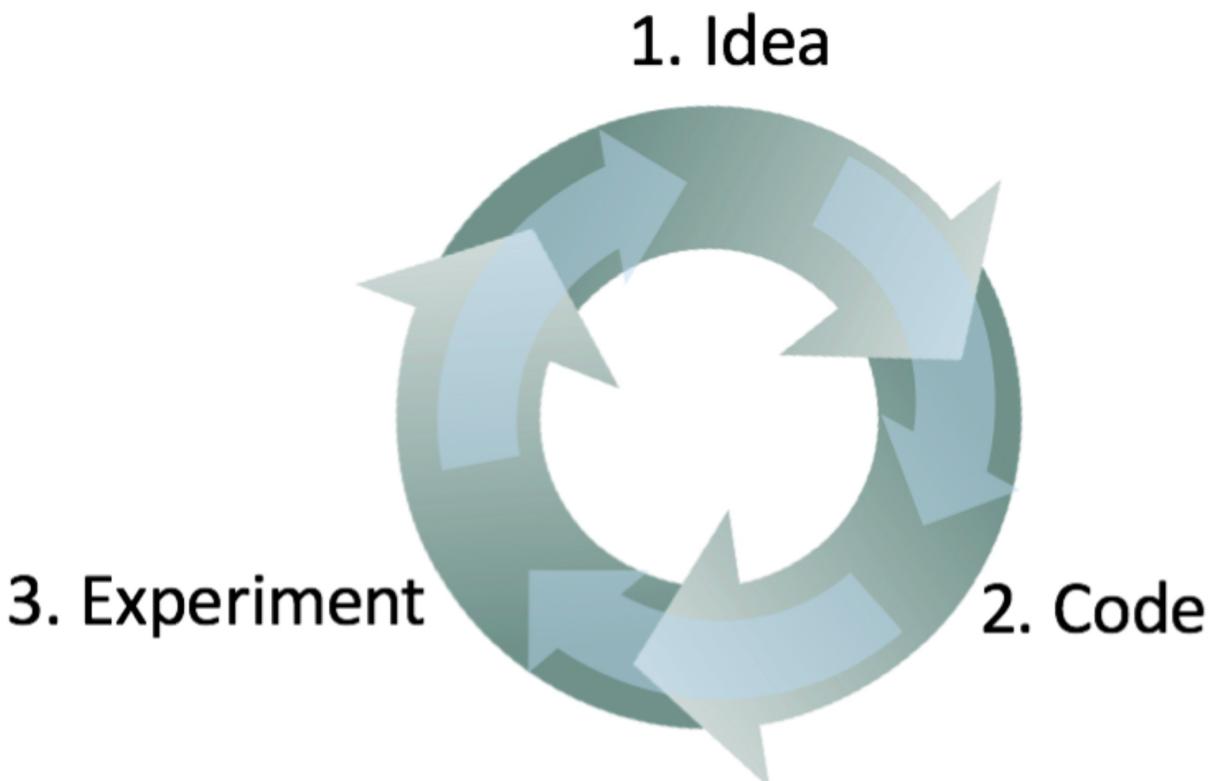
10. Having a dev set and metric speeds up iterations

10. Xây dựng một tập phát triển và một phép đo sẽ tăng tốc quá trình làm việc

It is very difficult to know in advance what approach will work best for a new problem. Even experienced machine learning researchers will usually try out many dozens of ideas before they discover something satisfactory. When building a machine learning system, I will often:

Thật sự rất khó để biết trước phương án tiếp cận nào là tốt nhất cho một vấn đề mới. Kể cả những nhà nghiên cứu học máy dày dặn kinh nghiệm cũng thường thử nghiệm cả chục ý tưởng mới khám phá ra một hướng đi thỏa đáng. Khi xây dựng một hệ thống học máy, tôi thường:

1. Start off with some **idea** on how to build the system.
1. Bắt đầu bằng một vài ý **tưởng** về cách xây dựng hệ thống đó.
2. Implement the idea in **code**.
2. Hiện thực hóa ý tưởng dưới dạng code.
3. Carry out an **experiment** which tells me how well the idea worked. (Usually my first few ideas don't work!) Based on these learnings, go back to generate more ideas, and keep on iterating.
3. Tiến hành một **thí nghiệm** để đo mức hiệu quả của ý tưởng. (Thường thì những ý tưởng đầu tiên của tôi sẽ không hoạt động!) Học được từ những kết quả đó, tôi quay lại thử nghiệm thêm những ý tưởng mới, và cứ thế lặp lại cả quy trình.



This is an iterative process. The faster you can go round this loop, the faster you will make progress. This is why having dev/test sets and a metric are important: Each time you try an idea, measuring your idea's performance on the dev set lets you quickly decide if you're heading in the right direction.

Đây là một quy trình lặp đi lặp lại. Bạn thực hiện vòng lặp này càng nhanh thì tốc độ cải tiến kết quả càng cao. Đó là lý do tại sao có tập phát triển/thử nghiệm và một phép đo là rất quan trọng: Việc đánh giá chất lượng của mỗi ý tưởng trên tập phát triển giúp ta xác định được liệu mình có đang đi đúng hướng.

In contrast, suppose you don't have a specific dev set and metric. So each time your team develops a new cat classifier, you have to incorporate it into your app, and play with the app for a few hours to get a sense of whether the new classifier is an improvement. This would be incredibly slow! Also, if your team improves the classifier's accuracy from 95.0% to 95.1%, you might not be able to detect that 0.1% improvement from playing with the app. Yet a lot of progress in your system will be made by gradually accumulating dozens of these 0.1% improvements. Having a dev set and metric allows you to very quickly detect which ideas are successfully giving you small (or large) improvements, and therefore lets you quickly decide what ideas to keep refining, and which ones to discard.

Ngược lại, giả sử bạn không có một tập phát triển và phép đo nào cụ thể. Như vậy mỗi khi nhóm của bạn phát triển một bộ phân loại mèo mới, bạn sẽ lại phải tích hợp nó vào ứng dụng, và thử nghiệm ứng dụng đó một vài tiếng để kiểm tra liệu bộ phân loại mới có tốt hơn hay không. Như vậy sẽ cực kì chậm! Đồng thời, nhóm của bạn sẽ rất khó nhận ra sự khác biệt nếu độ chính xác chỉ cải thiện từ 95.0% lên 95.1%, bạn sẽ không thể nhận ra những cải tiến 0.1% đó chỉ qua việc dùng thử ứng dụng. Thế nhưng, phần lớn những cải tiến đến từ việc tích lũy nhiều bước cải thiện 0.1% này. Việc có một tập phát triển và phép đo cho phép bạn nhanh chóng phát hiện ra ý tưởng nào đang đem lại những cải tiến nhỏ (hoặc lớn) và giúp bạn ra quyết định ý tưởng nào cần cải thiện thêm hoặc loại bỏ.

11. When to change dev/test sets and metrics

11. Khi nào cần thay đổi tập phát triển/kiểm tra và các phép đo

When starting out on a new project, I try to quickly choose dev/test sets, since this gives the team a well-defined target to aim for.

Khi bắt đầu một dự án, tôi luôn cố gắng chọn tập phát triển/kiểm tra thật nhanh để tạo một mục tiêu rõ ràng cho cả nhóm.

I typically ask my teams to come up with an initial dev/test set and an initial metric in less than one week—rarely longer. It is better to come up with something imperfect and get going quickly, rather than overthink this. But this one week timeline does not apply to mature applications. For example, anti-spam is a mature deep learning application. I have seen teams working on already-mature systems spend months to acquire even better dev/test sets.

Tôi thường yêu cầu các nhóm của tôi xác định tập phát triển/kiểm tra và một phép đo ban đầu hiếm khi lâu hơn một tuần. Tốt hơn hết là có được tập phát triển/kiểm tra và phép đánh giá đơn trị, dù là chưa hoàn hảo để bắt đầu nhanh chóng, hơn là suy nghĩ quá nhiều về chúng. Tuy nhiên, thời hạn một tuần không áp dụng với các ứng dụng đã phát triển. Ví dụ, chống thư rác là một ứng dụng học sâu đã phát triển. Tôi từng thấy các nhóm làm việc với những hệ thống đã phát triển dành hàng tháng để tạo được những tập phát triển/kiểm tra tốt hơn.

If you later realize that your initial dev/test set or metric missed the mark, by all means change them quickly. For example, if your dev set + metric ranks classifier A above classifier B, but your team thinks that classifier B is actually superior for your product, then this might be a sign that you need to change your dev/test sets or your evaluation metric.

Nếu sau đó bạn nhận ra rằng tập phát triển/kiểm tra hoặc phép đo ban đầu không phù hợp với mục tiêu đặt ra, bằng mọi giá hãy thay đổi chúng một cách nhanh chóng. Chẳng hạn, nếu phép đo trên tập phát triển xếp hạng bộ phân loại A tốt hơn bộ phân loại B, nhưng nhóm nghĩ rằng bộ phân loại B thực ra lại tốt hơn cho sản phẩm của bạn, đây có thể là dấu hiệu cần thay đổi tập phát triển/kiểm tra hoặc phép đánh giá.

There are three main possible causes of the dev set/metric incorrectly rating classifier A higher:

Ba nguyên nhân chính khiến tập phát triển/phép đánh giá xếp hạng bộ phân loại A cao hơn:

1. The actual distribution you need to do well on is different from the dev/test sets.

1. Phân phối thực tế mà bạn cần làm tốt khác với phân phối của tập phát triển/kiểm tra.



Suppose your initial dev/test set had mainly pictures of adult cats. You ship your cat app, and find that users are uploading a lot more kitten images than expected. So, the dev/test set distribution is not representative of the actual distribution you need to do well on. In this

case, update your dev/test sets to be more representative.

Giả sử tập phát triển/kiểm tra ban đầu chứa chủ yếu ảnh mèo trưởng thành. Sau khi ra mắt ứng dụng, bạn nhận ra rằng người dùng lại tải lên ảnh mèo con nhiều hơn dự tính. Khi đó, phân phôi của tập phát triển/kiểm tra không đại diện cho phân phôi thực tế mà cần bạn hướng tới. Trong trường hợp này, bạn cần cập nhật tập phát triển/kiểm tra sao cho chúng có tính đại diện hơn.

2. You have overfit to the dev set.

2. Mô hình của bạn đã overfit tập phát triển.

The process of repeatedly evaluating ideas on the dev set causes your algorithm to gradually "overfit" to the dev set. When you are done developing, you will evaluate your system on the test set. If you find that your dev set performance is much better than your test set performance, it is a sign that you have overfit to the dev set. In this case, get a fresh dev set.

Quá trình đánh giá ý tưởng trên tập phát triển được lặp đi lặp lại khiến thuật toán dần "overfit" tập dữ liệu này. Sau khi phát triển xong, bạn sẽ đánh giá mô hình trên tập kiểm tra. Nếu bạn thấy rằng chất lượng trên tập phát triển tốt hơn nhiều so với chất lượng trên tập kiểm tra, đây là dấu hiệu bạn đã overfit tập phát triển. Trong trường hợp này, bạn hãy tạo một tập phát triển mới hoàn toàn.

If you need to track your team's progress, you can also evaluate your system regularly—say once per week or once per month—on the test set. But do not use the test set to make any decisions regarding the algorithm, including whether to roll back to the previous week's system. If you do so, you will start to overfit to the test set, and can no longer count on it to give a completely unbiased estimate of your system's performance (which you would need if you're publishing research papers, or perhaps using this metric to make important business decisions).

Nếu bạn cần theo dõi tiến độ của nhóm, bạn cũng có thể đánh giá hệ thống trên tập kiểm tra thường xuyên, chẳng hạn mỗi tuần hoặc mỗi tháng một lần. Tuy nhiên, không được sử dụng tập kiểm tra để đưa ra bất kỳ quyết định nào liên quan tới thuật toán, bao gồm việc quay lui về hệ thống trước đó. Nếu làm vậy, bạn sẽ bắt đầu overfit tập kiểm tra và không thể tiếp tục dựa vào nó để tạo ra một đánh giá hoàn toàn không thiên lệch cho chất lượng của hệ thống (bạn sẽ cần đánh giá như vậy khi bạn xuất bản công trình nghiên cứu hoặc là để đưa ra những quyết định kinh doanh quan trọng dựa trên phép đo này).

3. The metric is measuring something other than what the project needs to optimize.

3. Phép đo không phù hợp với mục tiêu tối ưu của dự án.

Suppose that for your cat application, your metric is classification accuracy. This metric currently ranks classifier A as superior to classifier B. But suppose you try out both algorithms, and find classifier A is allowing occasional pornographic images to slip through. Even though classifier A is more accurate, the bad impression left by the occasional pornographic image means its performance is unacceptable. What do you do?

Giả sử trong ứng dụng mèo, phép đo của bạn là độ chính xác phân loại. Phép đo này hiện tại xếp hạng bộ phân loại A tốt hơn bộ phân loại B. Tuy nhiên, giả sử bạn thử cả hai thuật toán, và nhận ra rằng bộ phân loại A thi thoảng chấp nhận những bức ảnh khiêu dâm. Ngay cả khi bộ phân loại A chính xác hơn, ấn tượng xấu gây ra bởi một vài bức ảnh khiêu dâm đồng nghĩa với việc chất lượng của nó là không chấp nhận được. Bạn sẽ làm gì?

Here, the metric is failing to identify the fact that Algorithm B is in fact better than Algorithm A for your product. So, you can no longer trust the metric to pick the best algorithm. It is time to change evaluation metrics. For example, you can change the metric to heavily penalize letting through pornographic images. I would strongly recommend picking a new metric and using the new metric to explicitly define a new goal for the team, rather than proceeding for too long without a trusted metric and reverting to manually choosing among classifiers.

Ở đây, phép đo thất bại trong việc xác định được thực tế Thuật toán B tốt hơn Thuật toán A cho sản phẩm của bạn. Bởi vậy, bạn không thể dựa vào phép đo này để chọn thuật toán tốt nhất. Đây là lúc phải thay đổi phép đo. Ví dụ, bạn có thể thay đổi phép đo sao cho nó "phạt" thật nặng nếu một thuật toán chấp nhận ảnh khiêu dâm. Tôi khuyên bạn chọn một phép đo mới và sử dụng nó để định nghĩa lại thật rõ ràng mục tiêu của nhóm, hơn là cứ tiếp tục chọn thủ công trong số các bộ phân loại khi không có một phép đo đáng tin cậy.

It is quite common to change dev/test sets or evaluation metrics during a project. Having an initial dev/test set and metric helps you iterate quickly. If you ever find that the dev/test sets or metric are no longer pointing your team in the right direction, it's not a big deal! Just change them and make sure your team knows about the new direction.

Việc thay đổi tập phát triển/kiểm tra hoặc phép đo giữa dự án khá là phổ biến. Có một tập phát triển/kiểm tra và phép đo ban đầu giúp bạn hoàn thành chu kỳ phát triển một cách nhanh chóng. Nếu bạn nhận ra rằng tập phát triển/kiểm tra hoặc phép đo không còn giúp nhóm đi đúng hướng, không sao cả! Chỉ cần thay chúng và đảm bảo cả nhóm đều biết về hướng đi mới này.

12. Takeaways: Setting up development and test sets

12. Điều cần nhớ: Thiết lập các tập phát triển và kiểm tra

- Choose dev and test sets from a distribution that reflects what data you expect to get in the future and want to do well on. This may not be the same as your training data's distribution.
- Chọn tập phát triển và kiểm tra từ một phân phối phản ánh được dữ liệu bạn dự tính sẽ cần xử lý trong tương lai và muốn hoạt động tốt với chúng. Phân phối này có thể không giống phân phối trên dữ liệu huấn luyện của bạn.
- Choose dev and test sets from the same distribution if possible.
- Nếu có thể, hãy chọn tập phát triển và kiểm tra từ cùng một phân phối xác suất.
- Choose a single-number evaluation metric for your team to optimize. If there are multiple goals that you care about, consider combining them into a single formula (such as averaging multiple error metrics) or defining satisficing and optimizing metrics.
- Hãy chọn một phép đo đơn trị để tối ưu hóa. Nếu có nhiều mục tiêu cần quan tâm đến, hãy kết hợp chúng thành một công thức duy nhất (chẳng hạn như lấy trung bình các phép đo sai số) hoặc xác định ra phép đo thỏa mãn và phép đo để tối ưu.
 - Machine learning is a highly iterative process: You may try many dozens of ideas before finding one that you're satisfied with.
- Học máy là một quá trình lặp đi lặp lại: Bạn có thể phải thử hàng tá ý tưởng trước khi tìm thấy một ý tưởng mà bạn hài lòng.
 - Having dev/test sets and a single-number evaluation metric helps you quickly evaluate algorithms, and therefore iterate faster.
- Có tập phát triển/kiểm tra và một phép đo đơn trị giúp bạn nhanh chóng đánh giá các thuật toán và do đó lặp lại nhanh hơn.
 - When starting out on a brand new application, try to establish dev/test sets and a metric quickly, say in less than a week. It might be okay to take longer on mature applications.
- Khi bắt đầu trên một ứng dụng hoàn toàn mới, hãy nhanh chóng thiết lập tập phát triển/kiểm tra và một phép đo trong vòng một tuần. Với các ứng dụng đã phát triển, quá trình này có thể kéo dài hơn.
 - The old heuristic of a 70%/30% train/test split does not apply for problems where you have a lot of data; the dev and test sets can be much less than 30% of the data.
 - Cách chia dữ liệu huấn luyện/kiểm tra với tỉ lệ 70%/30% theo kinh nghiệm cũ không áp dụng cho các bài toán với nhiều dữ liệu; tập phát triển và kiểm tra có thể chiếm ít hơn con số 30% rất nhiều.
 - Your dev set should be large enough to detect meaningful changes in the accuracy of your algorithm, but not necessarily much larger. Your test set should be big enough to give you a confident estimate of the final performance of your system.
- Tập phát triển của bạn phải đủ lớn để phát hiện các thay đổi có ý nghĩa đối với độ chính xác của thuật toán, nhưng không nhất thiết phải lớn hơn nhiều. Tập kiểm tra phải đủ lớn để cung cấp cho bạn ước lượng đáng tin cậy về chất lượng cuối cùng của hệ thống.
 - If your dev set and metric are no longer pointing your team in the right direction, quickly change them: (i) If you had overfit the dev set, get more dev set data. (ii) If the actual distribution you care about is different from the dev/test set distribution, get new dev/test set data. (iii) If your metric is no longer measuring what is most important to you, change the metric.
- Nếu tập phát triển và phép đo không còn chỉ cho nhóm của bạn đi đúng hướng, hãy nhanh chóng thay đổi chúng: (i) Nếu thuật toán đã overfit tập phát triển, hãy thu thập thêm dữ liệu cho tập này. (ii) Nếu phân phối xác suất thực tế mà bạn quan tâm khác với phân phối xác suất của tập phát triển/kiểm tra, hãy tạo tập phát triển và kiểm tra mới. (iii) Nếu phép đo không còn đo lường được điều quan trọng nhất với bạn, hãy thay đổi phép đo.

Part 2: Basic Error Analysis

Phần 2: Phân tích lỗi cơ bản

13. You want to build a new email anti-spam system. Your team has several ideas:

13. Bạn mong muốn xây dựng một hệ thống phòng chống email rác mới. Nhóm của bạn có rất nhiều ý tưởng:

- Collect a huge training set of spam email. For example, set up a "honeypot": deliberately send fake email addresses to known spammers, so that you can automatically harvest the spam messages they send to those addresses.

Thu thập một tập huấn luyện lớn về email rác. Ví dụ như thiết lập một Honeypot (Mồi nhử): cố ý gửi các địa chỉ email giả đến những spammer đã biết, và bạn có thể thu thập các tin nhắn rác mà họ gửi đến địa chỉ đó một cách tự động.

- Develop features for understanding the text content of the email.

Phát triển những tính năng để hiểu được nội dung văn bản trong email.

- Develop features for understanding the email envelope/header features to show what set of internet servers the message went through.

Phát triển những tính năng để hiểu được các đặc tính của phông thư/nhãn thư từ email nhằm hiển thị tập hợp các máy chủ internet mà thư đã đi qua.

- and more.

- và nhiều hơn thế.

Even though I have worked extensively on anti-spam, I would still have a hard time picking one of these directions. It is even harder if you are not an expert in the application area.

Mặc dù tôi đã kinh qua rất nhiều trong việc phòng chống email rác, tôi vẫn sẽ gặp khó khăn khi phải chọn một trong các hướng đi trên. Điều này sẽ còn khó hơn nếu bạn không phải là một chuyên gia trong lĩnh vực này.

So don't start off trying to design and build the perfect system. Instead, build and train a basic system quickly -- perhaps in just a few days [5]. Even if the basic system is far from the "best" system you can build, it is valuable to examine how the basic system functions: you will quickly find clues that show you the most promising directions in which to invest your time. These next few chapters will show you how to read these clues.

Vì vậy, bạn không nên bắt đầu bằng việc thiết kế và xây dựng một hệ thống hoàn hảo. Thay vào đó, hãy xây dựng và huấn luyện nhanh một hệ thống cơ bản -- có thể là trong vài ngày[5]. Ngay cả khi hệ thống cơ bản khác xa với hệ thống tốt nhất mà bạn có thể xây dựng, khám phá cách thức hoạt động của hệ thống cơ bản này vẫn đem lại nhiều giá trị: bạn sẽ nhanh chóng tìm ra được những dấu hiệu cho những hướng đi hứa hẹn nhất để đầu tư thời gian. Trong những chương tiếp theo sẽ chỉ cho bạn cách tìm thấy những dấu hiệu này.



CHÚ THÍCH:

[5] This advice is meant for readers wanting to build AI applications, rather than those whose goal is to publish academic papers. I will later return to the topic of doing research.

Lời khuyên này dành cho những độc giả có mong muốn xây dựng các ứng dụng AI, hơn là những người có mục tiêu là xuất bản những bài báo học thuật. Tôi sẽ quay trở lại với chủ đề nghiên cứu này sau.

14. Error analysis: Look at dev set examples to evaluate ideas

14. Phân tích lỗi: đánh giá ý tưởng dựa trên tập phát triển



When you play with your cat app, you notice several examples where it mistakes dogs for cats. Some dogs do look like cats!

Khi kiểm thử ứng dụng nhận dạng mèo, bạn thấy rằng một số bức ảnh chó bị nhận nhầm. Nhìn chúng tương đối giống mèo!

A team member proposes incorporating 3rd party software that will make the system do better on dog images. These changes will take a month, and the team member is enthusiastic. Should you ask them to go ahead?

Một thành viên trong nhóm đề xuất tích hợp phần mềm của bên thứ ba nhằm giúp hệ thống phân biệt tốt hơn các bức ảnh chó. Có thể mất một tháng để hoàn thành quá trình tích hợp và người đề xuất rất hào hứng. Liệu bạn có nên yêu cầu thành viên đó bắt đầu công việc?

Before investing a month on this task, I recommend that you first estimate how much it will actually improve the system's accuracy. Then you can more rationally decide if this is worth the month of development time, or if you're better off using that time on other tasks.

Trước khi đầu tư cả một tháng, bạn nên ước lượng việc này có thể cải thiện độ chính xác của hệ thống tới mức nào. Từ đó, bạn sẽ có thể quyết định xem có đáng bỏ ra chừng đó thời gian vào việc phát triển hay là dành nó cho những việc khác.

In detail, here's what you can do:

Cụ thể, bạn có thể làm theo các bước sau:

1. Gather a sample of 100 dev set examples that your system misclassified. I.e., examples that your system made an error on.
1. Thu thập 100 mẫu trong tập phát triển mà ứng dụng của bạn phân loại nhầm — không phải mèo nhưng được phân loại là mèo và ngược lại.
2. Look at these examples manually, and count what fraction of them are dog images.
2. Nhìn vào những mẫu trên và đếm xem bao nhiêu trong số đó là ảnh chó.

The process of looking at misclassified examples is called **error analysis**. In this example, if you find that only 5% of the misclassified images are dogs, then no matter how much you improve your algorithm's performance on dog images, you won't get rid of more than 5% of your errors. In other words, 5% is a "ceiling" (meaning maximum possible amount) for how much the proposed project could help. Thus, if your overall system is currently 90% accurate (10% error), this improvement is likely to result in at best 90.5% accuracy (or 9.5% error, which is 5% less error than the original 10% error).

Quá trình nhìn vào những mẫu bị phân loại nhầm được gọi là **phân tích lỗi**. Trong ví dụ này, nếu bạn nhận thấy rằng chỉ 5% lỗi là chó nhầm thành mèo thì cho dù cải thiện thuật toán theo hướng tích hợp phần mềm nhận dạng chó vào ứng dụng, bạn không thể loại bỏ quá 5% số ảnh bị nhận dạng sai. Nói cách khác, 5% là "cận trên" (số lượng tối đa có thể đạt được) cho mức độ cải thiện mà hướng đi trên có thể giúp cho hệ thống. Nếu như độ chính xác ban đầu của ứng dụng là 90% (10% lỗi), việc cải thiện chỉ làm cho hệ thống của bạn đạt được độ chính xác mới là 90,5% (9,5% lỗi, ít hơn 5% so với số lượng lỗi ban đầu).

In contrast, if you find that 50% of the mistakes are dogs, then you can be more confident that the proposed project will have a big impact. It could boost accuracy from 90% to 95% (a 50% relative reduction in error, from 10% down to 5%).

Ngược lại, nếu bạn nhận thấy rằng 50% lỗi là do chó bị nhầm thành mèo thì bạn có thể tự tin rằng phương án được đề xuất sẽ có tác động lớn. Nó có thể cải thiện đáng kể độ chính xác của hệ thống từ 90% lên 95% (giảm 50% tổng số lỗi, từ 10% xuống 5%).

This simple counting procedure of error analysis gives you a quick way to estimate the possible value of incorporating the 3rd party

software for dog images. It provides a quantitative basis on which to decide whether to make this investment.

Cách phân tích lỗi đơn giản ở trên giúp bạn ước lượng nhanh hiệu quả của việc tích hợp phần mềm nhận dạng chó của bên thứ ba vào hệ thống nhận dạng mèo. Đây cũng là cơ sở định lượng để bạn lựa chọn xem có nên đi theo hướng này hay không.

Error analysis can often help you figure out how promising different directions are. I've seen many engineers reluctant to carry out error analysis. It often feels more exciting to just jump in and implement some idea, rather than question if the idea is worth the time investment. This is a common mistake: It might result in your team spending a month only to realize afterward that it resulted in little benefit.

Việc **phân tích lỗi** thường giúp bạn nhìn thấy được triển vọng của những hướng giải quyết khác nhau. Tôi thấy nhiều kỹ sư tiến hành phân tích lỗi một cách miễn cưỡng. Dường như đối với họ ngay lập tức thực hiện một số ý tưởng sẽ thú vị hơn là tự hỏi xem ý tưởng đó có thật sự đáng để bạn bỏ thời gian thực hiện. Đây là một lỗi phổ biến: nó có thể gây lãng phí hàng tháng chỉ để nhận ra rằng sự cải thiện là không đáng kể.

Manually examining 100 examples does not take long. Even if you take one minute per image, you'd be done in under two hours. These two hours could save you a month of wasted effort.

Quan sát 100 mẫu để phân tích lỗi không tốn nhiều thời gian. Kể cả khi bạn bỏ ra một phút để kiểm tra từng ảnh, thời gian tổng cộng vẫn nhỏ hơn hai giờ. Nếu như ý tưởng kia không tốt, bỏ ra hai giờ phân tích lỗi này có thể giúp bạn tiết kiệm được một tháng.

Error Analysis refers to the process of examining dev set examples that your algorithm misclassified, so that you can understand the underlying causes of the errors. This can help you prioritize projects—as in this example—and inspire new directions, which we will discuss next. The next few chapters will also present best practices for carrying out error analyses.

Việc phân tích lỗi là quá trình kiểm tra các mẫu trong tập phát triển bị phân loại nhầm, từ đó bạn có thể hiểu được nguyên nhân. Hiểu rõ nguyên nhân tạo ra lỗi sẽ giúp bạn nhìn ra những hướng giải quyết mới mà chúng ta sẽ thảo luận ở phần sau. Một số chương tiếp theo sẽ trình bày những "best practices" được dùng để phân tích lỗi.

15. Evaluating multiple ideas in parallel during error analysis

15. Đánh giá song song các ý tưởng trong quá trình phân tích lỗi

Your team has several ideas for improving the cat detector:

Nhóm của bạn có một số ý tưởng cải thiện bộ phát hiện mèo:

- Fix the problem of your algorithm recognizing dogs as cats.
- Sửa lỗi nhận dạng chó thành mèo trong thuật toán.
- Fix the problem of your algorithm recognizing great cats (lions, panthers, etc.) as house cats (pets).
- Sửa lỗi nhận dạng thú họ mèo (sư tử, báo, v.v) thành mèo nhà (thú nuôi).
- Improve the system's performance on blurry images.
- Cải thiện chất lượng của hệ thống trên ảnh mờ.
- ...

You can efficiently evaluate all of these ideas in parallel. I usually create a spreadsheet and fill it out while looking through ~100 misclassified dev set images. I also jot down comments that might help me remember specific examples. To illustrate this process, let's look at a spreadsheet you might produce with a small dev set of four examples:

Bạn có thể đánh giá song song tất cả các ý kiến trên một cách hiệu quả. Tôi thường tạo một bảng và điền vào đó khi phân tích ~100 ảnh phân loại nhầm trong tập phát triển. Tôi cũng ghi chú ngắn gọn để ghi nhớ những trường hợp đặc biệt. Để minh họa cho quá trình này, bạn có thể tham khảo bảng được tạo ra từ một tập phát triển nhỏ với bốn mẫu dưới đây:

Ảnh	Chó	Thú Họ Mèo	Ảnh Mờ	Ghi chú
1	✓			Chó pitbull có màu lạ
2			✓	
3		✓	✓	Ảnh sư tử chụp ở sở thú trong một ngày mưa
4		✓		Một con báo bị khuất sau cây
Tổng %	25%	50%	50%	

Image #3 above has both the Great Cat and the Blurry columns checked. Furthermore, because it is possible for one example to be associated with multiple categories, the percentages at the bottom may not add up to 100%.

Ảnh #3 ở trên có cả hai cột Thú Họ Mèo và Ảnh Mờ được đánh dấu.Thêm vào đó, bởi vì một mẫu có thể nằm ở nhiều hạng mục, tổng phần trăm của hàng cuối có thể không đạt 100%.

Although you may first formulate the categories (Dog, Great cat, Blurry) then categorize the examples by hand, in practice, once you start looking through examples, you will probably be inspired to propose new error categories. For example, say you go through a dozen images and realize a lot of mistakes occur with Instagram-filtered pictures. You can go back and add a new "Instagram" column to the spreadsheet. Manually looking at examples that the algorithm misclassified and asking how/whether you as a human could have labeled the picture correctly will often inspire you to come up with new categories of errors and solutions.

Mặc dù bạn có thể tạo từ trước các hạng mục (Chó, Thú Họ Mèo, Ảnh Mờ) và sau đó phân loại các mẫu thủ công, trong quá trình phân tích mẫu, bạn có thể nảy ra những ý tưởng về các hạng mục mới. Ví dụ: bạn phân loại hàng chục bức ảnh và nhận ra nhiều lỗi xảy ra ở những tấm ảnh chỉnh bởi bộ lọc Instagram. Bạn có thể quay lại và thêm cột "Instagram" vào bảng. Bằng cách nhìn vào từng mẫu mà thuật toán phân loại nhầm và đặt câu hỏi làm thế nào/liệu rằng con người có thể nhận dạng mẫu này một cách chính xác, nhiều khả năng là bạn sẽ tìm được các hạng mục lỗi và giải pháp mới.

The most helpful error categories will be ones that you have an idea for improving. For example, the Instagram category will be most helpful to add if you have an idea to "undo" Instagram filters and recover the original image. But you don't have to restrict yourself only to error categories you know how to improve; the goal of this process is to build your intuition about the most promising areas to focus on.

Những hạng mục lỗi hữu ích nhất sẽ là những lỗi mà bạn có thể khắc phục. Ví dụ, hạng mục Instagram sẽ là hữu ích nhất để thêm vào nếu

bạn biết cách "đảo ngược" bộ lọc Instagram và phục hồi ảnh gốc. Tuy nhiên bạn không nhất thiết phải giới hạn bản thân chỉ với những hạng mục mà bạn biết cách cải thiện; mục tiêu của quá trình này là xây dựng một góc nhìn rõ hơn về những đặc trưng tiềm năng mà bạn nên tập trung vào.

Error analysis is an iterative process. Don't worry if you start off with no categories in mind. After looking at a couple of images, you might come up with a few ideas for error categories. After manually categorizing some images, you might think of new categories and re-examine the images in light of the new categories, and so on.

Phân tích lỗi là một quá trình lặp đi lặp lại. Đừng lo nếu bạn bắt đầu mà vẫn chưa nghĩ được hạng mục nào. Bạn sẽ có thêm ý tưởng về các hạng mục lỗi mới sau khi phân tích một vài tấm ảnh. Sau khi phân loại thủ công một số hình ảnh, bạn có thể nghĩ ra các hạng mục mới và đổi chiều lại các mẫu ảnh theo hạng mục mới đó.

Suppose you finish carrying out error analysis on 100 misclassified dev set examples and get the following:

Giả sử bạn hoàn thành việc phân tích lỗi 100 mẫu bị phân loại nhầm trên tập phát triển và có được kết quả như sau:

Ảnh	Chó	Thú Họ Mèo	Ảnh Mờ	Ghi chú
1	✓			Chó pitbull có màu lạ
2			✓	
3		✓	✓	Ảnh sư tử chụp ở sở thú trong một ngày mưa
4		✓		Một con báo bị khuất sau cây
...
Tổng %	8%	43%	61%	

You now know that working on a project to address the Dog mistakes can eliminate 8% of the errors at most. Working on Great Cat or Blurry image errors could help eliminate more errors. Therefore, you might pick one of the two latter categories to focus on. If your team has enough people to pursue multiple directions in parallel, you can also ask some engineers to work on Great Cats and others to work on Blurry images.

Bạn thấy rằng việc khắc phục lỗi phân loại nhầm trên hạng mục Chó có thể loại bỏ tối đa 8% lỗi. Khắc phục các lỗi trên hạng mục Thú Họ Mèo và Ảnh Mờ có thể loại bỏ được nhiều lỗi hơn. Vì vậy bạn có thể chọn một trong hai hạng mục trên để tập trung vào. Nếu nhóm của bạn có đủ nhân lực để khắc phục nhiều hạng mục lỗi song song, bạn có thể phân công một số kỹ sư khắc phục lỗi trên hạng mục Thú Họ Mèo, những người còn lại khắc phục lỗi trên hạng mục Ảnh Mờ.

Error analysis does not produce a rigid mathematical formula that tells you what the highest priority task should be. You also have to take into account how much progress you expect to make on different categories and the amount of work needed to tackle each one.

Phân tích lỗi không tạo ra một công thức toán học cứng nhắc cho bạn biết hạng mục nào có độ ưu tiên cao nhất. Bạn cũng cần đánh giá khả năng cải thiện có thể đạt được trên các hạng mục cũng như khối lượng công việc cần thiết để giải quyết từng hạng mục đó.

16. Cleaning up mislabeled dev and test set examples

16. Dọn dẹp những mẫu bị gán nhãn nhầm trong tập phát triển và tập kiểm tra

During error analysis, you might notice that some examples in your dev set are mislabeled. When I say "mislabeled" here, I mean that the pictures were already mislabeled by a human labeler even before the algorithm encountered it. I.e., the class label in an example (x,y) has an incorrect value for y . For example, perhaps some pictures that are not cats are mislabeled as containing a cat, and vice versa. If you suspect the fraction of mislabeled images is significant, add a category to keep track of the fraction of examples mislabeled:

Trong quá trình phân tích lỗi, bạn có thể nhận thấy rằng một vài mẫu trong trong tập phát triển bị gán nhãn nhầm. Khi nói "bị gán nhãn nhầm", ý tôi là những tấm ảnh đã bị gán nhãn nhầm bởi người dán nhãn trước cả khi chạy thuật toán. Hay nói cách khác, nhãn lớp của một mẫu (x,y) có giá trị y sai. Ví dụ, có thể một số ảnh không chứa mèo bị gán nhãn nhầm thành có mèo và ngược lại. Nếu bạn nghi ngờ rằng tỷ lệ những ảnh bị gán nhãn nhầm là đáng kể, hãy thêm một hạng mục để theo dõi tỷ lệ các mẫu bị gán nhãn nhầm:

Ảnh	Chó	Thú họ mèo	Ảnh mờ	Dán nhãn sai	Ghi chú
...					
98				✓	Người dán nhãn đã bỏ qua con mèo ở phần nền
99		✓			
100				✓	Bức vẽ của con mèo, không phải con mèo thật
Tổng %	8%	43%	61%	6%	

Should you correct the labels in your dev set? Remember that the goal of the dev set is to help you quickly evaluate algorithms so that you can tell if Algorithm A or B is better. If the fraction of the dev set that is mislabeled impedes your ability to make these judgments, then it is worth spending time to fix the mislabeled dev set labels.

Vậy bạn có nên sửa lại những nhãn sai trong tập phát triển không? Hãy nhớ rằng mục tiêu của tập phát triển là giúp bạn nhanh chóng đánh giá các thuật toán nhờ đó bạn có thể biết liệu Thuật toán A hay Thuật toán B là tốt hơn. Nếu tỷ lệ bị gán nhãn nhầm trong tập phát triển cản trở khả năng ra những quyết định này của bạn, thì sẽ đáng để bỏ thời gian ra để sửa lại những nhãn bị gán nhầm của tập phát triển.

For example, suppose your classifier's performance is:

Để ví dụ, giả sử chất lượng bộ phân loại của bạn là:

- Overall accuracy on dev set..... 90% (10% overall error.)
- Độ chính xác tổng thể trên tập phát triển..... 90% (10% lỗi tổng thể.)
- Errors due to mislabeled examples..... 0.6% (6% of dev set errors.)
- Những lỗi gây ra bởi các mẫu bị gán nhãn nhầm..... 0.6% (6% các lỗi trong tập phát triển.)
 - Errors due to other causes..... 9.4% (94% of dev set errors)
 - Những lỗi do các nguyên nhân khác..... 9,4% (94% các lỗi trong tập phát triển)

Here, the 0.6% inaccuracy due to mislabeling might not be significant enough relative to the 9.4% of errors you could be improving. There is no harm in manually fixing the mislabeled images in the dev set, but it is not crucial to do so: It might be fine not knowing whether your system has 10% or 9.4% overall error.

Ở đây, tỷ lệ 0,6% sai do gán nhầm nhãn có thể không quá đáng kể so với tỷ lệ 9,4% các lỗi mà bạn có thể cải thiện. Không có một tác hại nào trong việc sửa thủ công những ảnh bị gán nhãn nhầm trong tập phát triển cả, nhưng nó không quá quan trọng để làm vậy: Việc bạn không biết liệu hệ thống của mình có 10% hay 9,4% lỗi chung là có thể chấp nhận được.

Suppose you keep improving the cat classifier and reach the following performance:

Giả sử bạn tiếp tục cải thiện bộ nhận dạng mèo và đạt chất lượng:

- Overall accuracy on dev set..... 98.0% (2.0% overall error.)
- Độ chính xác tổng thể trên tập phát triển..... 98,0% (2.0% lỗi tổng thể.)

- Errors due to mislabeled examples..... 0.6%. (30% of dev set errors.)
- Những lỗi gây ra do các mẫu bị gán nhãn nhầm..... 0,6%. (30% các lỗi trong tập phát triển.)
 - Errors due to other causes..... 1.4% (70% of dev set errors)
- Những lỗi do các nguyên nhân khác..... 1,4% (70% các lỗi trong tập phát triển)

30% of your errors are due to the mislabeled dev set images, adding significant error to your estimates of accuracy. It is now worthwhile to improve the quality of the labels in the dev set. Tackling the mislabeled examples will help you figure out if a classifier's error is closer to 1.4% or 2%—a significant relative difference.

30% lỗi của bạn đến từ những ảnh bị gán nhãn nhầm trong tập phát triển, việc này thêm một lượng đáng kể lỗi vào các đánh giá độ chính xác của bạn. Trong trường hợp này, cải thiện chất lượng của các nhãn trong tập phát triển là một việc đáng làm. Xử lý những mẫu bị gán nhãn nhầm sẽ giúp bạn biết được lỗi của bộ phân loại gần với 1,4% hay 2% -- một sự khác biệt đáng kể.

It is not uncommon to start off tolerating some mislabeled dev/test set examples, only later to change your mind as your system improves so that the fraction of mislabeled examples grows relative to the total set of errors.

Thông thường, trong giai đoạn đầu, bỏ qua một vài nhãn sai trong tập phát triển/kiểm tra là chấp nhận được. Khi hệ thống được cải thiện, số mẫu bị gán nhãn sai dần chiếm tỷ lệ tương đối lớn trong tập lỗi, lúc này ta mới tiến hành sửa lại các nhãn đó.

The last chapter explained how you can improve error categories such as Dog, Great Cat and Blurry through algorithmic improvements. You have learned in this chapter that you can work on the Mislabeled category as well—through improving the data's labels.

Chương trước đã hướng dẫn cách bạn có thể cải thiện các hạng mục lỗi như Chó, Thú Họ Mèo và Ảnh Mờ qua những cải tiến về thuật toán. Bạn đã học trong chương này rằng bạn cũng có thể xử lý thêm hạng mục Bị Gán Nhãn Sai nữa -- thông qua cải thiện các nhãn của dữ liệu.

Whatever process you apply to fixing dev set labels, remember to apply it to the test set labels too so that your dev and test sets continue to be drawn from the same distribution. Fixing your dev and test sets together would prevent the problem we discussed in Chapter 6, where your team optimizes for dev set performance only to realize later that they are being judged on a different criterion based on a different test set.

Bất kể quy trình bạn áp dụng để sửa các nhãn trong tập huấn luyện là gì, hãy nhớ áp dụng cùng một quy trình cho các nhãn của tập kiểm tra, để đảm bảo tập phát triển và kiểm tra vẫn được lấy ra từ cùng một phân phối. Chính sửa các tập phát triển và kiểm tra cùng nhau sẽ giúp tránh được những vấn đề chúng ta đã bàn trong Chương 6, khi nhóm của bạn tối ưu chất lượng cho tập phát triển để rồi phát hiện ra sau đó là chúng đang được đánh giá dựa trên một tiêu chuẩn khác dựa trên một tập kiểm tra khác.

If you decide to improve the label quality, consider double-checking both the labels of examples that your system misclassified as well as labels of examples it correctly classified. It is possible that both the original label and your learning algorithm were wrong on an example. If you fix only the labels of examples that your system had misclassified, you might introduce bias into your evaluation. If you have 1,000 dev set examples, and if your classifier has 98.0% accuracy, it is easier to examine the 20 examples it misclassified than to examine all 980 examples classified correctly. Because it is easier in practice to check only the misclassified examples, bias does creep into some dev sets. This bias is acceptable if you are interested only in developing a product or application, but it would be a problem if you plan to use the result in an academic research paper or need a completely unbiased measure of test set accuracy.

Nếu bạn quyết định cải thiện chất lượng nhãn, hãy xem xét việc kiểm tra kỹ các nhãn của những mẫu mà hệ thống của bạn đã phân loại nhầm cũng như các nhãn của những mẫu mà nó đã phân loại chính xác. Rất có thể là cả nhãn gốc và thuật toán học máy của bạn đều đã sai trên một mẫu. Nếu bạn chỉ sửa những nhãn của mẫu mà hệ thống đã phân loại nhầm, bạn có thể đã gây ra thiên lệch trong đánh giá. Nếu bạn có 1.000 mẫu trong tập phát triển, và nếu bộ phân loại của bạn có 98,0% độ chính xác, sẽ dễ hơn khi kiểm tra 20 mẫu đã bị phân loại nhầm hơn là cả 980 mẫu được phân loại chính xác. Bởi vì trên thực tế, sẽ dễ hơn khi chỉ kiểm tra những mẫu bị phân loại nhầm, do đó sự thiên lệch sẽ lén vào một vài tập phát triển. Sự thiên lệch này là chấp nhận được nếu bạn chỉ quan tâm vào việc phát triển một sản phẩm hay một ứng dụng, nhưng nó sẽ là một vấn đề nếu bạn định sử dụng kết quả trong một bài báo nghiên cứu khoa học hay cần một phép đo hoàn toàn không thiên lệch cho độ chính xác của tập kiểm tra.

17. If you have a large dev set, split it into two subsets, only one of which you look at

17. Nếu bạn có một tập phát triển lớn, chia nó thành hai tập con và chỉ phân tích trên một tập

Suppose you have a large dev set of 5,000 examples in which you have a 20% error rate. Thus, your algorithm is misclassifying ~1,000 dev images. It takes a long time to manually examine 1,000 images, so we might decide not to use all of them in the error analysis.

Giả sử bạn có một tập phát triển lớn gồm 5000 mẫu, với tỉ lệ lỗi là 20%. Ở đây, thuật toán của bạn đang phân loại nhầm khoảng 1000 mẫu ảnh của tập phát triển. Sẽ rất lâu để phân tích thủ công 1000 ảnh này, vì vậy, chúng ta có thể quyết định không sử dụng tất cả 1000 ảnh đó trong phân tích lỗi.

In this case, I would explicitly split the dev set into two subsets, one of which you look at, and one of which you don't. You will more rapidly overfit the portion that you are manually looking at. You can use the portion you are not manually looking at to tune parameters.

Trong trường hợp này, tôi sẽ chia tập phát triển thành hai tập con riêng biệt: một tập sẽ được phân tích thủ công (bằng cách nhìn vào từng mẫu), tập còn lại thì không. Thuật toán sẽ overfit phần được phân tích thủ công nhanh hơn. Phần còn lại có thể được sử dụng để điều chỉnh tham số.



Let's continue our example above, in which the algorithm is misclassifying 1,000 out of 5,000 dev set examples. Suppose we want to manually examine about 100 errors for error analysis (10% of the errors). You should randomly select 10% of the dev set and place that into what we'll call an **Eyeball dev set** to remind ourselves that we are looking at it with our eyes. (For a project on speech recognition, in which you would be listening to audio clips, perhaps you would call this set an Ear dev set instead). The Eyeball dev set therefore has 500 examples, of which we would expect our algorithm to misclassify about 100.

Hãy cùng tiếp tục với ví dụ ở trên: ví dụ thuật toán đang phân loại nhầm 1000 mẫu trên tổng số 5000 mẫu trong tập phát triển. Giả sử chúng ta muốn kiểm tra một cách thủ công 100 mẫu bị phân loại nhầm để phân tích lỗi (10% tổng số lỗi). Bạn nên chọn ra 10% mẫu trong tập phát triển một cách ngẫu nhiên và đặt nó vào trong một tập mà chúng ta sẽ gọi là **tập phát triển Eyeball** để tự nhắc chúng ta rằng chúng ta sẽ trực tiếp nhìn vào bằng mắt. (Đối với những dự án nhận diện giọng nói mà bạn phải nghe các clip audio, có lẽ bạn sẽ gọi tập này là tập phát triển Ear). Tập phát triển Eyeball chứa 500 mẫu, trong đó chúng ta kỳ vọng thuật toán sẽ phân loại nhầm khoảng 100 mẫu.

The second subset of the dev set, called the **Blackbox dev set**, will have the remaining 4500 examples. You can use the Blackbox dev set to evaluate classifiers automatically by measuring their error rates. You can also use it to select among algorithms or tune hyperparameters. However, you should avoid looking at it with your eyes. We use the term "Blackbox" because we will only use this subset of the data to obtain "Blackbox" evaluations of classifiers.

Tập con thứ hai của tập phát triển, được gọi là **tập phát triển Blackbox**, sẽ chứa 4500 mẫu còn lại. Bạn có thể sử dụng tập phát triển Blackbox để đánh giá các bộ phân loại một cách tự động bằng cách đo tỉ lệ lỗi của chúng. Bạn cũng có thể sử dụng tập này để lựa chọn giữa các thuật toán hoặc điều chỉnh các siêu tham số. Tuy nhiên, bạn nên tránh trực tiếp phân tích thủ công trên tập này. Chúng ta sử dụng thuật ngữ "Blackbox" vì chúng ta chỉ sử dụng tập con này để thu về những đánh giá "Blackbox" của các bộ phân loại.



Why do we explicitly separate the dev set into Eyeball and Blackbox dev sets? Since you will gain intuition about the examples in the Eyeball dev set, you will start to overfit the Eyeball dev set faster. If you see the performance on the Eyeball dev set improving much more rapidly than the performance on the Blackbox dev set, you have overfit the Eyeball dev set. In this case, you might need to discard it and find a new Eyeball dev set by moving more examples from the Blackbox dev set into the Eyeball dev set or by acquiring new labeled data.

Tại sao chúng ta lại chia tập phát triển một cách riêng biệt thành tập phát triển Eyeball và tập phát triển Blackbox? Bởi vì bạn sẽ hiểu rõ hơn về các mẫu trong tập phát triển Eyeball, bạn sẽ bắt đầu overfit tập phát triển đó nhanh hơn. Nếu bạn thấy chất lượng của mô hình trên tập phát triển Eyeball đang tăng nhanh hơn nhiều so với trên tập phát triển Blackbox, bạn đã overfit tập phát triển Eyeball. Trong trường hợp này, bạn có thể phải loại bỏ tập Eyeball đi, tìm một tập Eyeball khác thay thế bằng cách chuyển các mẫu từ tập phát triển Blackbox thành tập phát triển Eyeball mới, hoặc thu thập những mẫu có nhãn mới.

Explicitly splitting your dev set into Eyeball and Blackbox dev sets allows you to tell when your manual error analysis process is causing you to overfit the Eyeball portion of your data.

Việc phân chia tập phát triển thành hai tập riêng biệt -- tập phát triển Eyeball và tập phát triển Blackbox -- cho bạn biết khi nào việc phân tích lỗi thủ công đang khiến bạn overfit tập Eyeball.

18. How big should the Eyeball and Blackbox dev sets be?

18. Tập phát triển Eyeball và Blackbox nên lớn như thế nào?



Your Eyeball dev set should be large enough to give you a sense of your algorithm's major error categories. If you are working on a task that humans do well (such as recognizing cats in images), here are some rough guidelines:

Tập phát triển Eyeball phải đủ lớn để giúp bạn có cái nhìn về các hạng mục lỗi chính của thuật toán. Nếu bạn đang làm một tác vụ mà con người làm tốt (chẳng hạn như nhận diện mèo trong các ảnh), dưới đây là một vài hướng dẫn sơ bộ.

- An eyeball dev set in which your classifier makes 10 mistakes would be considered very small. With just 10 errors, it's hard to accurately estimate the impact of different error categories. But if you have very little data and cannot afford to put more into the Eyeball dev set, it's better than nothing and will help with project prioritization.
- Một tập phát triển Eyeball ở đó các bộ phân loại tạo ra 10 lỗi có thể được coi là rất nhỏ. Với chỉ 10 lỗi, rất khó để ước lượng chuẩn xác ảnh hưởng của những hạng mục lỗi khác nhau. Nhưng nếu bạn có rất ít dữ liệu và không thể tăng số mẫu trong tập phát triển Eyeball, việc này vẫn tốt hơn so với không có gì và sẽ giúp ích đối với việc sắp xếp ưu tiên của dự án.
- If your classifier makes ~20 mistakes on eyeball dev examples, you would start to get a rough sense of the major error sources.
- Nếu bộ phân loại tạo ra khoảng 20 lỗi trong tập phát triển Eyeball, bạn sẽ bắt đầu cảm nhận được sơ bộ về các nguồn lỗi chính.
 - With ~50 mistakes, you would get a good sense of the major error sources.
- Với khoảng 50 lỗi, bạn sẽ có cảm nhận tốt về các nguồn lỗi chính.
 - With ~100 mistakes, you would get a very good sense of the major sources of errors. I've seen people manually analyze even more errors—sometimes as many as 500. There is no harm in this as long as you have enough data.
- Với khoảng 100 lỗi, bạn sẽ cảm nhận được rất tốt các nguồn lỗi chính. Tôi đã chứng kiến nhiều người phân tích thủ công nhiều lỗi hơn, đôi khi tới 500 lỗi. Điều đó không gây hại miễn là bạn có đủ dữ liệu.

Say your classifier has a 5% error rate. To make sure you have ~100 misclassified examples in the Eyeball dev set, the Eyeball dev set would have to have about 2,000 examples (since $0.05 * 2,000 = 100$). The lower your classifier's error rate, the larger your Eyeball dev set needs to be in order to get a large enough set of errors to analyze.

Giả sử bộ phân loại của bạn có tỷ lệ lỗi 5%. Để đảm bảo bạn có khoảng 100 mẫu bị phân loại sai trong tập phát triển Eyeball, tập phát triển Eyeball sẽ phải có khoảng 2.000 mẫu (bởi vì $0.05 * 2.000 = 100$). Tỷ lệ lỗi do bộ phân loại gây ra càng thấp, tập phát triển Eyeball càng phải lớn để có được một tập lỗi đủ lớn cho phân tích.

If you are working on a task that even humans cannot do well, then the exercise of examining an Eyeball dev set will not be as helpful because it is harder to figure out why the algorithm didn't classify an example correctly. In this case, you might omit having an Eyeball dev set. We discuss guidelines for such problems in a later chapter.

Nếu bạn đang làm việc trong một tác vụ mà ngay cả con người cũng không thể làm tốt, thì việc kiểm tra tập phát triển Eyeball sẽ không hữu ích như trong trường hợp trên vì khó hình dung tại sao thuật toán không phân loại mẫu một cách chính xác. Trong trường hợp này, bạn có thể bỏ qua việc thiết lập tập phát triển Eyeball. Chúng ta thảo luận hướng dẫn cho những vấn đề này trong một chương sau.



How about the Blackbox dev set? We previously said that dev sets of around 1,000-10,000 examples are common. To refine that statement, a Blackbox dev set of 1,000-10,000 examples will often give you enough data to tune hyperparameters and select among models, though there is little harm in having even more data. A Blackbox dev set of 100 would be small but still useful.

Tập phát triển Blackbox thì sao? Trước đây chúng ta đã khẳng định rằng các tập phát triển khoảng 1.000-10.000 mẫu là khá phổ biến. Để củng cố nhận định đó, một tập phát triển Blackbox gồm 1.000-10.000 mẫu thường cung cấp đủ dữ liệu để tinh chỉnh siêu tham số và lựa chọn giữa các mô hình, mặc dù có ít bất lợi khi có nhiều dữ liệu hơn. Một tập phát triển Blackbox với 100 mẫu sẽ nhỏ nhưng vẫn hữu ích.

If you have a small dev set, then you might not have enough data to split into Eyeball and Blackbox dev sets that are both large enough to serve their purposes. Instead, your entire dev set might have to be used as the Eyeball dev set—i.e., you would manually examine all the dev set data.

Nếu bạn có một tập phát triển nhỏ thì bạn có thể không đủ dữ liệu để phân chia thành tập phát triển Eyeball và tập phát triển Blackbox đủ lớn để đáp ứng mục đích sử dụng của chúng. Thay vào đó, toàn bộ tập phát triển của bạn có thể phải được sử dụng như là tập phát triển Eyeball, tức là bạn sẽ kiểm tra thủ công toàn bộ tập phát triển.

Between the Eyeball and Blackbox dev sets, I consider the Eyeball dev set more important (assuming that you are working on a problem that humans can solve well and that examining the examples helps you gain insight). If you only have an Eyeball dev set, you can perform error analyses, model selection and hyperparameter tuning all on that set. The downside of having only an Eyeball dev set is that the risk of overfitting the dev set is greater.

Giữa tập phát triển Eyeball và tập phát triển Blackbox, tôi cho rằng tập phát triển Eyeball quan trọng hơn (giả định bạn đang giải quyết một vấn đề mà con người có thể giải quyết tốt và việc kiểm tra mẫu giúp bạn hiểu rõ hơn). Nếu bạn chỉ có một tập phát triển Eyeball, bạn có thể thực hiện phân tích lỗi, lựa chọn mô hình và tinh chỉnh siêu tham số, tất cả trên tập dữ liệu này. Nhược điểm của việc chỉ có một tập phát triển Eyeball là nguy cơ overfitting trên tập phát triển là lớn hơn.

If you have plentiful access to data, then the size of the Eyeball dev set would be determined mainly by how many examples you have time to manually analyze. For example, I've rarely seen anyone manually analyze more than 1,000 errors.

Nếu bạn có quyền truy cập vào nhiều dữ liệu thì kích thước của tập phát triển Eyeball sẽ chủ yếu dựa trên bao nhiêu mẫu mà bạn có thời gian để phân tích thủ công. Ví dụ, tôi hiếm khi thấy ai phân tích thủ công hơn 1.000 lỗi.

19. Takeaways: Basic error analysis

19. Điều cần nhớ: Phân tích lỗi cơ bản

- When you start a new project, especially if it is in an area in which you are not an expert, it is hard to correctly guess the most promising directions.
- Khi bạn bắt đầu một dự án mới, đặc biệt nếu bạn không phải là chuyên gia trong lĩnh vực đó, sẽ rất khó để đoán chính xác những hướng giải quyết triển vọng nhất.
- So don't start off trying to design and build the perfect system. Instead build and train a basic system as quickly as possible -- perhaps in a few days. Then use error analysis to help you identify the most promising directions and iteratively improve your algorithm from there.
- Vì vậy đừng cố bắt đầu với việc thiết kế và xây dựng một hệ thống hoàn hảo. Thay vào đó, hãy xây dựng và huấn luyện một hệ thống cơ bản một cách nhanh nhất có thể -- thậm chí chỉ trong một vài ngày. Sau đó, sử dụng phân tích lỗi để xác định những hướng đi triển vọng và từ đó lặp đi lặp lại việc cải thiện thuật toán của bạn.
- Carry out error analysis by manually examining ~100 dev set examples the algorithm misclassifies and counting the major categories of errors. Use this information to prioritize what types of errors to work on fixing.
- Thực hiện phân tích lỗi bằng cách kiểm tra thủ công khoảng 100 mẫu trong tập phát triển mà thuật toán phân loại sai và điểm qua những hạng mục lỗi chính. Sử dụng thông tin này để sắp xếp thứ tự ưu tiên các loại lỗi cần khắc phục.
 - Consider splitting the dev set into an Eyeball dev set, which you will manually examine, and a Blackbox dev set, which you will not manually examine. If performance on the Eyeball dev set is much better than the Blackbox dev set, you have overfit the Eyeball dev set and should consider acquiring more data for it.
 - Xem xét việc tách tập phát triển thành một tập phát triển Eyeball cho việc kiểm tra thủ công, và một tập phát triển Blackbox mà bạn sẽ không kiểm tra thủ công. Nếu chất lượng trên tập phát triển Eyeball tốt hơn rất nhiều so với trên tập phát triển Blackbox, bạn đã overfit tập phát triển Eyeball và nên xem xét việc thu thập thêm dữ liệu cho tập này.
 - The Eyeball dev set should be big enough so that your algorithm misclassifies enough examples for you to analyze. A Blackbox dev set of 1,000-10,000 examples is sufficient for many applications.
 - Tập phát triển Eyeball nên đủ lớn để số lượng mẫu mà thuật toán của bạn phân loại sai đủ cho bạn phân tích. Một tập phát triển Blackbox khoảng 1.000-10.000 mẫu là đủ cho rất nhiều những ứng dụng.
 - If your dev set is not big enough to split this way, just use the entire dev set as an Eyeball dev set for manual error analysis, model selection, and hyperparameter tuning.
 - Nếu tập phát triển của bạn không đủ lớn để tách ra theo cách này, hãy lấy toàn bộ tập phát triển làm một tập phát triển Eyeball dành cho việc phân tích lỗi thủ công, chọn mô hình, và điều chỉnh siêu tham số.

Part 3: Bias and Variance

Phần 3: Độ chêch và Phương sai

20. Bias and Variance: The two big sources of error

20. Độ chêch và Phương sai: Hai nguồn lớn của lỗi

Suppose your training, dev and test sets all come from the same distribution. Then you should always try to get more training data, since that can only improve performance, right?

Giả sử khi huấn luyện, tập phát triển và tập kiểm tra có cùng phân phối. Khi đó bạn cần luôn cố gắng thu thập thêm dữ liệu huấn luyện, vì dù sao điều đó cũng chỉ giúp cải thiện chất lượng, đúng không?

Even though having more data can't hurt, unfortunately it doesn't always help as much as you might hope. It could be a waste of time to work on getting more data. So, how do you decide when to add data, and when not to bother?

Mặc dù có thêm dữ liệu không gây ảnh hưởng xấu, thì thật không may, điều này không phải lúc nào cũng mang lại hiệu quả nhiều như mong đợi. Việc thu thập thêm dữ liệu có thể trở nên lãng phí thời gian. Vậy làm thế nào để quyết định khi nào nên hoặc không nên thêm dữ liệu?

There are two major sources of error in machine learning: bias and variance. Understanding them will help you decide whether adding data, as well as other tactics to improve performance, are a good use of time.

Có hai nguồn lỗi chính trong học máy: độ chêch và phương sai. Hiểu được chúng sẽ giúp bạn quyết định liệu việc thêm dữ liệu hay áp dụng các kỹ thuật khác để cải thiện chất lượng của mô hình có đáng để bỏ thời gian ra không.

Suppose you hope to build a cat recognizer that has 5% error. Right now, your training set has an error rate of 15%, and your dev set has an error rate of 16%. In this case, adding training data probably won't help much. You should focus on other changes. Indeed, adding more examples to your training set only makes it harder for your algorithm to do well on the training set. (We explain why in a later chapter.)

Giả sử bạn hy vọng xây dựng được một bộ nhận dạng mèo với 5% lỗi. Hiện tại, tập huấn luyện và tập phát triển có tỉ lệ lỗi lần lượt là 15% và 16%. Trong trường hợp này, việc thêm dữ liệu có thể không giúp được gì nhiều. Bạn nên tập trung vào các thay đổi khác. Chắc chắn rằng việc tăng số mẫu cho tập huấn luyện chỉ khiến quá trình huấn luyện mô hình trên tập này trở nên khó khăn hơn. (Lý do sẽ được giải thích trong chương sau.)

If your error rate on the training set is 15% (or 85% accuracy), but your target is 5% error (95% accuracy), then the first problem to solve is to improve your algorithm's performance on your training set. Your dev/test set performance is usually worse than your training set performance. So if you are getting 85% accuracy on the examples your algorithm has seen, there's no way you're getting 95% accuracy on examples your algorithm hasn't even seen.

Nếu tỉ lệ lỗi trên tập huấn luyện là 15% (tức độ chính xác 85%), nhưng mục tiêu của bạn là 5% lỗi (độ chính xác 95%), thì vấn đề trước tiên cần giải quyết là cải thiện chất lượng thuật toán trên tập huấn luyện. Chất lượng trên tập phát triển/kiểm tra thường thấp hơn trên tập huấn luyện. Bởi vậy, nếu bạn đang có độ chính xác 85% trên các mẫu mà thuật toán từng thấy, thì không thể nào đạt được độ chính xác 95% cho các mẫu mà thuật toán chưa thấy bao giờ.

Suppose as above that your algorithm has 16% error (84% accuracy) on the dev set. We break the 16% error into two components:

- Giả sử như trên rằng thuật toán của bạn có 16% lỗi (độ chính xác 84%) trên tập phát triển. Chúng ta tách 16% lỗi này ra hai thành phần:
- First, the algorithm's error rate on the training set. In this example, it is 15%. We think of this informally as the algorithm's **bias**.
 - Thứ nhất, tỉ lệ lỗi của thuật toán trên tập huấn luyện, là 15% trong ví dụ này. Chúng ta tạm coi giá trị này như **độ chêch** của thuật toán.
 - Second, how much worse the algorithm does on the dev (or test) set than the training set. In this example, it does 1% worse on the dev set than the training set. We think of this informally as the algorithm's **variance** [6]
 - Thứ hai, chất lượng của thuật toán trên tập phát triển (hoặc kiểm tra) kém hơn bao nhiêu so với trên tập huấn luyện. Trong ví dụ này, thuật toán làm việc kém hơn 1% trên tập phát triển so với tập huấn luyện. Chúng ta tạm coi giá trị này như **phương sai** của thuật toán [6].

Some changes to a learning algorithm can address the first component of error -- **bias** -- and improve its performance on the training set. Some changes address the second component -- **variance** -- and help it generalize better from the training set to the dev/test sets [7]. To select the most promising changes, it is incredibly useful to understand which of these two components of error is more pressing to address.

Một số thay đổi trong thuật toán học có thể giải quyết thành phần thứ nhất của lỗi -- **độ chêch** -- và cải thiện chất lượng của nó trên tập huấn luyện. Một số thay đổi giải quyết thành phần thứ hai -- **phương sai** -- và giúp thuật toán tổng quát hóa tốt hơn từ tập huấn luyện tới tập phát

triển/kiểm tra [7]. Việc nắm được thành phần nào trong hai thành phần lỗi trên là đáng giải quyết hơn sẽ rất hữu ích để trong việc chọn ra những thay đổi tiềm năng nhất.

Developing good intuition about Bias and Variance will help you choose effective changes for your algorithm.

Phát triển trực giác tốt về Độ chêch và Phương sai sẽ giúp bạn chọn những thay đổi hữu hiệu cho thuật toán.

[6] The field of statistics has more formal definitions of bias and variance that we won't worry about. Roughly, the bias is the error rate of your algorithm on your training set when you have a very large training set. The variance is how much worse you do on the test set compared to the training set in this setting. When your error metric is mean squared error, you can write down formulas specifying these two quantities, and prove that Total Error = Bias + Variance. But for our purposes of deciding how to make progress on an ML problem, the more informal definition of bias and variance given here will suffice.

[6] Ngành thống kê có những định nghĩa chính thống hơn cho độ chêch và phương sai mà ở đây chúng ta không cần lưu tâm. Đại khái, độ chêch là tỉ lệ lỗi của thuật toán trên tập huấn luyện khi tập này rất lớn. Phương sai là độ giảm chất lượng trên tập kiểm tra so với tập huấn luyện trong thiết lập này. Khi phép đo lỗi là sai số toàn phương trung bình, bạn có thể viết ra công thức tính hai đại lượng này và chứng minh được rằng Tổng Lỗi = Độ Chêch + Phương Sai. Nhưng với mục đích xác định làm thế nào để tạo sự tiến triển trong một bài toán học máy, thì định nghĩa ít chính thống hơn của độ chêch và phương sai như trình bày ở đây là đã đủ.

[7] There are also some methods that can simultaneously reduce bias and variance, by making major changes to the system architecture. But these tend to be harder to identify and implement.

[7] Cũng có một vài phương pháp có thể đồng thời giảm độ chêch và phương sai bằng các thay đổi lớn trong kiến trúc hệ thống. Tuy nhiên, những phương pháp này có xu hướng khó phát hiện và triển khai hơn.

21. Examples of Bias and Variance

21. Những ví dụ về Độ chêch và Phương sai

Consider our cat classification task. An "ideal" classifier (such as a human) might achieve nearly perfect performance in this task.

Hãy xem xét việc phân loại mèo của chúng ta. Một bộ phân loại "lý tưởng" (như con người) có thể đạt được hiệu suất gần như hoàn hảo cho việc này.

Suppose your algorithm performs as follows:

Giả sử thuật toán của bạn đạt được:

- Training error = 1%
- Lỗi huấn luyện = 1%
- Dev error = 11%
- Lỗi phát triển = 11%

What problem does it have? Applying the definitions from the previous chapter, we estimate the bias as 1%, and the variance as 10% (=11%-1%). Thus, it has **high variance**. The classifier has very low training error, but it is failing to generalize to the dev set. This is also called **overfitting**.

Vậy vấn đề gặp phải là gì? Áp dụng các định nghĩa từ những chương trước, chúng ta ước tính độ chêch là 1% và phương sai là 10% (=11%-1%). Do đó, thuật toán có **phương sai cao**. Tuy bộ phân loại có lỗi huấn luyện rất thấp, nhưng nó lại không khái quát hoá được cho tập phát triển. Đây cũng được gọi là **overfitting**.

Now consider this:

Bây giờ hãy xem xét trường hợp sau:

- Training error = 15%
- Lỗi huấn luyện = 15%
- Dev error = 16%
- Lỗi phát triển = 16%

We estimate the bias as 15%, and variance as 1%. This classifier is fitting the training set poorly with 15% error, but its error on the dev set is barely higher than the training error. This classifier therefore has **high bias**, but low variance. We say that this algorithm is **underfitting**.

Chúng ta ước tính độ chêch là 15% và phương sai là 1%. Bộ phân loại này khớp kém với tập huấn luyện với 15% lỗi nhưng lỗi ở tập phát triển chỉ cao hơn một chút so với tập huấn luyện. Do đó, bộ phân loại này có **độ chêch cao** nhưng phương sai thấp. Chúng ta nói thuật toán này đang **underfitting**.

Now consider this:

Bây giờ hãy xem xét trường hợp sau:

- Training error = 15%
- Lỗi huấn luyện = 15%
- Dev error = 30%
- Lỗi phát triển = 30%

We estimate the bias as 15%, and variance as 15%. This classifier has **high bias and high variance**: It is doing poorly on the training set, and therefore has high bias, and its performance on the dev set is even worse, so it also has high variance. The overfitting/underfitting terminology is hard to apply here since the classifier is simultaneously overfitting and underfitting.

Chúng ta ước tính độ chêch là 15% và phương sai là 15%. Bộ phân loại này có **độ chêch cao và phương sai cao**: Nó hoạt động kém ở tập

huấn luyện, do đó có độ chêch cao, và chất lượng của nó trên tập phát triển còn tệ hơn, do đó nó cũng có phương sai cao. Thuật ngữ overfitting/underfitting rất khó áp dụng ở đây vì bộ phân loại đồng thời bị overfitting và underfitting.

Finally, consider this:

Cuối cùng, hãy xem xét điều này:

- Training error = 0.5%
- Lỗi huấn luyện = 0,5%
- Dev error = 1%
- Lỗi phát triển = 1%

This classifier is doing well, as it has low bias and low variance. Congratulations on achieving this great performance!

Bộ phân loại này đang hoạt động tốt vì nó có độ chêch thấp và phương sai thấp. Chúc mừng bạn đã đạt được một hiệu suất tuyệt vời!

22. Comparing to the optimal error rate

22. So sánh với tỉ lệ lỗi tối ưu

In our cat recognition example, the "ideal" error rate—that is, one achievable by an "optimal" classifier—is nearly 0%. A human looking at a picture would be able to recognize if it contains a cat almost all the time; thus, we can hope for a machine that would do just as well.

Trong ví dụ nhận dạng mèo của chúng ta, tỉ lệ lỗi "lý tưởng" -- tỉ lệ có thể đạt được bởi một bộ phân loại "tối ưu" -- là gần với 0%. Gần như mọi lúc, một người nhìn vào bức ảnh có thể nhận ra có mèo trong đó hay không; do đó chúng ta có thể hy vọng máy móc cũng làm được điều tương tự.

Other problems are harder. For example, suppose that you are building a speech recognition system, and find that 14% of the audio clips have so much background noise or are so unintelligible that even a human cannot recognize what was said. In this case, even the most "optimal" speech recognition system might have error around 14%.

Một số bài toán khác thì khó hơn. Ví dụ như chúng ta xây dựng một hệ thống nhận dạng giọng nói và nhận ra rằng 14% các đoạn âm thanh có quá nhiều nhiễu nền hoặc khó hiểu tới mức ngay cả con người cũng không thể nghe được những gì được nói. Trong trường hợp này, ngay cả hệ thống "tối ưu" nhất cũng có thể có lỗi khoảng 14%.

Suppose that on this speech recognition problem, your algorithm achieves:

Giả sử rằng với bài toán nhận dạng giọng nói này, thuật toán của bạn đạt được:

- Training error = 15%
- Lỗi huấn luyện = 15%
- Dev error = 30%
- Lỗi phát triển = 30%

The training set performance is already close to the optimal error rate of 14%. Thus, there is not much room for improvement in terms of bias or in terms of training set performance. However, this algorithm is not generalizing well to the dev set; thus there is ample room for improvement in the errors due to variance.

Chất lượng trên tập huấn luyện hiện đã gần với tỉ lệ lỗi tối ưu là 14%. Do đó, không có nhiều chỗ để cải thiện độ chênh hoặc chất lượng trên tập huấn luyện. Tuy nhiên, thuật toán này không tổng quát hóa tốt trên tập phát triển; do đó có rất nhiều chỗ để cải thiện lỗi do phuơng sai.

This example is similar to the third example from the previous chapter, which also had a training error of 15% and dev error of 30%. If the optimal error rate is ~0%, then a training error of 15% leaves much room for improvement. This suggests bias-reducing changes might be fruitful. But if the optimal error rate is 14%, then the same training set performance tells us that there's little room for improvement in the classifier's bias.

Ví dụ này tương tự như ví dụ thứ ba trong chương trước, cũng có lỗi huấn luyện là 15% và lỗi phát triển là 30%. Nếu tỉ lệ lỗi tối ưu là xấp xỉ 0%, thì 15% lỗi huấn luyện để lại nhiều khả năng cải thiện. Điều này gợi ý rằng những thay đổi làm giảm độ chênh có thể mang lại nhiều kết quả. Nhưng nếu tỉ lệ lỗi tối ưu là 14%, thì chất lượng tương tự trên tập huấn luyện cho thấy có rất ít cơ hội để cải thiện độ chênh của bộ phân loại.

For problems where the optimal error rate is far from zero, here's a more detailed breakdown of an algorithm's error. Continuing with our speech recognition example above, the total dev set error of 30% can be broken down as follows (a similar analysis can be applied to the test set error):

Với các bài toán trong đó tỉ lệ lỗi tối ưu lớn hơn nhiều mức 0%, thì có một cách phân tích chi tiết hơn về lỗi của thuật toán. Tiếp tục với ví dụ nhận dạng giọng nói ở trên, lỗi tổng cộng trên tập phát triển là 30% có thể được chia nhỏ như sau (phân tích tương tự có thể áp dụng cho lỗi trên tập kiểm tra):

- **Optimal error rate ("unavoidable bias"):** 14%. Suppose we decide that, even with the best possible speech system in the world, we would still suffer 14% error. We can think of this as the "unavoidable" part of a learning algorithm's bias.
- **Tỉ lệ lỗi tối ưu ("độ chênh không tránh được"):** 14%. Giả sử chúng ta quyết định rằng, ngay cả khi dùng hệ thống nhận dạng giọng nói tốt nhất trên thế giới, thì ta vẫn phải chịu 14% lỗi. Ta có thể coi lỗi đó là phần "không tránh được" trong độ chênh của thuật toán học máy.
- **Avoidable bias:** 1%. This is calculated as the difference between the training error and the optimal error rate. [8]

- **Độ chêch tránh được:** 1%. Hiệu giữa lỗi huấn luyện và lỗi tối ưu. [8]

• **Variance:** 15%. The difference between the dev error and the training error.

- **Phương sai:** 15%. Hiệu giữa lỗi trên tập phát triển và lỗi trên tập huấn luyện.

To relate this to our earlier definitions, Bias and Avoidable Bias are related as follows:[9]

Từ những định nghĩa trước, thì mối liên hệ giữa Độ chêch và Độ chêch tránh được là:[9]

Bias = Optimal error rate ("unavoidable bias") + Avoidable bias

Độ chêch = Tỉ lệ lỗi tối ưu ("độ chêch không tránh được") + Độ chêch tránh được

The "avoidable bias" reflects how much worse your algorithm performs on the training set than the "optimal classifier."

"Độ chêch tránh được" phản ánh thuật toán của bạn hoạt động kém hơn bao nhiêu so với "bộ phân loại tối ưu".

The concept of variance remains the same as before. In theory, we can always reduce variance to nearly zero by training on a massive training set. Thus, all variance is "avoidable" with a sufficiently large dataset, so there is no such thing as "unavoidable variance".

Khái niệm phương sai vẫn giữ nguyên như trước. Theo lý thuyết, chúng ta luôn có thể giảm phương sai về gần bằng không bằng cách huấn luyện trên một tập huấn luyện cực lớn. Do đó, tất cả phương sai là "tránh được" khi tập dữ liệu đủ lớn và không có cái gọi là "phương sai không tránh được".

Consider one more example, where the optimal error rate is 14%, and we have:

Xem xét thêm một ví dụ nữa, trong đó tỉ lệ lỗi tối ưu là 14%, ta có:

- Training error = 15%
- Lỗi huấn luyện = 15%
- Dev error = 16%
- Lỗi phát triển = 16%

Whereas in the previous chapter we called this a high bias classifier, now we would say that error from avoidable bias is 1%, and the error from variance is about 1%. Thus, the algorithm is already doing well, with little room for improvement. It is only 2% worse than the optimal error rate.

Trong khi ở chương trước chúng ta gọi đây là một bộ phân loại có độ chêch cao, bây giờ chúng ta nói rằng lỗi từ độ chêch tránh được là 1% và lỗi từ phương sai là khoảng 1%. Do đó, thuật toán của chúng ta đã là rất tốt và có rất ít khoảng trống để cải thiện. Nó chỉ kém đúng 2% so với tỉ lệ lỗi tối ưu.

We see from these examples that knowing the optimal error rate is helpful for guiding our next steps. In statistics, the optimal error rate is also called **Bayes error rate**, or Bayes rate.

Từ những ví dụ này chúng ta thấy rằng tỉ lệ lỗi tối ưu rất hữu ích cho việc định hướng các bước tiếp theo. Trong thống kê, tỉ lệ lỗi tối ưu còn được gọi là **tỉ lệ lỗi Bayes** hay tỉ lệ Bayes.

How do we know what the optimal error rate is? For tasks that humans are reasonably good at, such as recognizing pictures or transcribing audio clips, you can ask a human to provide labels then measure the accuracy of the human labels relative to your training set. This would give an estimate of the optimal error rate. If you are working on a problem that even humans have a hard time solving (e.g., predicting what movie to recommend, or what ad to show to a user) it can be hard to estimate the optimal error rate.

Làm sao chúng ta biết được tỉ lệ lỗi tối ưu? Với những việc mà con người làm tốt, như nhận dạng ảnh hay phiên thoại các đoạn âm thanh, bạn có thể nhờ ai đó gán nhãn sau đó đo độ chính xác của những nhãn này với tập huấn luyện. Điều này sẽ cung cấp một con số ước tính của tỉ lệ lỗi tối ưu. Nếu bạn làm việc với một bài toán mà ngay cả con người cũng khó giải (ví dụ như dự đoán xem nên gợi ý bộ phim nào, hay hiện quảng cáo nào trước người dùng), thì có thể sẽ khó để ước tính được tỉ lệ lỗi tối ưu.

In the section "Comparing to Human-Level Performance (Chapters 33 to 35), I will discuss in more detail the process of comparing a learning algorithm's performance to human-level performance.

Trong phần "So sánh với chất lượng mức con người (chương 33 tới chương 35)", tôi sẽ thảo luận chi tiết hơn quá trình so sánh chất lượng một thuật toán học máy với chất lượng mức con người.

In the last few chapters, you learned how to estimate avoidable/unavoidable bias and variance by looking at training and dev set error

rates. The next chapter will discuss how you can use insights from such an analysis to prioritize techniques that reduce bias vs. techniques that reduce variance. There are very different techniques that you should apply depending on whether your project's current problem is high (avoidable) bias or high variance. Read on!

Trong một vài chương trước, bạn đã học cách tính phương sai và độ chêch tránh được/không tránh được bằng cách xem xét tỉ lệ lỗi huấn luyện và tỉ lệ lỗi phát triển. Chương tiếp theo sẽ thảo luận về cách bạn có thể sử dụng những hiểu biết sâu sắc từ phân tích đó để ưu tiên các kỹ thuật làm giảm độ chêch hoặc các kỹ thuật làm giảm phương sai. Có nhiều kỹ thuật khác nhau nên áp dụng tuỳ thuộc vào vấn đề hiện tại trong dự án của bạn là độ chêch (tránh được) cao hay phương sai cao. Hãy đọc tiếp!

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[8] If this number is negative, you are doing better on the training set than the optimal error rate. This means you are overfitting on the training set, and the algorithm has over-memorized the training set. You should focus on variance reduction methods rather than on further bias reduction methods.

[8] Nếu con số này là âm, bạn đang làm tốt hơn ở trên tập huấn luyện so với tỉ lệ lỗi tối ưu. Điều này có nghĩa là bạn đang overfitting tập huấn luyện và thuật toán đã ghi nhớ quá mức tập huấn luyện. Bạn nên tập trung vào các phương pháp giảm phương sai hơn là các phương pháp giảm độ chêch khác.

[9] These definitions are chosen to convey insight on how to improve your learning algorithm. These definitions are different than how statisticians define Bias and Variance. Technically, what I define here as "Bias" should be called "Error we attribute to bias"; and "Avoidable bias" should be "error we attribute to the learning algorithm's bias that is over the optimal error rate".

[9] Những định nghĩa này được chọn để truyền đạt cái nhìn sâu sắc về cách cải thiện thuật toán học máy của bạn. Những định nghĩa này khác với cách các nhà thống kê định nghĩa Độ chêch và Phương sai. Về mặt kỹ thuật, những gì tôi định nghĩa là "Độ chêch" nên được gọi là "Lỗi chúng ta quy cho độ chêch" và "Độ chêch tránh được" nên là "Lỗi chúng ta quy cho độ chêch của thuật toán học mà lớn hơn tỉ lệ lỗi tối ưu".

23. Addressing Bias and Variance

23. Xử lý Độ chêch và Phương sai

Here is the simplest formula for addressing bias and variance issues:

Đây là công thức đơn giản nhất để giải quyết các vấn đề độ chêch và phương sai:

- If you have high avoidable bias, increase the size of your model (for example, increase the size of your neural network by adding layers/neurons).
- Nếu bạn có độ chêch tránh được cao, hãy tăng kích thước mô hình (ví dụ: tăng kích thước của mạng nơ-ron bằng cách thêm các tầng/nơ-ron).
- If you have high variance, add data to your training set.
- Nếu bạn có phương sai cao, hãy thêm dữ liệu vào tập huấn luyện.

If you are able to increase the neural network size and increase training data without limit, it is possible to do very well on many learning problems.

Nếu bạn có thể tăng kích thước của mạng nơ-ron và dữ liệu huấn luyện lên vô hạn, thì bạn sẽ có khả năng xử lý rất tốt trên nhiều bài toán học máy.

In practice, increasing the size of your model will eventually cause you to run into computational problems because training very large models is slow. You might also exhaust your ability to acquire more training data. (Even on the internet, there is only a finite number of cat pictures!)

Trong thực tế, việc tăng kích thước của mô hình cuối cùng sẽ khiến bạn gặp phải các vấn đề về tính toán bởi vì việc huấn luyện các mô hình cực lớn là rất chậm. Bạn có thể cũng sẽ làm cạn kiệt khả năng có được nhiều dữ liệu huấn luyện hơn. (Ngay cả trên mạng internet cũng chỉ có một số lượng hữu hạn hình ảnh mèo!)

Different model architectures—for example, different neural network architectures—will have different amounts of bias/variance for your problem. A lot of recent deep learning research has developed many innovative model architectures. So if you are using neural networks, the academic literature can be a great source of inspiration. There are also many great open-source implementations on github. But the results of trying new architectures are less predictable than the simple formula of increasing the model size and adding data.

Những kiến trúc mô hình khác nhau -- ví dụ, các kiến trúc mạng nơ-ron khác nhau -- sẽ có các mức độ chêch/phương sai khác nhau cho vấn đề của bạn. Những nghiên cứu gần đây về học sâu đã phát triển nhiều kiến trúc mô hình đột phá. Vì vậy, nếu bạn đang sử dụng mạng nơ-ron, những tài liệu học thuật có thể là một nguồn cảm hứng tuyệt vời. Ngoài ra còn có rất nhiều cài đặt mã nguồn mở tuyệt vời trên GitHub. Nhưng kết quả của việc thử nghiệm các kiến trúc mới khó dự đoán hơn so với công thức đơn giản của việc tăng kích thước mô hình và thêm dữ liệu.

Increasing the model size generally reduces bias, but it might also increase variance and the risk of overfitting. However, this overfitting problem usually arises only when you are not using regularization. If you include a well-designed regularization method, then you can usually safely increase the size of the model without increasing overfitting.

Nhìn chung, việc tăng kích thước mô hình làm giảm độ chêch, nhưng nó cũng có thể làm tăng phương sai và tăng nguy cơ overfit. Tuy nhiên, vấn đề overfit này thường chỉ phát sinh khi bạn không sử dụng regularization. Nếu bạn thêm vào một phương pháp regularization được thiết kế tốt, thì bạn thường có thể tăng kích thước mô hình một cách an toàn mà không tăng overfit.

Suppose you are applying deep learning, with L2 regularization or dropout, with the regularization parameter that performs best on the dev set. If you increase the model size, usually your performance will stay the same or improve; it is unlikely to worsen significantly. The only reason to avoid using a bigger model is the increased computational cost.

Giả sử bạn đang áp dụng học sâu, với L2 regularization hoặc dropout, với tham số regularization hoạt động tốt nhất tập phát triển. Nếu bạn tăng kích thước mô hình, thường thì chất lượng của mô hình sẽ giữ nguyên hoặc cải thiện; nó thường không có khả năng xấu đi đáng kể. Lý do duy nhất của việc tránh sử dụng một mô hình lớn hơn là phần chi phí tính toán tăng thêm.

24. Bias vs. Variance tradeoff

24. Sự đánh đổi giữa Độ chêch và Phương sai

You might have heard of the "Bias vs. Variance tradeoff." Of the changes you could make to most learning algorithms, there are some that reduce bias errors but at the cost of increasing variance, and vice versa. This creates a "trade off" between bias and variance.

Bạn có thể đã nghe nói về "sự đánh đổi giữa Độ chêch và Phương sai". Trong các thay đổi bạn có thể thực hiện đối với hầu hết các thuật toán học, có một số cách giảm sai số độ chêch nhưng với chi phí phải trả là gia tăng phương sai và ngược lại. Điều này tạo ra một sự "đánh đổi" giữa độ chêch và phương sai.

For example, increasing the size of your model -- adding neurons/layers in a neural network, or adding input features -- generally reduces bias but could increase variance. Alternatively, adding regularization generally increases bias but reduces variance.

Ví dụ việc tăng kích thước mô hình của bạn, thêm các neurons/tầng trong mạng nơ-ron hoặc thêm các đầu vào đặc trưng -- nhìn chung sẽ làm giảm độ chêch nhưng có thể làm tăng phương sai. Một cách khác, việc thêm regularization thường làm tăng độ chêch nhưng giảm phương sai.

In the modern era, we often have access to plentiful data and can use very large neural networks (deep learning). Therefore, there is less of a tradeoff, and there are now more options for reducing bias without hurting variance, and vice versa.

Ngày nay, chúng ta thường có thể truy cập vào nguồn dữ liệu phong phú và có thể sử dụng các mạng nơ-ron rất lớn (học sâu). Do đó, có ít đánh đổi hơn, và hiện có nhiều lựa chọn hơn để giảm độ chêch mà không làm ảnh hưởng phương sai, và ngược lại.

For example, you can usually increase a neural network size and tune the regularization method to reduce bias without noticeably increasing variance. By adding training data, you can also usually reduce variance without affecting bias.

Ví dụ, bạn thường có thể tăng kích thước mạng nơ-ron và điều chỉnh phương thức regularization để giảm độ chêch mà không gia tăng đáng kể phương sai. Bằng cách thêm dữ liệu huấn luyện, bạn cũng thường có thể giảm phương sai mà không ảnh hưởng đến độ chêch.

If you select a model architecture that is well suited for your task, you might also reduce bias and variance simultaneously. Selecting such an architecture can be difficult.

Nếu bạn chọn một kiến trúc mô hình phù hợp với tác vụ của mình, bạn cũng có thể giảm đồng thời độ chêch và phương sai. Tuy nhiên sẽ khó khăn để chọn một kiến trúc như vậy.

In the next few chapters, we discuss additional specific techniques for addressing bias and variance.

Trong một vài chương tiếp theo, chúng ta sẽ thảo luận thêm các kỹ thuật cụ thể để giải quyết độ chêch và phương sai.

25. Techniques for reducing avoidable bias

25. Các kĩ thuật để giảm độ chêch có thể tránh được

If your learning algorithm suffers from high avoidable bias, you might try the following techniques:

Nếu thuật toán học của bạn gặp vấn đề với *độ chêch có thể tránh được* lớn, bạn có thể thử những kĩ thuật sau:

- **Increase the model size** (such as number of neurons/layers): This technique reduces bias, since it should allow you to fit the training set better. If you find that this increases variance, then use regularization, which will usually eliminate the increase in variance.
- **Tăng kích thước mô hình** (ví dụ như số lượng neuron/tầng): Kĩ thuật này làm giảm độ chêch, vì nó cho phép fit tập huấn luyện tốt hơn. Nếu bạn thấy việc này làm tăng phương sai, hãy sử dụng regularization, vốn thường loại bỏ việc tăng phương sai.
- **Modify input features based on insights from error analysis**: Say your error analysis inspires you to create additional features that help the algorithm eliminate a particular category of errors. (We discuss this further in the next chapter.) These new features could help with both bias and variance. In theory, adding more features could increase the variance; but if you find this to be the case, then use regularization, which will usually eliminate the increase in variance.
- **Thay đổi các đặc trưng đầu vào dựa trên những nhận định có được từ việc phân tích lỗi**: Giả sử việc phân tích lỗi gợi ý rằng hãy tạo thêm những đặc trưng bổ sung nhằm giúp thuật toán loại bỏ một nhóm các lỗi đặc thù. (Chúng ta sẽ bàn vấn đề này kĩ hơn ở chương sau.) Những đặc trưng mới này có thể hiệu quả với cả độ chêch và phương sai. Theo lý thuyết, thêm đặc trưng có thể làm tăng phương sai; nhưng nếu bạn thấy đúng là điều đó xảy ra, hãy sử dụng regularization, vốn thường loại bỏ việc tăng phương sai.
- **Reduce or eliminate regularization** (L2 regularization, L1 regularization, dropout): This will reduce avoidable bias, but increase variance.
- **Giảm hoặc loại bỏ regularization** (L2 regularization, L1 regularization, dropout): Việc này sẽ làm giảm độ chêch có thể tránh được, nhưng sẽ làm tăng phương sai.
- **Modify model architecture** (such as neural network architecture) so that it is more suitable for your problem: This technique can affect both bias and variance.
- **Thay đổi kiến trúc mô hình** (ví dụ như kiến trúc mạng nơ-ron) để nó trở nên phù hợp hơn với bài toán của bạn: Kĩ thuật này có thể tác động đến cả độ chêch và phương sai.

One method that is not helpful:

Một phương pháp không hữu ích:

- **Add more training data**: This technique helps with variance problems, but it usually has no significant effect on bias.
- **Thêm dữ liệu huấn luyện**: Kĩ thuật này có ích với các vấn đề về phương sai, nhưng nó thường không có tác động đáng kể đến độ chêch.

26. Error analysis on the training set

26. Phân tích lỗi trên tập huấn luyện

Your algorithm must perform well on the training set before you can expect it to perform well on the dev/test sets.

Thuật toán của bạn phải hoạt động tốt trên tập huấn luyện trước khi bạn có thể mong đợi nó hoạt động tốt trên tập phát triển/kiểm tra.

In addition to the techniques described earlier to address high bias, I sometimes also carry out an error analysis on the *training data*, following a protocol similar to error analysis on the Eyeball dev set. This can be useful if your algorithm has high bias -- i.e., if it is not fitting the training set well.

Ngoài các kỹ thuật được mô tả trước đây để giải quyết độ chêch cao, đôi khi tôi cũng thực hiện phân tích lỗi trên *dữ liệu huấn luyện*, theo một giao thức tương tự như phân tích lỗi trên tập phát triển Eyeball. Điều này có thể hữu ích nếu thuật toán của bạn có độ chêch cao, ví dụ như nếu nó không fit tốt với tập huấn luyện.

For example, suppose you are building a speech recognition system for an app and have collected a training set of audio clips from volunteers. If your system is not doing well on the training set, you might consider listening to a set of ~100 examples that the algorithm is doing poorly on to understand the major categories of training set errors. Similar to the dev set error analysis, you can count the errors in different categories:

Ví dụ: giả sử bạn đang xây dựng một hệ thống nhận dạng giọng nói cho một ứng dụng và đã thu thập một tập huấn luyện gồm các đoạn âm thanh từ các tình nguyện viên. Nếu hệ thống của bạn không hoạt động tốt trên tập huấn luyện, bạn có thể xem xét việc nghe một bộ ~100 mẫu mà thuật toán hoạt động kém để hiểu các hạng mục lỗi chính của tập huấn luyện. Tương tự như phân tích lỗi trên tập phát triển, bạn có thể đếm các lỗi trong các hạng mục khác nhau:

Clip âm thanh	Nhiều nền lớn	Người dùng nói nhanh	Xa micro	Bình luận
1	✓			Tiếng ồn xe hơi
2	✓		✓	Tiếng ồn nhà hàng
3		✓	✓	Người dùng la hét khắp phòng khách?
4	✓			Quán cà phê
% tổng thể	75%	25%	50%	

In this example, you might realize that your algorithm is having a particularly hard time with training examples that have a lot of background noise. Thus, you might focus on techniques that allow it to better fit training examples with background noise.

Trong ví dụ này, bạn có thể nhận ra rằng thuật toán của bạn đang gặp khó với các mẫu huấn luyện có nhiều nền. Do đó, bạn có thể tập trung vào các kỹ thuật cho phép nó fit hơn với các ví dụ đào tạo với nhiều nền.

You might also double-check whether it is possible for a person to transcribe these audio clips, given the same input audio as your learning algorithm. If there is so much background noise that it is simply impossible for anyone to make out what was said, then it might be unreasonable to expect any algorithm to correctly recognize such utterances. We will discuss the benefits of comparing your algorithm to human-level performance in a later section.

Bạn cũng có thể kiểm tra kỹ xem liệu rằng một người có thể diễn dịch các đoạn âm thanh đầu vào cho thuật toán học của bạn. Nếu có quá nhiều nền đến nỗi đơn giản là không ai có thể phát hiện ra những gì được nói, thì có thể sẽ bất hợp lý khi mong đợi bất kỳ thuật toán nào nhận ra chính xác những phát ngôn đó. Chúng ta sẽ thảo luận về lợi ích của việc so sánh thuật toán của bạn với chất lượng mức con người trong một phần sau.

27. Techniques for reducing variance

27. Các kỹ thuật làm giảm phương sai

If your learning algorithm suffers from high variance, you might try the following techniques:

Nếu như thuật toán của bạn có phương sai lớn, bạn có thể thử các kỹ thuật sau:

- **Thêm dữ liệu huấn luyện:** Đây là cách đơn giản và đáng tin cậy nhất để giảm phương sai, miễn là bạn có thể thu thập nhiều dữ liệu hơn một cách đáng kể và đủ sức mạnh tính toán để xử lý dữ liệu.
- **Thêm regularization** (L2 regularization, L1 regularization, dropout): This technique reduces variance but increases bias.
- **Thêm regularization** (L2 regularization, L1 regularization, dropout): Kỹ thuật này làm giảm phương sai nhưng tăng độ chêch.
- **Thêm early stopping** (i.e., stop gradient descent early, based on dev set error): This technique reduces variance but increases bias. Early stopping behaves a lot like regularization methods, and some authors call it a regularization technique.
- **Thêm kỹ thuật dừng sớm** (nghĩa là sớm dừng quá trình hạ dốc, dựa trên lỗi của tập phát triển): Kỹ thuật này làm giảm phương sai nhưng tăng độ chêch. Kỹ thuật dừng sớm hoạt động rất giống như các phương pháp regularization, và một số tác giả gọi đó là một kỹ thuật regularization.
- **Feature selection to decrease number/type of input features:** This technique might help with variance problems, but it might also increase bias. Reducing the number of features slightly (say going from 1,000 features to 900) is unlikely to have a huge effect on bias. Reducing it significantly (say going from 1,000 features to 100—a 10x reduction) is more likely to have a significant effect, so long as you are not excluding too many useful features. In modern deep learning, when data is plentiful, there has been a shift away from feature selection, and we are now more likely to give all the features we have to the algorithm and let the algorithm sort out which ones to use based on the data. But when your training set is small, feature selection can be very useful.
- **Lựa chọn đặc trưng để giảm số lượng/kiểu đặc trưng đầu vào:** Kỹ thuật này có thể giúp giải quyết các vấn đề về phương sai, nhưng nó cũng có thể làm tăng độ chêch. Việc giảm một chút số lượng các đặc trưng (giả sử giảm từ 1.000 đặc trưng xuống còn 900 đặc trưng) thường như không có ảnh hưởng lớn đến độ chêch. Việc giảm đáng kể số đặc trưng (giả sử giảm từ 1.000 đặc trưng xuống còn 100 đặc trưng, tức là giảm 10 lần) nhiều khả năng có tác dụng đáng kể, miễn là bạn không loại trừ quá nhiều các đặc trưng hữu ích. Trong học sâu hiện đại, khi dữ liệu dồi dào, đã có những thay đổi từ việc lựa chọn đặc trưng và giờ đây hầu như chúng ta cung cấp tất cả các đặc trưng chúng ta có cho thuật toán và để thuật toán chọn ra những đặc trưng nào sẽ sử dụng dựa trên dữ liệu. Nhưng khi tập huấn luyện của bạn nhỏ, kỹ thuật lựa chọn đặc trưng vẫn có thể rất hữu ích.
- **Decrease the model size** (such as number of neurons/layers): *Use with caution.* This technique could decrease variance, while possibly increasing bias. However, I don't recommend this technique for addressing variance. Adding regularization usually gives better classification performance. The advantage of reducing the model size is reducing your computational cost and thus speeding up how quickly you can train models. If speeding up model training is useful, then by all means consider decreasing the model size. But if your goal is to reduce variance, and you are not concerned about the computational cost, consider adding regularization instead.
- **Giảm kích thước mô hình** (chẳng hạn như số lượng neurons/tầng): *Sử dụng một cách thận trọng.* Kỹ thuật này có thể làm giảm phương sai, trong khi có thể làm tăng độ chêch. Tuy nhiên, tôi không khuyến khích sử dụng kỹ thuật này để giảm phương sai. Thêm regularization thường cho chất lượng phân loại tốt hơn. Ưu điểm của việc giảm kích thước mô hình là giảm chi phí tính toán của bạn và do đó tăng tốc độ huấn luyện mô hình. Nếu tăng tốc độ huấn luyện mô hình là hữu ích, thì bằng mọi cách hãy xem xét giảm kích thước mô hình. Nhưng nếu mục tiêu của bạn là giảm phương sai và bạn không quan tâm đến chi phí tính toán, thay vào đó, hãy xem xét việc thêm regularization.

Here are two additional tactics, repeated from the previous chapter on addressing bias:

Đây là hai chiến thuật bổ sung, được lặp lại từ chương trước về giải quyết độ chêch:

- **Modify input features based on insights from error analysis:** Say your error analysis inspires you to create additional features that help the algorithm to eliminate a particular category of errors. These new features could help with both bias and variance. In theory, adding more features could increase the variance; but if you find this to be the case, then use regularization, which will usually eliminate the increase in variance.

- **Thay đổi các đặc trưng đầu vào dựa trên hiểu biết sâu sắc từ phân tích lỗi:** Giả sử rằng việc phân tích lỗi của bạn truyền cảm hứng cho bạn để tạo các đặc trưng bổ sung giúp thuật toán của bạn loại bỏ một hạng mục lỗi cụ thể. Những đặc trưng mới này có thể giảm cả độ chêch và phương sai. Về lý thuyết, việc thêm nhiều đặc trưng có thể làm tăng phương sai; nhưng nếu bạn gặp trường hợp này, hãy sử dụng regularization, việc này thường sẽ loại bỏ sự gia tăng phương sai.
- **Modify model architecture** (such as neural network architecture) so that it is more suitable for your problem: This technique can affect both bias and variance.
- **Thay đổi kiến trúc mô hình** (chẳng hạn như kiến trúc mạng nơ-ron) để phù hợp hơn với vấn đề của bạn: Kỹ thuật này có thể ảnh hưởng đến cả độ lệch và phương sai.

Part 4: Learning curves

Phần 4: Đồ thị quá trình học

28. Diagnosing bias and variance: Learning curves

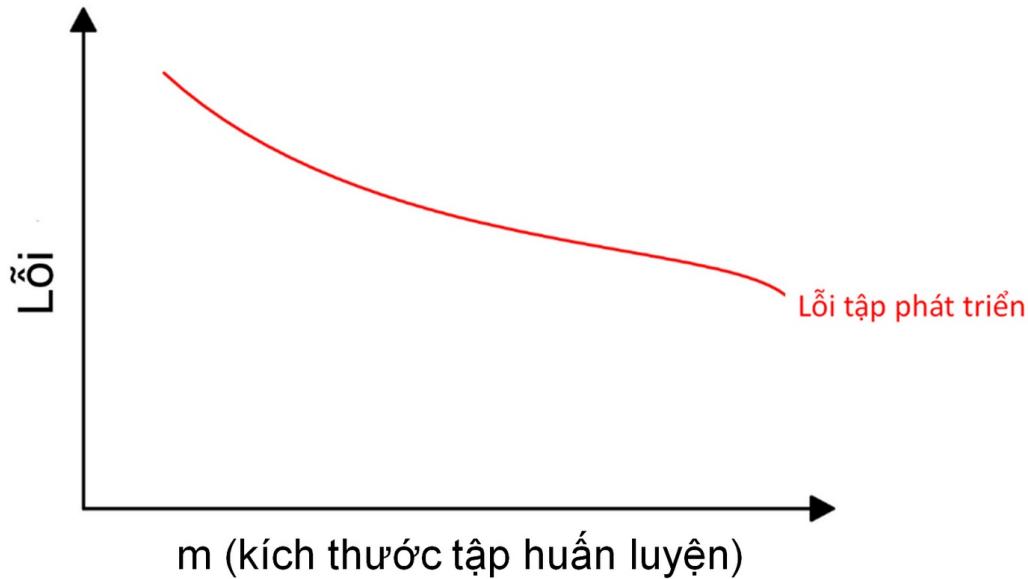
28. Chẩn đoán độ chêch và phương sai: Đồ thị quá trình học

We've seen some ways to estimate how much error can be attributed to avoidable bias vs. variance. We did so by estimating the optimal error rate and computing the algorithm's training set and dev set errors. Let's discuss a technique that is even more informative: plotting a learning curve.

Chúng ta đã thấy một số cách để ước tính có bao nhiêu lỗi tạo ra bởi độ chêch tránh được so với phương sai. Một trong số đó là dự đoán tỉ lệ lỗi tối ưu và tính toán lỗi của thuật toán trên tập huấn luyện và tập phát triển. Hãy cũng thảo luận về một kỹ thuật khác thậm chí còn mang lại nhiều thông tin hơn: biểu diễn một đồ thị quá trình học.

A learning curve plots your dev set error against the number of training examples. To plot it, you would run your algorithm using different training set sizes. For example, if you have 1,000 examples, you might train separate copies of the algorithm on 100, 200, 300, ..., 1000 examples. Then you could plot how dev set error varies with the training set size. Here is an example:

Một đồ thị quá trình học cho thấy sự tương quan giữa lỗi của tập phát triển so với số lượng các mẫu huấn luyện. Để biểu diễn nó, bạn cần áp dụng thuật toán của bạn với các tập huấn luyện có độ lớn khác nhau. Ví dụ, nếu bạn có 1,000 mẫu, bạn có thể huấn luyện riêng biệt các bản sao của thuật toán trên các tập 100, 200, 300, ..., 1000 mẫu. Sau đó bạn có thể biểu diễn sự thay đổi giữa lỗi của tập phát triển so với độ lớn của tập mẫu. Dưới đây là một ví dụ:



As the training set size increases, the dev set error should decrease.

Khi số lượng mẫu tăng, lỗi của tập phát triển nên giảm.

We will often have some "desired error rate" that we hope our learning algorithm will eventually achieve. For example:

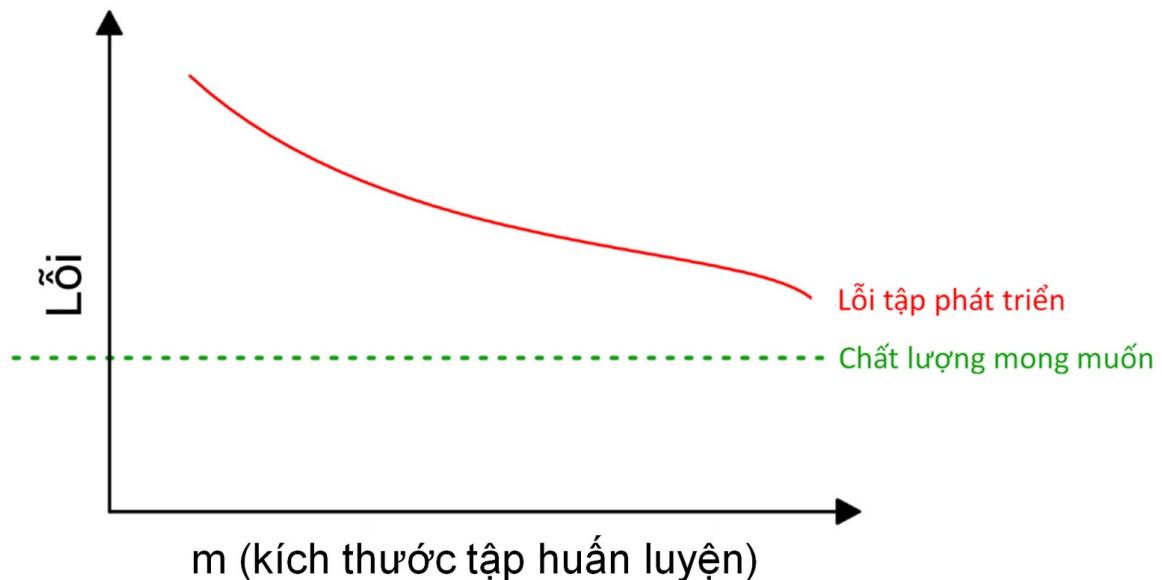
Chúng ta thường sẽ có một số "tỉ lệ lỗi mong muốn" mà chúng ta hy vọng thuật toán của mình cuối cùng sẽ đạt được. Ví dụ:

- If we hope for human-level performance, then the human error rate could be the "desired error rate."
- Nếu chúng ta hy vọng đạt được chất lượng ở cấp độ con người, thì tỷ lệ lỗi của con người là "tỉ lệ lỗi mong muốn".
 - If our learning algorithm serves some product (such as delivering cat pictures), we might have an intuition about what level of performance is needed to give users a great experience.
 - Nếu thuật toán học của chúng ta phục vụ một số sản phẩm (ví dụ như cung cấp ảnh mèo), chúng ta có thể có một trực giác về mức chất lượng cần thiết để người dùng có được trải nghiệm tốt nhất.

- If you have worked on a important application for a long time, then you might have intuition about how much more progress you can reasonably make in the next quarter/year
- Nếu bạn đã làm việc trên một ứng dụng quan trọng trong thời gian dài, thì bạn sẽ có trực giác về mức cải thiện hợp lý có thể đạt được trong quý/năm tới.

Add the desired level of performance to your learning curve:

Thêm mức chất lượng mong muốn vào đồ thị quá trình học của bạn:

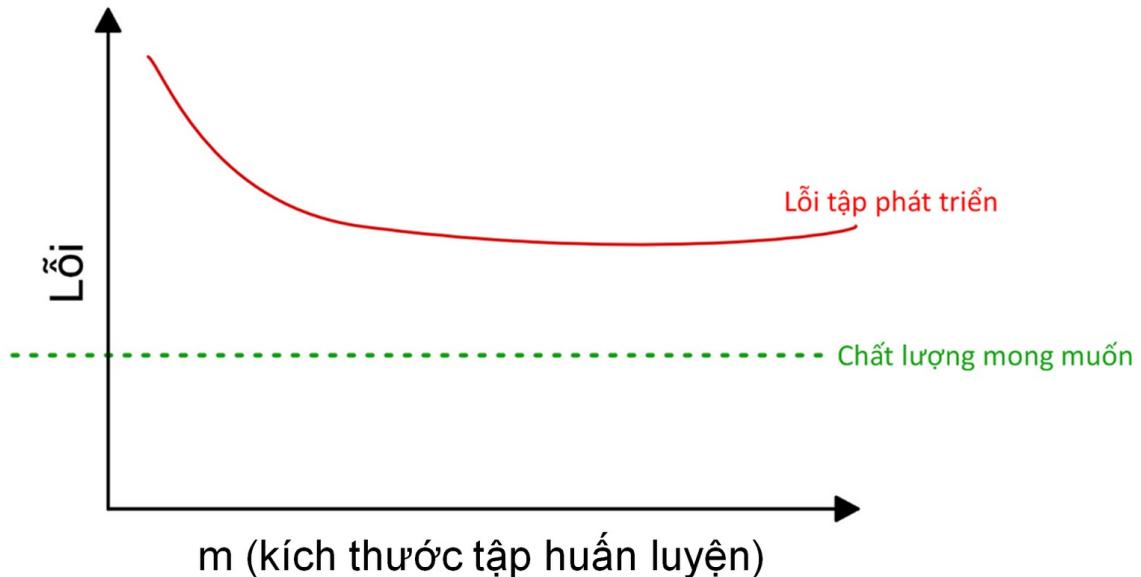


You can visually extrapolate the red "dev error" curve to guess how much closer you could get to the desired level of performance by adding more data. In the example above, it looks plausible that doubling the training set size might allow you to reach the desired performance.

Bạn có thể ngoại suy đường cong đỏ thể hiện "lỗi tập phát triển" để ước tính mức độ cải thiện có thể đạt được so với mức chất lượng mong muốn bằng cách thêm vào dữ liệu. Ví dụ trên cho thấy bạn có thể đạt được mức chất lượng mong muốn bằng cách tăng gấp đôi độ lớn tập huấn luyện.

But if the dev error curve has "plateaued" (i.e. flattened out), then you can immediately tell that adding more data won't get you to your goal:

Tuy nhiên nếu đường cong lỗi tập phát triển đã "nằm ngang" (phẳng), thì bạn có thể hiểu ngay lập tức rằng việc thêm vào dữ liệu cũng sẽ không giúp bạn đạt được mục tiêu:



Looking at the learning curve might therefore help you avoid spending months collecting twice as much training data, only to realize it does not help.

Do đó nhìn vào đồ thị đường cong học tập có thể giúp bạn tránh khỏi việc dành hàng tháng trời thu thập một lượng dữ liệu lớn gấp đôi, chỉ để nhận ra rằng điều đó là vô ích.

One downside of this process is that if you only look at the dev error curve, it can be hard to extrapolate and predict exactly where the red curve will go if you had more data. There is one additional plot that can help you estimate the impact of adding more data: the training error.

Một nhược điểm của quá trình này là nếu bạn chỉ nhìn vào đường cong lỗi của tập phát triển, thì có thể bạn sẽ khó ngoại suy và dự đoán chính xác vị trí đường cong đỏ khi có thêm dữ liệu. Một đồ thị khác có thể giúp bạn dự đoán sự tác động của việc thêm dữ liệu đó là: đồ thị lỗi tập huấn luyện.

29. Plotting training error

29. Vẽ đồ thị sai số huấn luyện

Your dev set (and test set) error should decrease as the training set size grows. But your training set error usually *increases* as the training set size grows.

Sai số tập phát triển của bạn (và tập kiểm thử) thường giảm khi kích thước tập huấn luyện tăng lên. Nhưng sai số tập huấn luyện của bạn thường xuyên *tăng* khi kích thước tập huấn luyện tăng.

Let's illustrate this effect with an example. Suppose your training set has only 2 examples: One cat image and one non-cat image. Then it is easy for the learning algorithms to "memorize" both examples in the training set, and get 0% training set error. Even if either or both of the training examples were mislabeled, it is still easy for the algorithm to memorize both labels.

Chúng ta hãy mô tả ảnh hưởng này bằng một ví dụ. Giả sử tập huấn luyện của bạn chỉ 2 gồm mẫu: Một ảnh mèo và một ảnh không phải mèo. Khi đó rất dễ dàng để thuật toán học ghi nhớ cả 2 mẫu trong tập huấn luyện, và nhận 0% sai số huấn luyện. Thậm chí nếu cả 2 mẫu huấn luyện bị gán nhãn sai, vẫn khá dễ dàng cho thuật toán ghi nhớ cả 2 nhãn.

Now suppose your training set has 100 examples. Perhaps even a few examples are mislabeled, or ambiguous—some images are very blurry, so even humans cannot tell if there is a cat. Perhaps the learning algorithm can still "memorize" most or all of the training set, but it is now harder to obtain 100% accuracy. By increasing the training set from 2 to 100 examples, you will find that the training set accuracy will drop slightly.

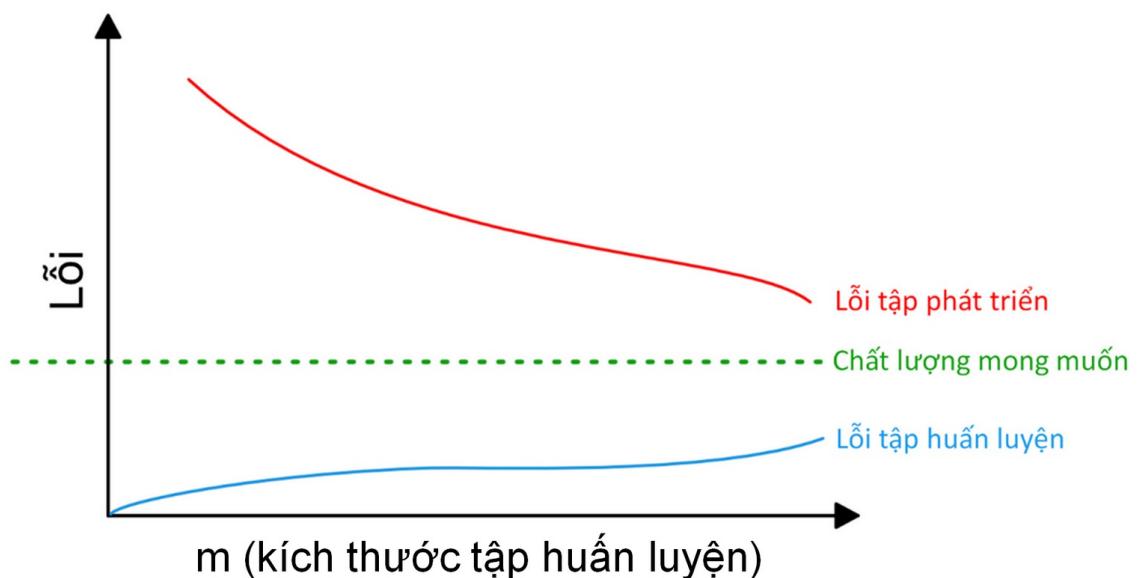
Bây giờ giả định tập huấn luyện có 100 mẫu. Thậm chí một vài mẫu bị gán nhãn sai, hoặc một vài hình ảnh là rất mơ hồ do bị mờ, nên ngay cả con người cũng không thể khẳng định đó là một chú mèo. Có lẽ thuật toán học vẫn có thể "ghi nhớ" được hầu hết tập huấn luyện, nhưng nó khó mà đạt được 100% độ chính xác vào lúc này. Bằng cách gia tăng tập huấn luyện từ 2 lên 100 mẫu, bạn sẽ nhận ra rằng độ chính xác của tập huấn luyện sẽ giảm một ít.

Finally, suppose your training set has 10,000 examples. In this case, it becomes even harder for the algorithm to perfectly fit all 10,000 examples, especially if some are ambiguous or mislabeled. Thus, your learning algorithm will do even worse on this training set.

Cuối cùng, giả sử tập huấn luyện có 10,000 mẫu. Trong trường hợp này, sẽ khó hơn cho thuật toán fit hoàn hảo 10,000 mẫu, đặc biệt là nếu một vài mẫu mơ hồ hoặc bị gán nhãn sai. Do đó, thuật toán học của bạn sẽ hoạt động thậm chí là kém hơn trên tập huấn luyện.

Let's add a plot of training error to our earlier figures:

Chúng ta hãy thêm một đồ thị sai số huấn luyện vào các hình trước đó:



You can see that the blue "training error" curve increases with the size of the training set. Furthermore, your algorithm usually does better on the training set than on the dev set; thus the red dev error curve usually lies strictly above the blue training error curve.

Bạn có thể thấy rằng đồ thị sai số huấn luyện (training error) màu xanh lam tăng theo kích thước của tập huấn luyện. Thêm nữa, thuật toán của bạn thường hoạt động tốt trên tập huấn luyện hơn là tập phát triển; do đó đồ thị sai số tập phát triển hoàn toàn nằm trên đồ thị sai số huấn luyện.

Let's discuss next how to interpret these plots.

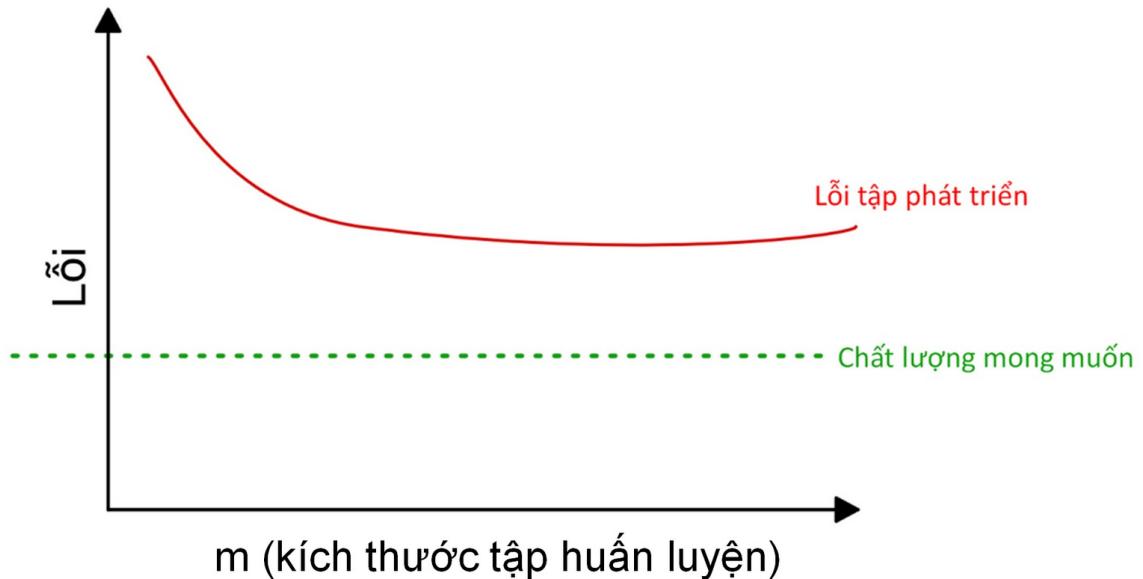
Tiếp theo chúng ta sẽ thảo luận làm thế nào để diễn giải những đồ thị này.

30. Interpreting learning curves: High bias

30. Diễn giải đồ thị quá trình học: Độ chêch cao

Suppose your dev error curve looks like this:

Giả sử đường cong sai số trên tập phát triển có dạng như sau:



We previously said that, if your dev error curve plateaus, you are unlikely to achieve the desired performance just by adding data.

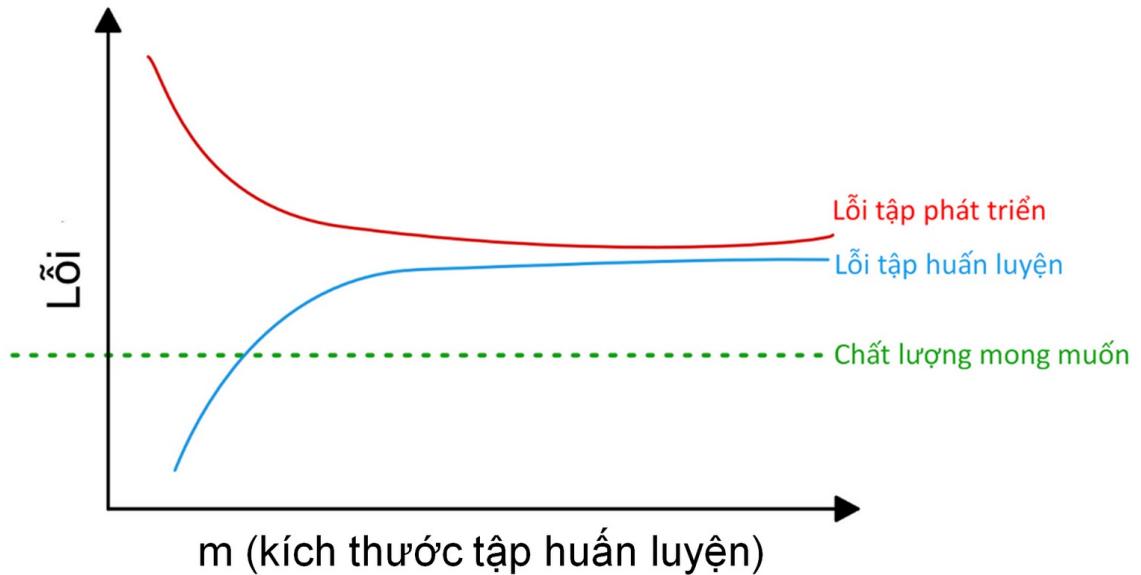
Như chúng ta đã thảo luận, nếu đường cong sai số trên tập phát triển đã nằm ngang, việc chỉ thêm dữ liệu sẽ khó có thể đem về hiệu suất ta mong muốn.

But it is hard to know exactly what an extrapolation of the red dev error curve will look like. If the dev set was small, you would be even less certain because the curves could be noisy.

Tuy nhiên, sẽ thật khó để biết chính xác ngoại suy đường cong thể hiện sai số trên tập phát triển (màu đỏ) sẽ trông như thế nào. Trong trường hợp tập phát triển nhỏ, việc dự đoán chính xác sẽ càng trở nên khó khăn bởi khi đó đường cong này sẽ có khả năng bị nhiễu.

Suppose we add the training error curve to this plot and get the following:

Giả sử chúng ta thêm đường cong sai số tập huấn luyện vào biểu đồ như hình dưới:



Now, you can be absolutely sure that adding more data will not, by itself, be sufficient. Why is that? Remember our two observations:

Lúc này, bạn có thể hoàn toàn chắc chắn việc chỉ thêm dữ liệu là không đủ. Tại sao vậy? Hãy nhớ hai nhận định sau:

- As we add more training data, training error can only get worse. Thus, the blue training error curve can only stay the same or go higher, and thus it can only get further away from the (green line) level of desired performance.

Khi chúng ta thêm dữ liệu huấn luyện, sai số huấn luyện chỉ có thể tăng lên. Vì vậy, đường cong chỉ sai số huấn luyện (màu xanh dương) chỉ có thể giữ nguyên hoặc hướng cao lên. Bởi vậy, đường cong đó chỉ có thể cách xa hơn hiệu suất mong đợi (được thể hiện bởi màu xanh lục).

- The red dev error curve is usually higher than the blue training error. Thus, there's almost no way that adding more data would allow the red dev error curve to drop down to the desired level of performance when even the training error is higher than the desired level of performance.

Đường cong thể hiện sai số tập phát triển (màu đỏ) thường cao hơn so với đường cong thể hiện sai số tập huấn luyện (màu xanh). Vì vậy, việc lấy thêm dữ liệu không thể nào giảm đường cong sai số tập phát triển (màu đỏ) xuống mức hiệu xuất mong muốn khi ngay cả sai số trên tập huấn luyện vẫn còn lớn hơn mức đó.

Examining both the dev error curve and the training error curve on the same plot allows us to more confidently extrapolate the dev error curve.

Đánh giá cả đường cong sai số trên tập phát triển lẫn đường cong sai số trên tập huấn luyện trên cùng một biểu đồ giúp những ngoại suy về đường cong sai số tập phát triển có độ tin cậy cao hơn.

Suppose, for the sake of discussion, that the desired performance is our estimate of the optimal error rate. The figure above is then the standard "textbook" example of what a learning curve with high avoidable bias looks like: At the largest training set size -- presumably corresponding to all the training data we have -- there is a large gap between the training error and the desired performance, indicating large avoidable bias. Furthermore, the gap between the training and dev curves is small, indicating small variance.

Cho mục đích thảo luận, giả sử hiệu suất mong muốn chính là ước lượng của tỉ lệ lỗi tối ưu. Đồ thị trên trở thành ví dụ chuẩn "sách giáo khoa" về hình dáng của một đồ thị quá trình học với độ chêch có thể tránh cao: Khi tập huấn luyện có kích cỡ lớn nhất -- tương ứng với tất cả dữ liệu trong tập huấn luyện - có một khoảng cách lớn giữa sai số huấn luyện và hiệu suất mong muốn. Đây chính là dấu hiệu của độ chêch có thể tránh cao. Ngược lại, lúc này, khoảng cách nhỏ giữa đường cong của tập huấn luyện và đường cong của tập phát triển tương ứng với phương sai nhỏ.

Previously, we were measuring training and dev set error only at the rightmost point of this plot, which corresponds to using all the available training data. Plotting the full learning curve gives us a more comprehensive picture of the algorithms' performance on different training set sizes.

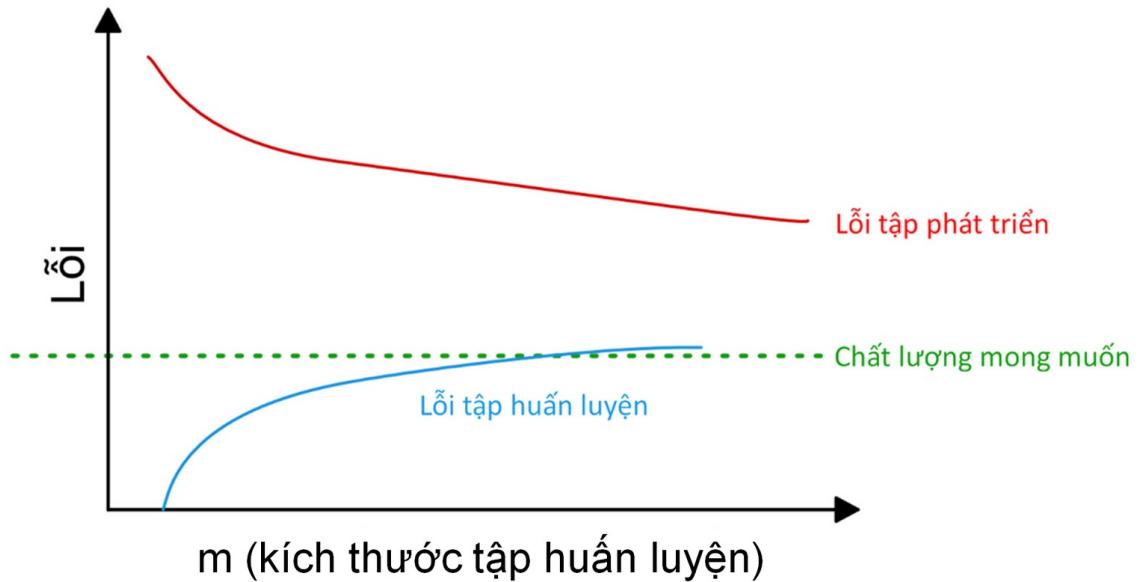
Trước đó, chúng ta chỉ đo sai số tập huấn luyện và sai số tập phát triển tại điểm ngoài cùng bên phải của đồ thị, tương ứng với việc sử dụng tất cả dữ liệu trong tập huấn luyện. Biểu diễn đầy đủ đồ thị quá trình học sẽ cho chúng ta một bức tranh tổng thể hơn về chất lượng của những thuật toán trên các kích cỡ tập huấn luyện khác nhau.

31. Interpreting learning curves: Other cases

31. Giải nghĩa các đồ thị quá trình học: Những trường hợp khác

Consider this learning curve:

Hãy xem xét đồ thị quá trình học này:



Does this plot indicate high bias, high variance, or both?

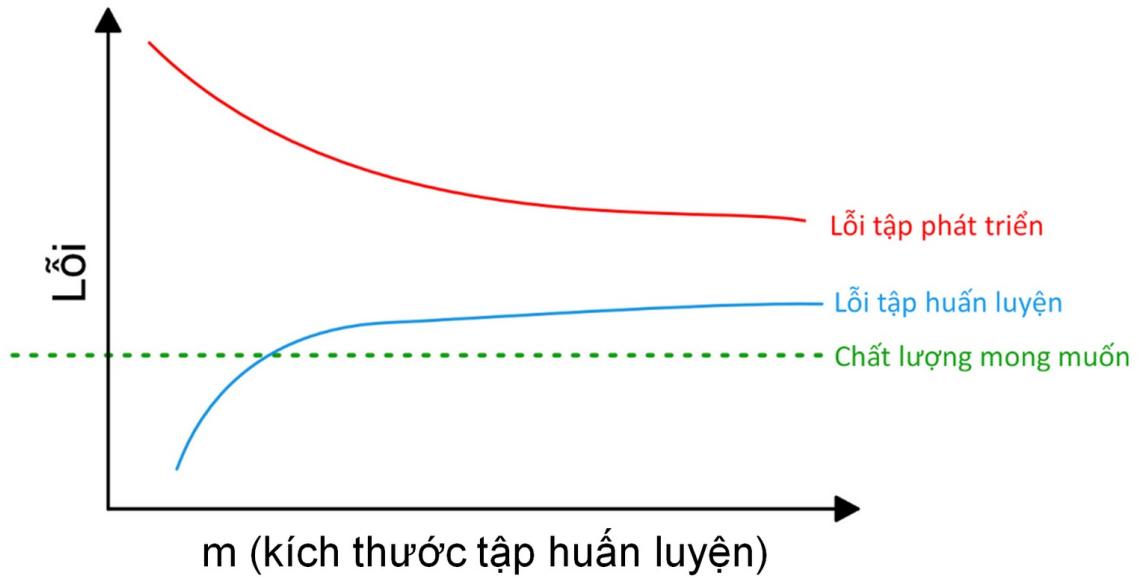
Đồ thị này thể hiện độ chêch lớn, phương sai lớn hay cả hai?

The blue training error curve is relatively low, and the red dev error curve is much higher than the blue training error. Thus, the bias is small, but the variance is large. Adding more training data will probably help close the gap between dev error and training error.

Đường cong lỗi huấn luyện màu xanh lam tương đối thấp và đường cong lỗi phát triển màu đỏ cao hơn nhiều so với lỗi huấn luyện màu xanh lam. Do đó, độ chêch nhỏ, nhưng phương sai lớn. Thêm dữ liệu huấn luyện (nhiều khả năng) sẽ giúp thu hẹp khoảng cách giữa lỗi phát triển và lỗi huấn luyện.

Now, consider this:

Bây giờ, hãy xem xét đồ thị này:



This time, the training error is large, as it is much higher than the desired level of performance. The dev error is also much larger than the training error. Thus, you have significant bias and significant variance. You will have to find a way to reduce both bias and variance in your algorithm.

Lần này, lỗi huấn luyện lớn, vì nó cao hơn nhiều so với mức chất lượng mong muốn. Lỗi phát triển cũng lớn hơn nhiều so với lỗi huấn luyện. Vì vậy, bạn có độ chêch đáng kể và phương sai cũng đáng kể. Bạn sẽ phải tìm cách giảm cả độ chêch và phương sai trong thuật toán của mình.

32. Plotting learning curves

32. Vẽ đồ thị quá trình học

Suppose you have a very small training set of 100 examples. You train your algorithm using a randomly chosen subset of 10 examples, then 20 examples, then 30, up to 100, increasing the number of examples by intervals of ten. You then use these 10 data points to plot your learning curve. You might find that the curve looks slightly noisy (meaning that the values are higher/lower than expected) at the smaller training set sizes.

Giả sử bạn có một tập huấn luyện rất nhỏ gồm 100 mẫu. Bạn huấn luyện thuật toán của mình bằng cách sử dụng một tập hợp con được chọn ngẫu nhiên gồm 10 mẫu, sau đó 20 mẫu, sau đó 30, lên đến 100, tăng số lượng mẫu theo các khoảng mười. Sau đó, bạn sử dụng 10 điểm dữ liệu này để vẽ đồ thị quá trình học. Bạn có thể thấy rằng đồ thị trông hơi nhiễu (có nghĩa là các giá trị cao hơn/thấp hơn dự kiến) ở kích thước tập huấn luyện nhỏ hơn.

When training on just 10 randomly chosen examples, you might be unlucky and have a particularly "bad" training set, such as one with many ambiguous/mislabeled examples. Or, you might get lucky and get a particularly "good" training set. Having a small training set means that the dev and training errors may randomly fluctuate.

Khi huấn luyện chỉ với 10 mẫu được chọn ngẫu nhiên, bạn có thể không may mắn và có một tập huấn luyện đặc biệt "xấu", chẳng hạn như một tập có nhiều mẫu không rõ ràng/bị gán nhãn sai. Hoặc, bạn có thể gặp may mắn và nhận được một tập huấn luyện đặc biệt "tốt". Có một tập huấn luyện nhỏ đồng nghĩa với lỗi trên tập phát triển và tập huấn luyện có thể dao động ngẫu nhiên.

If your machine learning application is heavily skewed toward one class (such as a cat classification task where the fraction of negative examples is much larger than positive examples), or if it has a huge number of classes (such as recognizing 100 different animal species), then the chance of selecting an especially "unrepresentative" or bad training set is also larger. For example, if 80% of your examples are negative examples ($y=0$), and only 20% are positive examples ($y=1$), then there is a chance that a training set of 10 examples contains only negative examples, thus making it very difficult for the algorithm to learn something meaningful.

Nếu ứng dụng học máy của bạn bị lệch nhiều về một lớp: chẳng hạn như nhiệm vụ phân loại mèo mà số mẫu âm (không phải mèo) lớn hơn nhiều số mẫu dương (là mèo). Hoặc, nếu nó có một số lượng lớn các lớp (chẳng hạn như nhận dạng 100 loài động vật khác nhau), khi đó xác suất chọn một tập huấn luyện rất không "mang tính đại diện" hoặc xấu cũng lớn hơn. Ví dụ: nếu 80% mẫu của bạn là mẫu âm ($y = 0$), và chỉ 20% là mẫu dương ($y = 1$), thì có khả năng một tập huấn luyện gồm 10 mẫu chỉ chứa các mẫu âm, thì rất khó để thuật toán học được điều gì đó có ý nghĩa.

If the noise in the training curve makes it hard to see the true trends, here are two solutions:

Nếu nhiều trong đồ thị quá trình học khiến bạn khó nhìn thấy xu hướng thực sự, thì đây là hai giải pháp:

- Instead of training just one model on 10 examples, instead select several (say 3-10) different randomly chosen training sets of 10 examples by sampling with replacement [10] from your original set of 100. Train a different model on each of these, and compute the training and dev set error of each of the resulting models. Compute and plot the average training error and average dev set error.
- Thay vì chỉ huấn luyện một mô hình trên 10 mẫu, hãy chọn ra ngẫu nhiên một vài (ví dụ 3-10) tập huấn luyện khác nhau gồm 10 mẫu bằng cách lấy mẫu có hoàn lại [10] từ bộ dữ liệu 100 mẫu ban đầu. Huấn luyện mô hình khác nhau trên mỗi tập đó và tính toán lỗi huấn luyện, lỗi phát triển của từng mô hình sau khi huấn luyện xong. Tính toán và vẽ đồ thị lỗi trung bình trên tập huấn luyện và lỗi trung bình trên tập phát triển.
 - If your training set is skewed towards one class, or if it has many classes, choose a "balanced" subset instead of 10 training examples at random out of the set of 100. For example, you can make sure that 2/10 of the examples are positive examples, and 8/10 are negative. More generally, you can make sure the fraction of examples from each class is as close as possible to the overall fraction in the original training set.
 - Nếu tập huấn luyện của bạn bị lệch về một lớp, hoặc nếu nó có nhiều lớp, hãy chọn một tập hợp con "cân bằng" thay vì chọn ngẫu nhiên 10 trên 100 mẫu huấn luyện. Ví dụ, bạn có thể chắc chắn rằng 2/10 các mẫu là các mẫu dương và 8/10 là âm. Tổng quát hơn, bạn có thể đảm bảo tỷ lệ các mẫu trong mỗi lớp càng gần với tỉ lệ trong tập huấn luyện ban đầu.

I would not bother with either of these techniques unless you have already tried plotting learning curves and concluded that the curves are too noisy to see the underlying trends. If your training set is large—say over 10,000 examples—and your class distribution is not very skewed, you probably won't need these techniques.

Nếu bạn đã thử vẽ các đồ thị quá trình học và kết luận rằng các đường cong quá nhiễu để nhìn thấy các xu hướng cơ bản, thì hãy sử dụng một trong những kỹ thuật trên. Nếu tập huấn luyện của bạn có quy mô lớn, ví dụ hơn 10.000 mẫu, và phân phối lớp của bạn không bị lệch nhiều,

có lẽ bạn không cần các kỹ thuật này.

Finally, plotting a learning curve may be computationally expensive: For example, you might have to train ten models with 1,000, then 2,000, all the way up to 10,000 examples. Training models with small datasets is much faster than training models with large datasets. Thus, instead of evenly spacing out the training set sizes on a linear scale as above, you might train models with 1,000, 2,000, 4,000, 6,000, and 10,000 examples. This should still give you a clear sense of the trends in the learning curves. Of course, this technique is relevant only if the computational cost of training all the additional models is significant.

Cuối cùng, vẽ đồ thị quá trình học có thể tốn kém về mặt tính toán: Ví dụ: bạn có thể phải huấn luyện mười mô hình với 1.000, rồi 2.000, cho đến 10.000 mẫu. Huấn luyện các mô hình với các bộ dữ liệu nhỏ nhanh hơn nhiều so với huấn luyện các mô hình với các bộ dữ liệu lớn. Do đó, thay vì cách đều các kích thước tập huấn luyện theo tỷ lệ tuyến tính như trên, bạn có thể huấn luyện các mô hình với 1.000, 2.000, 4.000, 6.000 và 10.000 mẫu. Điều này vẫn sẽ cung cấp cho bạn một cảm giác rõ ràng về các xu hướng trong các đồ thị quá trình học. Tất nhiên, kỹ thuật này chỉ thích hợp nếu chi phí tính toán để huấn luyện tất cả các mô hình bổ sung là đáng kể.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH

[10] Here's what sampling with *replacement* means: You would randomly pick 10 different examples out of the 100 to form your first training set. Then to form the second training set, you would again pick 10 examples, but without taking into account what had been chosen in the first training set. Thus, it is possible for one specific example to appear in both the first and second training sets. In contrast, if you were sampling *without replacement*, the second training set would be chosen from just the 90 examples that had not been chosen the first time around. In practice, sampling with or without replacement shouldn't make a huge difference, but the former is common practice.

[10] Ở đây, việc lấy mẫu có *hoàn lại* có nghĩa là: Bạn sẽ chọn ngẫu nhiên 10 mẫu khác nhau trong số 100 để tạo thành tập huấn luyện đầu tiên của mình. Sau đó để tạo tập huấn luyện thứ hai, bạn sẽ lại lấy 10 mẫu ngẫu nhiên trong 100 mẫu ban đầu. Vì vậy, có thể một mẫu cụ thể xuất hiện trong cả tập huấn luyện thứ nhất và thứ hai. Ngược lại, nếu bạn lấy mẫu *không hoàn lại*, tập huấn luyện thứ hai sẽ chỉ được chọn từ 90 mẫu không được chọn ở lần đầu tiên. Trong thực tế, sử dụng lấy mẫu có hoàn lại hoặc không hoàn lại không tạo ra sự khác biệt lớn, nhưng lấy mẫu có hoàn lại là cách làm phổ biến.

Part 5: Comparing to human-level performance

Phần 5: So sánh với chất lượng mức con người

33. Why we compare to human-level performance

33. Tại sao chúng ta so sánh với chất lượng mức con người?

Many machine learning systems aim to automate things that humans do well. Examples include image recognition, speech recognition, and email spam classification. Learning algorithms have also improved so much that we are now surpassing human-level performance on more and more of these tasks.

Nhiều hệ thống học máy hướng tới tự động hóa những thứ con người làm tốt. Ví dụ như nhận dạng hình ảnh, nhận dạng giọng nói, và phân loại thư rác. Các thuật toán học cũng đã được cải thiện rất nhiều, đến mức vượt qua chất lượng mức con người trong ngày càng nhiều tác vụ.

Further, there are several reasons building an ML system is easier if you are trying to do a task that people can do well:

Hơn nữa, có rất nhiều lý do khiến việc xây dựng một hệ thống ML dễ dàng hơn nếu bạn đang giải quyết một tác vụ con người có thể làm tốt:

1. **Ease of obtaining data from human labelers.** For example, since people recognize cat images well, it is straightforward for people to provide high accuracy labels for your learning algorithm.
2. **Dễ dàng thu thập dữ liệu từ người gán nhãn.** Ví dụ, con người nhận diện hình ảnh mèo tốt nên việc mọi người cung cấp nhãn có độ chính xác cao cho thuật toán học tập là điều đơn giản.
2. **Error analysis can draw on human intuition.** Suppose a speech recognition algorithm is doing worse than human-level recognition. Say it incorrectly transcribes an audio clip as "This recipe calls for a *pear* of apples," mistaking "pair" for "pear." You can draw on human intuition and try to understand what information a person uses to get the correct transcription, and use this knowledge to modify the learning algorithm.
2. **Phân tích lỗi có thể dựa vào trực giác của con người.** Giả sử rằng một thuật toán nhận dạng giọng nói làm tệ hơn so với con người. Giả dụ nó ghi nhầm một đoạn âm thanh thành "This recipe calls for a *pear* of apples," (dịch là "công thức nấu ăn này cần một quả lê của táo") gây ra lỗi tại từ "pair" trở thành "pear". Bạn có thể dựa vào trực giác và cố gắng hiểu thông tin nào một người sử dụng để thu được bản ghi thoại chuẩn, và dùng thông tin này để điều chỉnh thuật toán.
3. **Use human-level performance to estimate the optimal error rate and also set a "desired error rate."** Suppose your algorithm achieves 10% error on a task, but a person achieves 2% error. Then we know that the optimal error rate is 2% or lower and the avoidable bias is at least 8%. Thus, you should try bias-reducing techniques.
3. **Sử dụng chất lượng mức con người để ước tính tỷ lệ lỗi tối ưu cũng như đặt ra một "tỷ lệ lỗi mong muốn."** Giả sử thuật toán của bạn trả về 10% lỗi trong một tác vụ, nhưng một người chỉ lỗi 2%. Dựa vào đó, chúng ta biết rằng tỷ lệ lỗi tối ưu là 2% hoặc thấp hơn và độ chênh có thể tránh ít nhất là 8%. Vì vậy, bạn nên thử các kỹ thuật giảm độ chênh.

Even though item #3 might not sound important, I find that having a reasonable and achievable target error rate helps accelerate a team's progress. Knowing your algorithm has high avoidable bias is incredibly valuable and opens up a menu of options to try.

Mặc dù mục số 3 nghe có vẻ không quan trọng, tôi thấy rằng việc xác định mục tiêu tỷ lệ lỗi hợp lý sẽ giúp đẩy nhanh tiến độ của nhóm. Việc biết thuật toán của bạn có độ chênh cao nhưng có thể tránh được là vô cùng có giá trị và mở ra nhiều tùy chọn để thử.

There are some tasks that even humans aren't good at. For example, picking a book to recommend to you; or picking an ad to show a user on a website; or predicting the stock market. Computers already surpass the performance of most people on these tasks. With these applications, we run into the following problems:

Có những tác vụ mà ngay cả con người cũng không giỏi. Ví dụ, chọn một cuốn sách để giới thiệu cho bạn; hoặc chọn một quảng cáo để hiển thị cho người dùng trên một trang web; hoặc dự đoán thị trường chứng khoán. Máy tính đã trở nên hiệu quả hơn hầu hết mọi người trong những tác vụ này. Với các ứng dụng này, chúng ta gặp phải các vấn đề sau:

- It is harder to obtain labels. For example, it's hard for human labelers to annotate a database of users with the "optimal" book recommendation. If you operate a website or app that sells books, you can obtain data by showing books to users and seeing what they buy. If you do not operate such a site, you need to find more creative ways to get data.
- Việc lấy nhãn khó hơn. Ví dụ, người ghi nhãn khó có thể dán nhãn một cơ sở dữ liệu người dùng với danh sách gợi ý sách tối ưu. Nếu bạn vận hành một trang web hoặc ứng dụng bán sách, bạn có thể lấy dữ liệu bằng cách hiển thị sách cho người dùng và xem những gì họ mua. Nếu bạn không vận hành một trang web như vậy, bạn cần tìm những cách sáng tạo hơn để lấy dữ liệu.
- Human intuition is harder to count on. For example, pretty much no one can predict the stock market. So if our stock prediction algorithm does no better than random guessing, it is hard to figure out how to improve it.

- Trực giác của con người khó dựa vào hơn. Ví dụ, khá nhiều người không thể dự đoán được thị trường chứng khoán. Vì vậy, nếu thuật toán dự đoán cổ phiếu của chúng ta không tốt hơn đoán ngẫu nhiên, thật khó để tìm ra cách cải thiện nó.
 - It is hard to know what the optimal error rate and reasonable desired error rate is. Suppose you already have a book recommendation system that is doing quite well. How do you know how much more it can improve without a human baseline?
- Thật khó để biết tỷ lệ lỗi tối ưu và tỷ lệ lỗi mong muốn hợp lý là gì. Giả sử bạn đã có một hệ thống giới thiệu sách đang hoạt động khá tốt. Làm thế nào để bạn biết nó có thể cải thiện bao nhiêu nếu không có giải pháp cấp con người?

34. How to define human-level performance

34. Cách xác định chất lượng mức con người

Suppose you are working on a medical imaging application that automatically makes diagnoses from x-ray images. A typical person with no previous medical background besides some basic training achieves 15% error on this task. A junior doctor achieves 10% error. An experienced doctor achieves 5% error. And a small team of doctors that discuss and debate each image achieves 2% error. Which one of these error rates defines "human-level performance"?

Giả sử bạn đang làm việc trên một ứng dụng hình ảnh y tế tự động đưa ra chẩn đoán từ hình ảnh X quang. Một người bình thường không có nền tảng y khoa nào ngoài một số đào tạo cơ bản có thể đạt được mức 15% lỗi trong tác vụ này. Một bác sĩ trẻ mới ra trường đạt được mức 10% lỗi. Một bác sĩ dày dặn kinh nghiệm đạt được mức 5% lỗi. Và một nhóm nhỏ các bác sĩ trao đổi và tranh luận mỗi hình ảnh đạt được mức 2% lỗi. Vậy cái nào trong những tỉ lệ lỗi này xác định "chất lượng mức con người"?

In this case, I would use 2% as the human-level performance proxy for our optimal error rate. You can also set 2% as the desired performance level because all three reasons from the previous chapter for comparing to human-level performance apply:

Trong trường hợp này, tôi sẽ sử dụng 2% làm "chất lượng mức con người" cho tỉ lệ lỗi tối ưu của chúng ta. Bạn cũng có thể đặt 2% làm mức chất lượng mong muốn vì nó thỏa mãn cả ba lý do để so sánh với chất lượng mức con người mà chúng ta đã nói ở chương trước:

- **Ease of obtaining labeled data from human labelers.** You can get a team of doctors to provide labels to you with a 2% error rate.
- **Dữ liệu được lấy dễ dàng từ người gán nhãn.** Bạn có thể nhờ một nhóm bác sĩ cung cấp nhãn cho bạn với tỉ lệ lỗi 2%.
- **Error analysis can draw on human intuition.** By discussing images with a team of doctors, you can draw on their intuitions.
- **Phân tích lỗi có thể dựa vào trực giác.** Bằng cách thảo luận với một nhóm các bác sĩ, bạn có thể dựa trên được trực giác của họ để đưa ra kết luận về các bức ảnh.
- **Use human-level performance to estimate the optimal error rate and also set achievable "desired error rate."** It is reasonable to use 2% error as our estimate of the optimal error rate. The optimal error rate could be even lower than 2%, but it cannot be higher, since it is possible for a team of doctors to achieve 2% error. In contrast, it is not reasonable to use 5% or 10% as an estimate of the optimal error rate, since we know these estimates are necessarily too high.
- **Sử dụng chất lượng mức con người để ước tính tỉ lệ lỗi tối ưu cũng như đặt ra "tỉ lệ lỗi mong muốn" khả thi.** Đó là điều khá hợp lý khi sử dụng mức 2% lỗi làm ước lượng của chúng ta về tỉ lệ lỗi tối ưu. Tỉ lệ lỗi tối ưu có thể thậm chí thấp hơn 2%, nhưng không thể cao hơn, vì một nhóm bác sĩ có thể đạt được mức 2% lỗi. Ngược lại, sẽ không hợp lý khi sử dụng 5% hoặc 10% làm ước tính tỉ lệ lỗi tối ưu, vì chúng ta biết các ước tính này đang quá cao.

When it comes to obtaining labeled data, you might not want to discuss every image with an entire team of doctors since their time is expensive. Perhaps you can have a single junior doctor label the vast majority of cases and bring only the harder cases to more experienced doctors or to the team of doctors.

Khi nói đến việc lấy dữ liệu được gán nhãn, bạn có thể không muốn thảo luận về mọi bức ảnh với toàn bộ đội ngũ bác sĩ vì thời gian của họ rất đáng giá. Có lẽ bạn có thể có một bác sĩ trẻ mới ra trường gán nhãn cho phần lớn các trường hợp và chỉ dành những trường hợp khó hơn cho các bác sĩ có kinh nghiệm hơn hoặc cho đội ngũ bác sĩ.

If your system is currently at 40% error, then it doesn't matter much whether you use a junior doctor (10% error) or an experienced doctor (5% error) to label your data and provide intuitions. But if your system is already at 10% error, then defining the human-level reference as 2% gives you better tools to keep improving your system.

Nếu hệ thống hiện tại của bạn có mức 40% lỗi, vậy thì nó không có ý nghĩa nhiều giữa việc bạn sử dụng một bác sĩ mới ra trường (10% lỗi) hoặc một bác sĩ có kinh nghiệm (5% lỗi) để gán nhãn và đưa ra những phán đoán trực giác cho dữ liệu của bạn. Nhưng nếu hệ thống của bạn đang có 10% lỗi thì việc xác định chất lượng mức con người ở mức 2% sẽ cho bạn các công cụ tốt hơn để tiếp tục cải thiện hệ thống của mình.

35. Surpassing human-level performance

35. Vượt qua chất lượng mức con người

You are working on speech recognition and have a dataset of audio clips. Suppose your dataset has many noisy audio clips so that even humans have 10% error. Suppose your system already achieves 8% error. Can you use any of the three techniques described in Chapter 33 to continue making rapid progress?

Bạn đang làm về nhận dạng giọng nói và bạn có một tập dữ liệu là các đoạn âm thanh. Giả sử, tập dữ liệu của bạn có nhiều âm thanh nhiễu mà thậm chí con người còn mắc phải 10% lỗi. Giả sử, hệ thống của bạn đã đạt được 8% lỗi. Liệu bạn có thể sử dụng bất kỳ kỹ thuật nào trong ba kỹ thuật được mô tả trong Chương 33 để tiếp tục tiến bộ nhanh chóng?

If you can identify a subset of data in which humans significantly surpass your system, then you can still use those techniques to drive rapid progress. For example, suppose your system is much better than people at recognizing speech in noisy audio, but humans are still better at transcribing very rapidly spoken speech.

Nếu bạn có thể xác định một tập dữ liệu con mà con người vượt qua được hệ thống của bạn một cách đáng kể, thì bạn vẫn có thể sử dụng các kỹ thuật đó để thúc đẩy tiến trình nhanh chóng. Ví dụ, giả sử hệ thống của bạn tốt hơn nhiều so với con người trong việc nhận dạng giọng nói trong âm thanh nhiễu, nhưng con người vẫn làm tốt hơn trong việc ghi lại lời nói rất nhanh.

For the subset of data with rapidly spoken speech:

Đối với tập dữ liệu con với lời nói nhanh:

1. You can still obtain transcripts from humans that are higher quality than your algorithm's output.
1. Bạn vẫn có thể lấy được bản ghi thoại từ con người với chất lượng cao hơn so với đầu ra thuật toán của bạn.
2. You can draw on human intuition to understand why they correctly heard a rapidly spoken utterance when your system didn't.
1. Bạn có thể dựa vào trực giác để hiểu lý do tại sao họ nghe chính xác một phát ngôn nhanh khi hệ thống của bạn chưa thể.
3. You can use human-level performance on rapidly spoken speech as a desired performance target.
1. Bạn có thể dùng chất lượng mức con người trên lời nói nhanh như một mục tiêu chất lượng mong muốn.

More generally, so long as there are dev set examples where humans are right and your algorithm is wrong, then many of the techniques described earlier will apply. This is true even if, averaged over the entire dev/test set, your performance is already surpassing human-level performance.

Tổng quát hơn, miễn là có các mẫu trong tập phát triển mà con người đúng và thuật toán của bạn sai, thì rất nhiều kỹ thuật được mô tả trước đây sẽ áp dụng được. Điều này đúng ngay cả khi chất lượng của bạn (tính trung bình trên toàn bộ tập phát triển/kiểm tra) đã vượt qua chất lượng mức con người.

There are many important machine learning applications where machines surpass human level performance. For example, machines are better at predicting movie ratings, how long it takes for a delivery car to drive somewhere, or whether to approve loan applications. Only a subset of techniques apply once humans have a hard time identifying examples that the algorithm is clearly getting wrong. Consequently, progress is usually slower on problems where machines already surpass human-level performance, while progress is faster when machines are still trying to catch up to humans.

Có nhiều ứng dụng học máy quan trọng trong đó máy đã vượt qua chất lượng mức con người. Ví dụ, máy làm tốt hơn trong việc dự đoán xếp hạng phim, sẽ mất bao lâu để một chiếc xe giao hàng lái xe đi đâu đó, hoặc có chấp nhận hồ sơ vay vốn hay không. Chỉ một tập con những kỹ thuật là áp dụng được khi mà con người còn gặp khó khăn trong việc xác định các mẫu nào mà thuật toán còn rõ ràng đang làm sai. Do đó, tiến độ thường chậm hơn đối với các vấn đề trong đó máy móc đã vượt qua chất lượng mức con người, và ngược lại, nhanh hơn khi máy móc vẫn đang cố gắng bắt kịp con người.

Part 6: Training and testing on different distributions

Phần 6: Huấn luyện và kiểm tra trên các phân phối khác nhau

36. When you should train and test on different distributions

36. Khi nào bạn nên huấn luyện và kiểm tra trên những phân phối khác nhau

Users of your cat pictures app have uploaded 10,000 images, which you have manually labeled as containing cats or not. You also have a larger set of 200,000 images that you downloaded off the internet. How should you define train/dev/test sets?

Người dùng của ứng dụng ảnh mèo của bạn đã đăng tải 10.000 tấm ảnh mà sau đó bạn đã gán nhãn chúng có mèo hay không một cách thủ công. Bạn cũng có một tập ảnh lớn hơn gồm 200.000 tấm bạn đã tải về trên mạng. Bạn nên tạo tập huấn luyện/phát triển/kiểm tra như thế nào?

Since the 10,000 user images closely reflect the actual probability distribution of data you want to do well on, you might use that for your dev and test sets. If you are training a data-hungry deep learning algorithm, you might give it the additional 200,000 internet images for training. Thus, your training and dev/test sets come from different probability distributions. How does this affect your work?

Vì 10.000 tấm ảnh của người dùng phản ánh mật thiết phân bố xác suất thật của dữ liệu mà bạn muốn làm tốt, bạn có thể sử dụng chúng cho tập phát triển và kiểm tra. Nếu bạn đang huấn luyện một thuật toán deep learning "đói" dữ liệu, bạn có thể đưa thêm 200.000 tấm ảnh trên mạng cho việc huấn luyện. Do vậy, tập huấn luyện và tập phát triển/kiểm tra sẽ đến từ những phân phối khác nhau. Điều này ảnh hưởng thế nào tới công việc của bạn?

Instead of partitioning our data into train/dev/test sets, we could take all 210,000 images we have, and randomly shuffle them into train/dev/test sets. In this case, all the data comes from the same distribution. But I recommend against this method, because about $205,000/210,000 \approx 97.6\%$ of your dev/test data would come from internet images, which does not reflect the actual distribution you want to do well on. Remember our recommendation on choosing dev/test sets:

Thay vì phân chia dữ liệu của chúng ta ra thành tập huấn luyện/phát triển/kiểm tra, chúng ta có thể lấy hết 210.000 tấm ảnh mà ta có, và trộn một cách ngẫu nhiên vào các tập huấn luyện/phát triển/kiểm tra. Trong trường hợp này, tất cả dữ liệu đều đến từ cùng một phân phối. Nhưng tôi không ủng hộ phương pháp này, bởi vì khoảng $205,000/210,000 \approx 97.6\%$ dữ liệu phát triển/kiểm tra đến từ những ảnh trên mạng nên nó không phản ánh được phân phối thật mà bạn muốn làm tốt trên nó. Hãy nhớ lời khuyên khi chọn tập phát triển/kiểm tra:

Choose dev and test sets to reflect data you expect to get in the future and want to do well on.

Chọn tập phát triển và kiểm tra phản ánh dữ liệu bạn kỳ vọng sẽ có trong tương lai và muốn làm tốt trên nó.

Most of the academic literature on machine learning assumes that the training set, dev set and test set all come from the same distribution [11]. In the early days of machine learning, data was scarce. We usually only had one dataset drawn from some probability distribution. So we would randomly split that data into train/dev/test sets, and the assumption that all the data was coming from the same source was usually satisfied.

Đa số các tài liệu học thuật về machine learning đều giả định tập huấn luyện, tập phát triển và tập kiểm tra đến từ cùng một phân phối [11]. Trong những ngày đầu của học máy, dữ liệu rất khan hiếm. Ta thường chỉ có một bộ dữ liệu được lấy ra từ một phân bố xác suất nào đó. Bởi vậy, ta thường phân tách một cách ngẫu nhiên dữ liệu đó thành tập huấn luyện/phát triển/kiểm tra, và việc mặc định là tất cả các dữ liệu đến từ cùng một nguồn thường được thỏa mãn.

But in the era of big data, we now have access to huge training sets, such as cat internet images. Even if the training set comes from a different distribution than the dev/test set, we still want to use it for learning since it can provide a lot of information.

Nhưng trong thời đại của dữ liệu lớn, ta nay đã có thể tiếp cận với những tập huấn luyện khổng lồ, như là những tấm ảnh mèo trên mạng. Kể cả khi tập huấn luyện đến từ một phân phối khác với tập phát triển/kiểm tra, ta vẫn muốn sử dụng chúng cho quá trình học bởi vì chúng có thể cung cấp rất nhiều thông tin.

For the cat detector example, instead of putting all 10,000 user-uploaded images into the dev/test sets, we might instead put 5,000 into the dev/test sets. We can put the remaining 5,000 user-uploaded examples into the training set. This way, your training set of 205,000 examples contains some data that comes from your dev/test distribution along with the 200,000 internet images. We will discuss in a later chapter why this method is helpful.

Với ví dụ về bộ nhận diện mèo, thay vì bỏ toàn bộ 10.000 tấm ảnh do người dùng đăng tải vào tập phát triển/kiểm tra, thay vào đó ta chỉ bỏ 5.000 tấm vào tập phát triển/kiểm tra. Còn lại 5.000 tấm do người dùng đăng tải, ta có thể bỏ vào tập huấn luyện. Bằng cách này, tập huấn luyện gồm 205.000 mẫu sẽ chứa một vài dữ liệu đến từ phân phối của tập phát triển/kiểm tra cùng với 200.000 tấm từ internet. Chúng ta sẽ bàn thêm trong chương sau vì sao phương pháp này lại có ích.

Let's consider a second example. Suppose you are building a speech recognition system to transcribe street addresses for a voice-controlled mobile map/navigation app. You have 20,000 examples of users speaking street addresses. But you also have 500,000

examples of other audio clips with users speaking about other topics. You might take 10,000 examples of street addresses for the dev/test sets, and use the remaining 10,000, plus the additional 500,000 examples, for training.

Hãy xem xét một ví dụ thứ hai. Giả sử bạn đang xây dựng một hệ thống nhận diện giọng nói để phiên âm địa chỉ đường cho một ứng dụng bản đồ/định vị trên di động điều khiển bằng giọng nói. Bạn có 20.000 mẫu của người dùng đang nói địa chỉ đường. Nhưng bạn cũng có 500.000 mẫu là những bản ghi âm khác của người dùng đang nói về những chủ đề khác. Bạn có thể lấy 10.000 mẫu nói về địa chỉ đường cho tập phát triển/kiểm tra, và sử dụng 10.000 mẫu còn lại, cộng thêm 500.000 mẫu, cho việc huấn luyện.

We will continue to assume that your dev data and your test data come from the same distribution. But it is important to understand that different training and dev/test distributions offer some special challenges.

Chúng ta sẽ tiếp tục giả định rằng dữ liệu phát triển và dữ liệu kiểm tra của bạn đến từ cùng một phân phối. Nhưng cũng quan trọng khi hiểu rằng phân bố tập huấn luyện và phát triển/kiểm tra khác nhau sẽ dẫn tới một vài thách thức đặc biệt.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[11] There is some academic research on training and testing on different distributions. Examples include "domain adaptation," "transfer learning" and "multitask learning." But there is still a huge gap between theory and practice. If you train on dataset A and test on some very different type of data B, luck could have a huge effect on how well your algorithm performs. (Here, "luck" includes the researcher's hand-designed features for the particular task, as well as other factors that we just don't understand yet.) This makes the academic study of training and testing on different distributions difficult to carry out in a systematic way.

[11] Có một vài nghiên cứu khoa học về việc huấn luyện và kiểm tra trên các phân phối khác nhau. Những ví dụ bao gồm "thích ứng miền", "học chuyển tiếp" và "học đa nhiệm". Tuy nhiên vẫn còn một khoảng cách lớn giữa lý thuyết và thực hành. Nếu bạn huấn luyện trên bộ dữ liệu A và kiểm tra trên một vài kiểu dữ liệu rất khác B, may mắn sẽ có ảnh hưởng rất lớn tới việc thuật toán của bạn hoạt động tốt thế nào. (Ở đây, "may mắn" bao gồm những đặc trưng được tạo thủ công cho một bài toán nhất định của người làm nghiên cứu, cũng như một vài nhân tố khác mà chúng ta vẫn chưa hiểu rõ.) Điều này làm cho nghiên cứu khoa học của việc huấn luyện và kiểm tra trên những phân phối khác nhau khó có thể hoàn thành một cách có hệ thống.

37. How to decide whether to use all your data

37. Làm sao để quyết định có nên sử dụng toàn bộ dữ liệu?

Suppose your cat detector's training set includes 10,000 user-uploaded images. This data comes from the same distribution as a separate dev/test set, and represents the distribution you care about doing well on. You also have an additional 20,000 images downloaded from the internet. Should you provide all $20,000 + 10,000 = 30,000$ images to your learning algorithm as its training set, or discard the 20,000 internet images for fear of it biasing your learning algorithm?

Giả sử tập huấn luyện của bộ nhận diện mèo của bạn bao gồm 10.000 hình ảnh do người dùng tải lên. Dữ liệu này đến từ cùng một phân phối chia ra một tập phát triển/kiểm tra riêng biệt, và đại diện cho phân phối mà bạn muốn làm tốt trên đó. Bạn cũng có thêm 20.000 hình ảnh được tải xuống từ internet. Bạn có nên cung cấp tất cả $20.000 + 10.000 = 30.000$ ảnh cho thuật toán học dưới dạng tập huấn luyện, hay nên loại bỏ 20.000 ảnh từ internet để tránh làm chệch đi thuật toán học của bạn?

When using earlier generations of learning algorithms (such as hand-designed computer vision features, followed by a simple linear classifier) there was a real risk that merging both types of data would cause you to perform worse. Thus, some engineers will warn you against including the 20,000 internet images.

Khi sử dụng các thế hệ thuật toán học trước đó (như các tính năng nhận diện hình ảnh được thiết kế thủ công, theo sau là một phân loại tuyến tính đơn giản), có một rủi ro thực sự là việc hợp nhất cả hai loại dữ liệu sẽ khiến bạn đạt chất lượng tệ hơn. Do đó, một số kỹ sư sẽ cảnh báo bạn không thêm vào 20.000 ảnh internet.

But in the modern era of powerful, flexible learning algorithms—such as large neural networks—this risk has greatly diminished. If you can afford to build a neural network with a large enough number of hidden units/layers, you can safely add the 20,000 images to your training set. Adding the images is more likely to increase your performance.

Nhưng ngày nay, với các thuật toán học linh hoạt, mạnh mẽ -- chẳng hạn như các mạng nơ-ron lớn -- rủi ro này đã giảm đi rất nhiều. Nếu bạn có thể đủ khả năng để xây dựng một mạng nơ-ron với số lượng đơn vị/tầng ẩn đủ lớn, bạn có thể thêm 20.000 hình ảnh vào tập huấn luyện của mình một cách an toàn. Việc thêm hình ảnh có nhiều khả năng để tăng chất lượng của bạn.

This observation relies on the fact that there is some $x \rightarrow y$ mapping that works well for both types of data. In other words, there exists some system that inputs either an internet image or a mobile app image and reliably predicts the label, even without knowing the source of the image.

Nhận định này dựa trên thực tế là có một số ánh xạ $x \rightarrow y$ hoạt động tốt cho cả hai loại dữ liệu. Nói cách khác, vẫn tồn tại một số hệ thống nhận đầu vào là ảnh internet hoặc ảnh ứng dụng di động và dự đoán một cách đáng tin cậy nhãn ảnh, ngay cả khi không biết nguồn gốc của nó.

Adding the additional 20,000 images has the following effects:

Thêm vào 20.000 hình ảnh bổ sung có những ảnh hưởng sau:

- It gives your neural network more examples of what cats do/do not look like. This is helpful, since internet images and user-uploaded mobile app images do share some similarities. Your neural network can apply some of the knowledge acquired from internet images to mobile app images.
- Nó cung cấp cho mạng nơ-ron của bạn nhiều mẫu hơn về những gì giống/không giống mèo. Điều này rất hữu ích, vì hình ảnh internet và hình ảnh ứng dụng di động do người dùng tải lên có chung một số điểm tương đồng. Mạng neural của bạn có thể áp dụng một số kiến thức thu được từ hình ảnh internet vào hình ảnh ứng dụng di động.
- It forces the neural network to expend some of its capacity to learn about properties that are specific to internet images (such as higher resolution, different distributions of how the images are framed, etc.) If these properties differ greatly from mobile app images, it will "use up" some of the representational capacity of the neural network. Thus there is less capacity for recognizing data drawn from the distribution of mobile app images, which is what you really care about. Theoretically, this could hurt your algorithms' performance.
- Nó buộc mạng nơ-ron phải sử dụng một số nguồn lực của nó để tìm hiểu về các thuộc tính dành riêng cho hình ảnh trên internet (chẳng hạn như độ phân giải cao hơn, các phân phối khác nhau về cách các hình ảnh được đóng khung, v.v.) Nếu các thuộc tính này khác nhiều so với hình ảnh ứng dụng di động, nó sẽ "sử dụng hết" một số khả năng đại diện của mạng nơ-ron. Vì vậy khả năng nhận biết dữ liệu trích xuất từ phân phối ảnh ứng dụng di động sẽ ít hơn, trong khi đó mới là điều bạn thực sự quan tâm. Trên lý thuyết, điều này có thể gây tổn thương đến chất lượng thuật toán của bạn.

To describe the second effect in different terms, we can turn to the fictional character Sherlock Holmes, who says that your brain is like

an attic; it only has a finite amount of space. He says that "for every addition of knowledge, you forget something that you knew before. It is of the highest importance, therefore, not to have useless facts elbowing out the useful ones." [12]

Để mô tả ảnh hưởng thứ hai theo các thuật ngữ khác nhau, chúng ta có thể chuyển sang nhân vật hư cấu Sherlock Holmes, người nói rằng bộ não của bạn giống như một căn gác; nó chỉ có một khía cửa hông hưu hạn. Anh ta nói rằng "mỗi lầu bổ sung kiến thức, bạn sẽ quên đi những điều mà bạn biết trước đây. Do đó, điều quan trọng bậc nhất là không để những thông tin vô dụng lấn át những thông tin hữu ích." [12]

Fortunately, if you have the computational capacity needed to build a big enough neural network—i.e., a big enough attic—then this is not a serious concern. You have enough capacity to learn from both internet and from mobile app images, without the two types of data competing for capacity. Your algorithm's "brain" is big enough that you don't have to worry about running out of attic space.

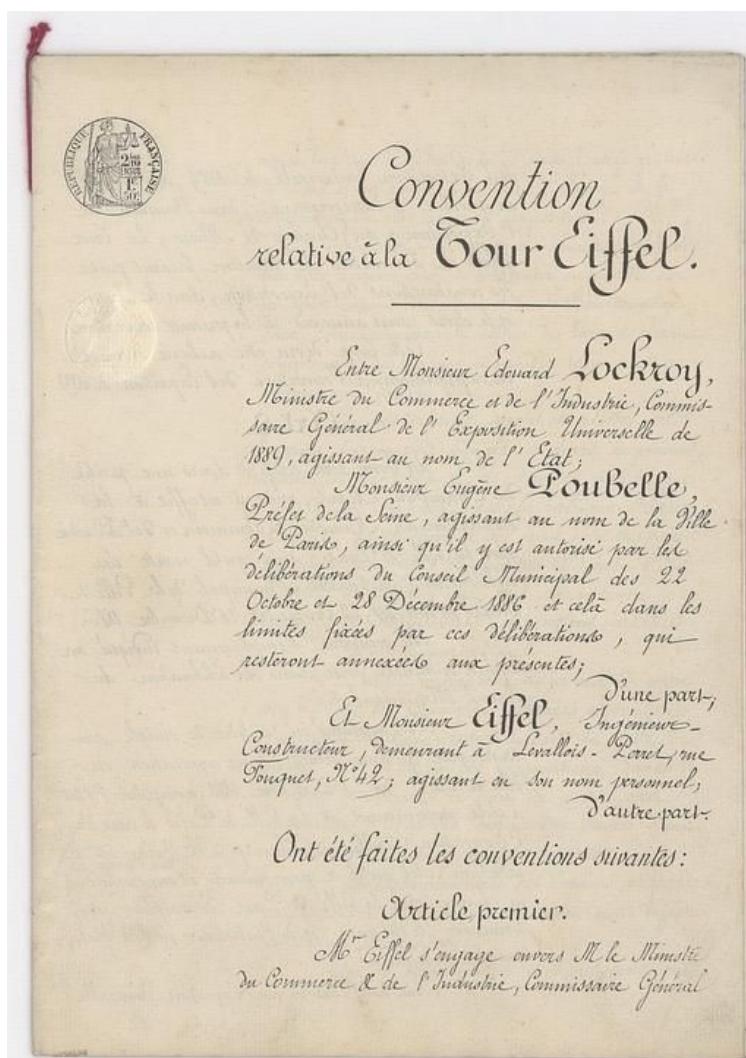
May mắn thay, nếu bạn có khả năng tính toán cần thiết để xây dựng một mạng nơ-ron đủ lớn -- ví dụ, một căn gác đủ lớn -- thì đây không phải là một vấn đề nghiêm trọng. Bạn có đủ năng lực để học từ cả hình ảnh internet và từ hình ảnh ứng dụng di động mà không có sự cạnh tranh về dung lượng giữa hai loại dữ liệu. "Bộ não" của thuật toán đủ lớn để bạn không phải lo lắng về việc hết không gian căn gác.

But if you do not have a big enough neural network (or another highly flexible learning algorithm), then you should pay more attention to your training data matching your dev/test set distribution.

Nhưng nếu bạn không có một mạng nơ-ron đủ lớn (hoặc một thuật toán học rất linh hoạt khác), thì bạn nên chú ý hơn đến dữ liệu huấn luyện phù hợp với việc phân phối tập hợp phát triển/kiểm tra của bạn.

If you think you have data that has no benefit, you should just leave out that data for computational reasons. For example, suppose your dev/test sets contain mainly casual pictures of people, places, landmarks, animals. Suppose you also have a large collection of scanned historical documents:

Nếu bạn nghĩ rằng bạn có dữ liệu không giá trị, bạn nên loại bỏ dữ liệu đó vì lý do khả năng tính toán. Ví dụ: giả sử tập huấn luyện/kiểm tra của bạn chứa chủ yếu là hình ảnh thông thường về con người, địa điểm, địa danh, động vật. Giả sử bạn cũng có một bộ sưu tập lớn bản scan các tài liệu lịch sử:



These documents don't contain anything resembling a cat. They also look completely unlike your dev/test distribution. There is no point including this data as negative examples, because the benefit from the first effect above is negligible -- there is almost nothing your

neural network can learn from this data that it can apply to your dev/test set distribution. Including them would waste computation resources and representation capacity of the neural network.

Những tài liệu này không có gì giống như một con mèo. Chúng cũng trông hoàn toàn không giống như tập phân phối phát triển/kiểm tra của bạn. Hoàn toàn không có ý nghĩa gì khi giữ lại dữ liệu này để làm mẫu thử âm tính, vì lợi ích từ ảnh hưởng đầu tiên ở trên là không đáng kể -- hầu như mạng nơ-ron của bạn không thể học được từ dữ liệu này để có thể áp dụng cho phân phối tập phát triển/kiểm tra của bạn. Giữ lại chúng sẽ lãng phí tài nguyên tính toán và khả năng đại diện của mạng nơ-ron.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[12] A Study in Scarlet by Arthur Conan Doyle

[12] Một nghiên cứu về Scarlet của Arthur Conan Doyle

38. How to decide whether to include inconsistent data

38. Làm thế nào để quyết định có nên bao gồm dữ liệu không nhất quán

Suppose you want to learn to predict housing prices in New York City. Given the size of a house (input feature x), you want to predict the price (target label y).

Giả sử bạn muốn tìm hiểu để dự đoán giá nhà ở Thành phố New York. Với kích thước của một ngôi nhà (đặc trưng đầu vào x), bạn muốn dự đoán mức giá (nhãn mục tiêu y).

Housing prices in New York City are very high. Suppose you have a second dataset of housing prices in Detroit, Michigan, where housing prices are much lower. Should you include this data in your training set?

Giá nhà ở Thành phố New York rất cao. Giả sử bạn có bộ dữ liệu thứ hai về giá nhà đất ở Detroit, Michigan, nơi giá nhà đất thấp hơn nhiều. Bạn có nên bao gồm dữ liệu này trong tập huấn luyện của bạn không?

Given the same size x , the price of a house y is very different depending on whether it is in New York City or in Detroit. If you only care about predicting New York City housing prices, putting the two datasets together will hurt your performance. In this case, it would be better to leave out the inconsistent Detroit data. [13]

Với cùng kích thước x , giá của ngôi nhà y rất khác nhau tùy thuộc vào việc nó ở Thành phố New York hay ở Detroit. Nếu bạn chỉ quan tâm đến việc dự đoán giá nhà ở Thành phố New York, việc đặt hai bộ dữ liệu lại với nhau sẽ làm tổn hại đến hiệu suất của bạn. Trong trường hợp này, tốt hơn hết là bỏ qua dữ liệu không nhất quán Detroit. [13]

How is this New York City vs. Detroit example different from the mobile app vs. internet cat images example?

Ví dụ về Thành phố New York và Detroit này khác gì so với ví dụ về ảnh mèo từ ứng dụng di động và ảnh trên internet?

The cat image example is different because, given an input picture x , one can reliably predict the label y indicating whether there is a cat, even without knowing if the image is an internet image or a mobile app image. I.e., there is a function $f(x)$ that reliably maps from the input x to the target output y , even without knowing the origin of x . Thus, the task of recognition from internet images is "consistent" with the task of recognition from mobile app images. This means there was little downside (other than computational cost) to including all the data, and some possible significant upside. In contrast, New York City and Detroit, Michigan data are not consistent. Given the same x (size of house), the price is very different depending on where the house is.

Ví dụ về ảnh mèo khác trường hợp trên bởi vì, với một ảnh đầu vào x , ta có thể dự đoán một cách đáng tin cậy nhãn y liệu có mèo trong ảnh hay không mà không cần biết hình ảnh đó là từ internet hay từ ứng dụng di động. Nghĩa là, có một hàm $f(x)$ ánh xạ đáng tin cậy từ đầu vào x đến đầu ra mục tiêu y , ngay cả khi không biết nguồn gốc của x . Do đó, nhiệm vụ nhận dạng hình ảnh từ internet là nhiệm vụ nhất quán với nhiệm vụ nhận dạng hình ảnh từ ứng dụng di động. Điều này có nghĩa là có rất ít nhược điểm (ngoài chi phí tính toán) khi bao gồm tất cả các dữ liệu và một số nhược điểm đáng kể có thể có. Ngược lại, dữ liệu của Thành phố New York và Detroit, Michigan không nhất quán. Cho cùng một x (kích thước của ngôi nhà), giá nhà rất khác nhau tùy thuộc vào vị trí ngôi nhà.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[13] There is one way to address the problem of Detroit data being inconsistent with New York City data, which is to add an extra feature to each training example indicating the city. Given an input x —which now specifies the city—the target value of y is now unambiguous. However, in practice I do not see this done frequently.

[13] Có một cách để giải quyết vấn đề dữ liệu Detroit không nhất quán với dữ liệu của Thành phố New York, đó là thêm một đặc trưng biểu diễn thành phố. Cho một đầu vào x —với đặc trưng biểu diễn thành phố—giá trị mục tiêu của y bây giờ không mập mờ nữa. Tuy nhiên, trong thực tế tôi không thấy điều này được thực hiện thường xuyên.

39. Weighting data

39. Đánh trọng số dữ liệu

Suppose you have 200,000 images from the internet and 5,000 images from your mobile app users. There is a 40:1 ratio between the size of these datasets. In theory, so long as you build a huge neural network and train it long enough on all 205,000 images, there is no harm in trying to make the algorithm do well on both internet images and mobile images.

Giả sử bạn có 200.000 hình ảnh từ internet và 5.000 hình ảnh từ người dùng ứng dụng di động của bạn. Tỷ lệ kích thước giữa các bộ dữ liệu này là 40:1. Về lý thuyết, miễn là bạn xây dựng một mạng nơ-ron khổng lồ và huấn luyện nó đủ lâu trên tất cả 205.000 hình ảnh thì sẽ không có vấn đề gì khi cố gắng làm cho thuật toán hoạt động tốt trên cả hình ảnh từ internet và hình ảnh từ di động.

But in practice, having 40x as many internet images as mobile app images might mean you need to spend 40x (or more) as much computational resources to model both, compared to if you trained on only the 5,000 images.

Nhưng trên thực tế, việc có hình ảnh từ internet gấp 40 lần so với hình ảnh từ ứng dụng di động có thể nghĩa là bạn cần phải sử dụng 40 lần (hoặc nhiều hơn) tài nguyên tính toán để mô hình hóa cả hai, so với nếu bạn chỉ đào tạo trên 5.000 hình ảnh.

If you don't have huge computational resources, you could give the internet images a much lower weight as a compromise.

Nếu bạn không có tài nguyên tính toán khổng lồ, bạn có thể gán trọng số thấp hơn nhiều cho các hình ảnh từ internet như một cách thỏa hiệp.

For example, suppose your optimization objective is squared error (This is not a good choice for a classification task, but it will simplify our explanation.) Thus, our learning algorithm tries to optimize:

Ví dụ, giả sử mục tiêu tối ưu của bạn là sai số bình phương (Đây không phải là một lựa chọn tốt cho một tác vụ phân loại, nhưng nó sẽ đơn giản hóa lời giải thích của chúng ta.) Vì vậy, thuật toán học tập của chúng ta cố gắng tối ưu hóa:

$$\min_{\theta} \sum_{(x,y) \in \text{MobileImg}} (h_{\theta}(x) - y)^2 + \sum_{(x,y) \in \text{InternetImg}} (h_{\theta}(x) - y)^2$$

The first sum above is over the 5,000 mobile images, and the second sum is over the 200,000 internet images. You can instead optimize with an additional parameter α :

Tổng đầu tiên phía trên là trên 5.000 hình ảnh từ di động và tổng thứ hai là trên 200.000 hình ảnh từ internet. Bạn cũng có thể tối ưu với một tham số bổ sung α :

$$\min_{\theta} \sum_{(x,y) \in \text{MobileImg}} (h_{\theta}(x) - y)^2 + \beta \sum_{(x,y) \in \text{InternetImg}} (h_{\theta}(x) - y)^2$$

If you set $\alpha=1/40$, the algorithm would give equal weight to the 5,000 mobile images and the 200,000 internet images. You can also set the parameter α to other values, perhaps by tuning to the dev set.

Nếu bạn chọn $\alpha = 1/40$, thuật toán sẽ gán trọng số tương đương cho 5.000 hình ảnh từ di động và 200.000 hình ảnh từ internet. Bạn cũng có thể chọn các giá trị khác cho α , có thể bằng cách điều chỉnh theo tập phát triển.

By weighting the additional Internet images less, you don't have to build as massive a neural network to make sure the algorithm does well on both types of tasks. This type of re-weighting is needed only when you suspect the additional data (Internet Images) has a very different distribution than the dev/test set, or if the additional data is much larger than the data that came from the same distribution as the dev/test set (mobile images).

Khi giảm trọng số các hình ảnh bổ sung từ Internet, bạn không cần phải xây dựng một mạng nơ-ron khổng lồ để đảm bảo thuật toán thực hiện tốt cả hai loại tác vụ. Việc đánh lại trọng số này chỉ cần thiết khi bạn nghi ngờ dữ liệu bổ sung (Hình ảnh từ Internet) có phân phối rất khác so với tập phát triển/ tập kiểm tra, hoặc nếu dữ liệu bổ sung lớn hơn nhiều so với dữ liệu mà có cùng phân phối với tập phát triển/ tập kiểm tra (hình ảnh từ di động).

40. Generalizing from the training set to the dev set

40. Tổng quát hóa từ tập huấn luyện đến tập phát triển

Suppose you are applying ML in a setting where the training and the dev/test distributions are different. Say, the training set contains Internet images + Mobile images, and the dev/test sets contain only Mobile images. However, the algorithm is not working well: It has a much higher dev/test set error than you would like. Here are some possibilities of what might be wrong:

Giả sử bạn đang áp dụng học máy cho một ứng dụng mà phân phối của tập huấn luyện và tập phát triển khác nhau. Tập huấn luyện chứa ảnh Internet + ảnh Điện Thoại trong khi tập phát triển/kiểm tra chỉ chứa ảnh Điện Thoại. Tuy nhiên, thuật toán của bạn không hoạt động tốt: Lượng lỗi trên tập phát triển/kiểm tra cao hơn nhiều con số mà bạn muốn. Dưới đây là một số khả năng có thể gây ra vấn đề trên:

1. It does not do well on the training set. This is the problem of high (avoidable) bias on the training set distribution.
1. Thuật toán không hoạt động tốt trên tập huấn luyện. Đây là vấn đề của độ chênh cao (tránh được) trên phân phối của tập huấn luyện.
2. It does well on the training set, but does not generalize well to previously unseen data *drawn from the same distribution as the training set*. This is high variance.
2. Thuật toán thể hiện tốt trên tập huấn luyện, nhưng không tổng quát hóa tốt trên dữ liệu chưa thấy trích xuất *từ cùng phân phối với tập huấn luyện*. Trường hợp này là phương sai cao.
3. It generalizes well to new data drawn from the same distribution as the training set, but not to data drawn from the dev/test set distribution. We call this problem **data mismatch**, since it is because the training set data is a poor match for the dev/test set data.
3. Thuật toán tổng quát hóa tốt với dữ liệu mới trích xuất từ cùng phân phối với tập huấn luyện, nhưng không tốt với dữ liệu trích xuất từ phân phối của tập phát triển/kiểm tra. Chúng ta gọi vấn đề này là **dữ liệu không tương đồng** bởi dữ liệu của tập huấn luyện khớp kém so với dữ liệu của tập phát triển/kiểm tra.

For example, suppose that humans achieve near perfect performance on the cat recognition task. Your algorithm achieves this:

Ví dụ, giả sử con người đạt chất lượng hoàn hảo trong việc nhận dạng mèo. Thuật toán của bạn đạt được các kết quả như sau:

- 1% error on the training set
- 1% lỗi trên tập huấn luyện
- 1.5% error on data drawn from the same distribution as the training set that the algorithm has not seen
- 1.5% lỗi trên dữ liệu trích xuất từ cùng phân phối với tập huấn luyện mà thuật toán chưa thấy trước đó
- 10% error on the dev set
- 10% lỗi trên tập phát triển

In this case, you clearly have a data mismatch problem. To address this, you might try to make the training data more similar to the dev/test data. We discuss some techniques for this later.

Trường hợp này bạn rõ ràng có vấn đề về dữ liệu không tương đồng. Để khắc phục, bạn có thể cố gắng xử lý dữ liệu huấn luyện sao cho giống hơn với dữ liệu trên tập phát triển/kiểm tra. Chúng ta sẽ bàn luận các kỹ thuật xử lý vấn đề này sau.

In order to diagnose to what extent an algorithm suffers from each of the problems 1-3 above, it will be useful to have another dataset. Specifically, rather than giving the algorithm all the available training data, you can split it into two subsets: The actual training set which the algorithm will train on, and a separate set, which we will call the "Training dev" set, that we will not train on.

Để chẩn đoán mức độ tác động tới thuật toán từ mỗi vấn đề 1-3 ở trên, sẽ rất hữu ích khi bạn có một bộ dữ liệu khác. Cụ thể, thay vì áp dụng thuật toán với toàn bộ dữ liệu huấn luyện, bạn có thể chia nó thành hai tập con: Tập huấn luyện thực tế mà thuật toán sẽ huấn luyện và một tập riêng, ở đây chúng tôi gọi là tập "phát triển huấn luyện" và nó sẽ không được dùng cho việc huấn luyện.

You now have four subsets of data:

Bạn giờ đây có bốn tập con dữ liệu:

- Training set. This is the data that the algorithm will learn from (e.g., Internet images + Mobile images). This does not have to be drawn from the same distribution as what we really care about (the dev/test set distribution).

Tập huấn luyện: Đây là dữ liệu mà thuật toán sẽ học từ nó (ví dụ: ảnh Internet + ảnh Điện Thoại). Tập dữ liệu này không nhất thiết phải được trích xuất từ cùng phân phối như là đối với tập phát triển/kiểm tra.

- Training dev set: This data is drawn from the same distribution as the training set (e.g., Internet images + Mobile images). This is usually smaller than the training set; it only needs to be large enough to evaluate and track the progress of our learning algorithm.

Tập phát triển huấn luyện: Đây là dữ liệu trích xuất từ cùng phân phối với tập huấn luyện (ví dụ: ảnh Internet + ảnh Điện Thoại). Nó thông thường nhỏ hơn tập huấn luyện và chỉ cần đủ lớn để có thể đánh giá và theo dõi quá trình học của thuật toán.

- Dev set: This is drawn from the same distribution as the test set, and it reflects the distribution of data that we ultimately care about doing well on. (E.g., mobile images.)
- Tập phát triển: Đây là dữ liệu trích xuất từ cùng phân phối với tập kiểm tra, nó phản ánh phân phối dữ liệu mà chúng ta mong muốn thuật toán thực hiện tốt nhất. (Ví dụ: ảnh điện thoại)
- Test set: This is drawn from the same distribution as the dev set. (E.g., mobile images.)
- Tập kiểm tra: Đây là dữ liệu trích xuất từ cùng phân phối với tập phát triển. (Ví dụ: ảnh điện thoại)

Armed with these four separate datasets, you can now evaluate:

Được trang bị với bốn tập dữ liệu riêng biệt, bạn giờ đây có thể đánh giá:

- Training error, by evaluating on the training set.
- Lỗi huấn luyện, bằng cách đánh giá tập huấn luyện.
- The algorithm's ability to generalize to new data drawn from the training set distribution, by evaluating on the training dev set.
- Khả năng tổng quát hóa của thuật toán đối với dữ liệu mới trích xuất từ cùng phân phối với tập huấn luyện, bằng cách đánh giá tập phát triển huấn luyện.
- The algorithm's performance on the task you care about, by evaluating on the dev and/or test sets.
- Chất lượng của thuật toán trên tác vụ mà bạn quan tâm, bằng cách đánh giá tập phát triển và/hoặc tập kiểm tra.

Most of the guidelines in Chapters 5-7 for picking the size of the dev set also apply to the training dev set.

Phần lớn những hướng dẫn ở Chương 5-7 về lựa chọn kích cỡ của tập phát triển có thể áp dụng được với tập phát triển huấn luyện.

41. Identifying Bias, Variance, and Data Mismatch Errors

41. Xác định những lỗi về độ chêch, phương sai, và dữ liệu không tương đồng

Suppose humans achieve almost perfect performance ($\approx 0\%$ error) on the cat detection task, and thus the optimal error rate is about 0%. Suppose you have:

Giả sử con người đạt được chất lượng gần như hoàn hảo (lỗi $\approx 0\%$) trong việc phát hiện mèo, và do vậy tỷ lệ lỗi tối ưu là khoảng 0%. Giả sử bạn có:

- 1% error on the training set.
- 1% lỗi trên tập huấn luyện.
- 5% error on training dev set.
- 5% lỗi trên tập phát triển huấn luyện.
- 5% error on the dev set.
- 5% lỗi trên tập phát triển.

What does this tell you? Here, you know that you have high variance. The variance reduction techniques described earlier should allow you to make progress.

Như vậy nói lên được điều gì? Ở đây, bạn biết rằng bạn đang có phương sai cao. Bạn có thể cải tiến thêm với các kỹ thuật giảm phương sai được mô tả trước đây.

Now, suppose your algorithm achieves:

Bây giờ, giả sử thuật toán của bạn đạt được:

- 10% error on the training set.
- 10% lỗi trên tập huấn luyện.
- 11% error on training dev set.
- 11% lỗi trên tập phát triển huấn luyện.
- 12% error on the dev set.
- 12% lỗi trên tập phát triển.

This tells you that you have high avoidable bias on the training set. I.e., the algorithm is doing poorly on the training set. Bias reduction techniques should help.

Điều này cho bạn biết rằng bạn có độ chêch có thể tránh được cao trên tập huấn luyện. Tức là, thuật toán đang hoạt động kém trên tập huấn luyện. Kỹ thuật giảm độ chêch sẽ có ích trong trường hợp này.

In the two examples above, the algorithm suffered from only high avoidable bias or high variance. It is possible for an algorithm to suffer from any subset of high avoidable bias, high variance, and data mismatch. For example:

Trong hai ví dụ trên, thuật toán chỉ có vấn đề về độ chêch có thể tránh được cao, hoặc về phương sai cao. Một thuật toán có thể mắc phải một hoặc nhiều vấn đề về độ chêch tránh được cao, phương sai cao hoặc dữ liệu không tương đồng. Ví dụ như:

- 10% error on the training set.
- 10% lỗi trên tập huấn luyện.
- 11% error on training dev set.
- 11% lỗi trên tập phát triển huấn luyện.
- 20% error on the dev set.
- 20% lỗi trên tập phát triển.

This algorithm suffers from high avoidable bias and from data mismatch. It does not, however, suffer from high variance on the training set distribution.

Thuật toán này có độ chênh có thể tránh được cao và lỗi dữ liệu không tương đồng. Tuy nhiên, nó không có vấn đề phương sai cao trong phân phối tập huấn luyện.

It might be easier to understand how the different types of errors relate to each other by drawing them as entries in a table:

Mối quan hệ giữa các loại lỗi có thể sẽ dễ hiểu hơn bằng cách vẽ chúng trong bảng:

	Phân phối A: Ảnh trên Internet + điện thoại	Phân phối B: Ảnh trên điện thoại
Mức con người	"Lỗi mức con người" (≈0%)	
Lỗi trên các mẫu mà thuật toán đã được học	"Lỗi huấn luyện" (10%)	
Lỗi trên các mẫu mà thuật toán chưa được học	"Lỗi huấn luyện - phát triển" (11%)	"Lỗi phát triển - kiểm tra" (20%)

Dữ liệu không tương đồng

Độ chênh tránh được

Phương sai

Continuing with the example of the cat image detector, you can see that there are two different distributions of data on the x-axis. On the y-axis, we have three types of error: human level error, error on examples the algorithm has trained on, and error on examples the algorithm has not trained on. We can fill in the boxes with the different types of errors we identified in the previous chapter.

Tiếp tục với ví dụ về bộ phát hiện hình ảnh mèo, bạn có thể thấy rằng có hai phân phối dữ liệu khác nhau trên trục x. Trên trục y, chúng ta có ba loại lỗi: lỗi ở mức con người, lỗi trên các mẫu mà thuật toán đã được học và lỗi trên các mẫu mà thuật toán chưa được học. Chúng ta có thể điền vào các ô với các loại lỗi khác nhau mà chúng ta đã xác định được trong chương trước.

If you wish, you can also fill in the remaining two boxes in this table: You can fill in the upper-right box (Human level performance on Mobile Images) by asking some humans to label your mobile cat images data and measure their error. You can fill in the next box by taking the mobile cat images (Distribution B) and putting a small fraction of into the training set so that the neural network learns on it too. Then you measure the learned model's error on that subset of data. Filling in these two additional entries may sometimes give additional insight about what the algorithm is doing on the two different distributions (Distribution A and B) of data.

Nếu muốn, bạn cũng có thể điền vào hai ô còn lại: Bạn có thể điền vào ô phía trên bên phải (Chất lượng mức con người trên Hình ảnh từ điện thoại) bằng cách yêu cầu một vài người dán nhãn dữ liệu ảnh mèo được tải lên từ điện thoại và đo lỗi của họ. Bạn có thể điền vào ô tiếp theo bằng cách lấy một phần nhỏ những tấm ảnh mèo chụp từ điện thoại (Phân phối B) vào tập huấn luyện để mạng nơ-ron cũng có thể học theo. Sau đó, bạn đo lỗi mô hình đã học trên tập dữ liệu con đó. Việc điền thêm vào hai mục này đôi khi có thể cung cấp thêm cái nhìn sâu sắc về những gì thuật toán đang thực hiện trên những phân phối khác nhau (Phân phối A và B) của dữ liệu.

By understanding which types of error the algorithm suffers from the most, you will be better positioned to decide whether to focus on reducing bias, reducing variance, or reducing data mismatch.

Bằng cách hiểu được loại lỗi mà thuật toán đang gặp nhiều vấn đề nhất, bạn sẽ ở trong vị thế tốt hơn để quyết định xem nên tập trung vào việc giảm độ chênh, giảm phương sai hay giảm độ không tương đồng của dữ liệu.

42. Addressing data mismatch

42. Xử lý dữ liệu không tương đồng

Suppose you have developed a speech recognition system that does very well on the training set and on the training dev set. However, it does poorly on your dev set: You have a data mismatch problem. What can you do?

Giả sử bạn đã phát triển một hệ thống nhận dạng giọng nói hoạt động rất tốt trên tập huấn luyện và trên tập phát triển huấn luyện. Tuy nhiên, hệ thống đó lại hoạt động kém trên tập phát triển: Bạn có vấn đề về dữ liệu không tương đồng. Bạn có thể làm gì?

I recommend that you: (i) Try to understand what properties of the data differ between the training and the dev set distributions. (ii) Try to find more training data that better matches the dev set examples that your algorithm has trouble with. [14]

Tôi đề xuất bạn nên: (i) Cố gắng hiểu những thuộc tính nào của dữ liệu là khác nhau giữa phân phối của tập huấn luyện và tập phát triển. (ii) Cố gắng tìm thêm dữ liệu huấn luyện tương đồng hơn với những mẫu trong tập phát triển mà thuật toán của bạn đang gặp vấn đề.

For example, suppose you carry out an error analysis on the speech recognition dev set: You manually go through 100 examples, and try to understand where the algorithm is making mistakes. You find that your system does poorly because most of the audio clips in the dev set are taken within a car, whereas most of the training examples were recorded against a quiet background. The engine and road noise dramatically worsen the performance of your speech system. In this case, you might try to acquire more training data comprising audio clips that were taken in a car. The purpose of the error analysis is to understand the significant differences between the training and the dev set, which is what leads to the data mismatch.

Ví dụ, giả sử bạn thực hiện phân tích lỗi nhận dạng giọng nói trên tập phát triển: Bạn duyệt qua 100 mẫu một cách thủ công và cố gắng hiểu xem thuật toán đang mắc lỗi ở những đâu. Bạn phát hiện rằng hệ thống của bạn hoạt động kém vì hầu hết những đoạn âm thanh trong tập phát triển được thu trong xe hơi, trong khi hầu hết các ví dụ để huấn luyện được thu trong môi trường yên tĩnh. Tiếng ồn từ động cơ và đường phố làm ảnh hưởng nghiêm trọng đến chất lượng của hệ thống của bạn. Trong trường hợp này, bạn có thể cố gắng thu thập thêm dữ liệu huấn luyện bao gồm những đoạn âm thanh được thu trong xe hơi. Mục đích của việc phân tích lỗi là để hiểu những khác biệt đáng kể giữa tập huấn luyện và tập phát triển, vốn là nguyên nhân dẫn đến dữ liệu không tương đồng.

If your training and training dev sets include audio recorded within a car, you should also double-check your system's performance on this subset of data. If it is doing well on the car data in the training set but not on car data in the training dev set, then this further validates the hypothesis that getting more car data would help. This is why we discussed the possibility of including in your training set some data drawn from the same distribution as your dev/test set in the previous chapter. Doing so allows you to compare your performance on the car data in the training set vs. the dev/test set.

Nếu tập huấn luyện và tập phát triển huấn luyện của bạn chứa những đoạn âm thanh thu trong xe hơi, bạn nên kiểm tra kĩ lưỡng chất lượng của hệ thống của bạn trên tập con dữ liệu này. Nếu hệ thống hoạt động tốt với dữ liệu xe hơi trong tập huấn luyện nhưng không tốt với dữ liệu xe hơi trong tập phát triển huấn luyện, điều đó càng khẳng định giả thuyết rằng thu thập thêm dữ liệu xe hơi sẽ có ích. Đó là lí do tại sao chúng ta thảo luận trong chương trước về khả năng thêm một số dữ liệu lấy từ tập phát triển/tập kiểm tra với cùng phân phối vào trong dữ liệu huấn luyện của bạn. Làm như vậy cho phép bạn so sánh chất lượng [hệ thống] trên tập huấn luyện so với trên tập phát triển/kiểm tra.

Unfortunately, there are no guarantees in this process. For example, if you don't have any way to get more training data that better match the dev set data, you might not have a clear path towards improving performance.

Thật không may, không có một sự bảo đảm nào trong quá trình này. Ví dụ, nếu bạn không có cách nào để có thể có thêm dữ liệu huấn luyện tương đồng với dữ liệu trong tập phát triển, bạn có thể không có được một lộ trình rõ ràng nào hướng đến việc cải thiện chất lượng hệ thống.

FOOTNOTE:

GHI CHÚ:

[14] There is also some research on "domain adaptation" -- how to train an algorithm on one distribution and have it generalize to a different distribution. These methods are typically applicable only in special types of problems and are much less widely used than the ideas described in this chapter.

[14] Cũng có một số nghiên cứu về "thích ứng miền" -- làm sao để huấn luyện một thuật toán trên một phân phối và để nó tổng quát hóa trên một phân phối khác. Những phương pháp này thường chỉ ứng dụng được với một số loại bài toán đặc biệt, và ít được sử dụng hơn nhiều so với những ý tưởng đã được trình bày trong chương này.

43. Artificial data synthesis

43. Tổng hợp dữ liệu nhân tạo

Your speech system needs more data that sounds as if it were taken from within a car. Rather than collecting a lot of data while driving around, there might be an easier way to get this data: By artificially synthesizing it.

Hệ thống giọng nói của bạn cần thêm dữ liệu nghe giống như được lấy từ trong xe hơi. Thay vì thu thập nhiều dữ liệu trong khi lái xe, bạn có thể lấy chúng dễ dàng hơn bằng: tổng hợp nhân tạo.

Suppose you obtain a large quantity of car/road noise audio clips. You can download this data from several websites. Suppose you also have a large training set of people speaking in a quiet room. If you take an audio clip of a person speaking and "add" to that to an audio clip of car/road noise, you will obtain an audio clip that sounds as if that person was speaking in a noisy car. Using this process, you can "synthesize" huge amounts of data that sound as if it were collected inside a car.

Giả sử bạn có một số lượng lớn đoạn âm thanh tiếng ồn xe hơi/đường phố. Bạn có thể tải dữ liệu này từ một số trang web. Giả sử bạn cũng có một tập huấn luyện lớn của tiếng người đang nói trong một căn phòng yên tĩnh. Nếu bạn lấy đoạn âm thanh của một người đang nói và "thêm" vào một đoạn âm thanh tiếng ồn xe hơi/đường phố, bạn sẽ có được một đoạn âm thanh như thể người đó đang nói trong một chiếc xe ồn ào. Sử dụng quy trình này, bạn có thể "tổng hợp" lượng dữ liệu khổng lồ nghe như thể nó được thu thập bên trong một chiếc xe hơi.

More generally, there are several circumstances where artificial data synthesis allows you to create a huge dataset that reasonably matches the dev set. Let's use the cat image detector as a second example. You notice that dev set images have much more motion blur because they tend to come from cellphone users who are moving their phone slightly while taking the picture. You can take non-blurry images from the training set of internet images, and add simulated motion blur to them, thus making them more similar to the dev set.

Tổng quát hơn, có một số trường hợp mà tổng hợp dữ liệu nhân tạo cho phép bạn tạo một tập dữ liệu khổng lồ phù hợp với tập phát triển. Hãy sử dụng bộ nhận dạng ảnh mèo làm ví dụ thứ hai. Bạn nhận thấy rằng những ảnh của tập phát triển hay bị mờ chuyển động nhiều hơn bởi vì chúng có xu hướng đến từ người dùng điện thoại di động -- thường hơi di chuyển điện thoại khi chụp ảnh. Bạn có thể lấy những ảnh không bị mờ từ tập huấn luyện của ảnh Internet, và thêm vào mô phỏng của hiệu ứng mờ chuyển động cho giống với tập phát triển hơn.

Keep in mind that artificial data synthesis has its challenges: it is sometimes easier to create synthetic data that appears realistic to a person than it is to create data that appears realistic to a computer. For example, suppose you have 1,000 hours of speech training data, but only 1 hour of car noise. If you repeatedly use the same 1 hour of car noise with different portions from the original 1,000 hours of training data, you will end up with a synthetic dataset where the same car noise is repeated over and over. While a person listening to this audio probably would not be able to tell—all car noise sounds the same to most of us—it is possible that a learning algorithm would "overfit" to the 1 hour of car noise. Thus, it could generalize poorly to a new audio clip where the car noise happens to sound different.

Hãy nhớ rằng tổng hợp dữ liệu nhân tạo có những thách thức của nó: đôi khi dễ dàng tạo ra dữ liệu tổng hợp có vẻ giống thật với người hơn là tạo dữ liệu có vẻ giống thật với máy tính. Giả sử bạn có 1.000 giờ dữ liệu huấn luyện giọng nói, nhưng chỉ có một giờ tiếng ồn xe hơi. Nếu bạn liên tục sử dụng cùng một giờ tiếng ồn xe hơi với các phần khác nhau từ 1.000 giờ dữ liệu huấn luyện ban đầu, bạn sẽ nhận được với một tập dữ liệu tổng hợp trong đó tiếng ồn xe hơi giống nhau lặp đi lặp lại. Mặc dù một người nghe âm thanh này có thể sẽ không thể phân biệt được — tất cả tiếng ồn của xe hơi đều giống nhau với hầu hết chúng ta — nhưng có thể thuật toán học sẽ "overfit" một giờ tiếng ồn của xe hơi đó. Do đó, nó có thể khai quật kém khi gặp một đoạn âm thanh mới với tiếng ồn xe hơi khác.

Alternatively, suppose you have 1,000 unique hours of car noise, but all of it was taken from just 10 different cars. In this case, it is possible for an algorithm to "overfit" to these 10 cars and perform poorly if tested on audio from a different car. Unfortunately, these problems can be hard to spot.

Ngoài ra, giả sử bạn có 1.000 giờ tiếng ồn xe hơi khác biệt, nhưng tất cả đều được lấy từ 10 chiếc xe khác nhau. Trong trường hợp này, thuật toán có thể "overfit" 10 chiếc xe này và đạt chất lượng kém nếu được thử nghiệm trên âm thanh từ một chiếc xe khác. Thật không may, những vấn đề này có thể khó phát hiện.



To take one more example, suppose you are building a computer vision system to recognize cars. Suppose you partner with a video gaming company, which has computer graphics models of several cars. To train your algorithm, you use the models to generate synthetic images of cars. Even if the synthesized images look very realistic, this approach (which has been independently proposed by many people) will probably not work well. The video game might have ~20 car designs in the entire video game. It is very expensive to build a 3D car model of a car; if you were playing the game, you probably wouldn't notice that you're seeing the same cars over and over, perhaps only painted differently. I.e., this data looks very realistic to you. But compared to the set of all cars out on roads—and therefore what you're likely to see in the dev/test sets—this set of 20 synthesized cars captures only a minuscule fraction of the world's distribution of cars. Thus if your 100,000 training examples all come from these 20 cars, your system will "overfit" to these 20 specific car designs, and it will fail to generalize well to dev/test sets that include other car designs.

Lấy một ví dụ nữa, giả sử bạn đang xây dựng một hệ thống thị giác máy để nhận diện xe hơi. Giả sử bạn hợp tác với một công ty sản xuất game có mô hình đồ họa máy tính của một số xe hơi. Để huấn luyện thuật toán của bạn, bạn sử dụng các mô hình để tạo ra hình ảnh xe hơi. Ngay cả khi các hình ảnh tổng hợp trông rất giống thật, phương pháp này (đã được nhiều người độc lập đề xuất) có thể sẽ không hoạt động tốt. Trong toàn bộ game có thể có ~20 thiết kế xe hơi. Nó rất tốn kém để xây dựng một mô hình 3D của một chiếc xe hơi; Nếu bạn đang chơi game, có lẽ bạn sẽ nhận thấy rằng bạn đang nhìn thấy những chiếc xe giống nhau lặp đi lặp lại, có lẽ chỉ được sơn khác nhau. Tức là, dữ liệu này trông rất giống thật với bạn. Nhưng so với tập hợp tất cả các xe hơi trên đường phố (hay những gì bạn có thể thấy trong tập phát triển/kiểm tra), bộ 20 chiếc xe được tổng hợp này chỉ chiếm một phần rất nhỏ trong phân phối xe hơi thế giới. Do đó, nếu 100.000 mẫu huấn luyện của bạn đều đến từ 20 chiếc xe này, hệ thống của bạn sẽ "overfit" với 20 thiết kế xe cụ thể này và sẽ không thể khái quát tốt cho các tập phát triển/kiểm tra bao gồm các thiết kế xe khác.

When synthesizing data, put some thought into whether you're really synthesizing a representative set of examples. Try to avoid giving the synthesized data properties that makes it possible for a learning algorithm to distinguish synthesized from non-synthesized examples—such as if all the synthesized data comes from one of 20 car designs, or all the synthesized audio comes from only 1 hour of car noise. This advice can be hard to follow.

Khi tổng hợp dữ liệu, hãy suy nghĩ xem bạn có thực sự tổng hợp một tập hợp các mẫu đại diện hay không. Cố gắng tránh đưa ra các thuộc tính dữ liệu tổng hợp mà thuật toán học có thể phân biệt được các mẫu được tổng hợp với các mẫu không được tổng hợp, ví dụ như nếu tất cả dữ liệu được tổng hợp đến từ một trong 20 thiết kế xe hơi hoặc tất cả âm thanh được tổng hợp chỉ từ một giờ tiếng ồn xe hơi. Có thể rất khó để thực hiện lời khuyên này.

When working on data synthesis, my teams have sometimes taken weeks before we produced data with details that are close enough to the actual distribution for the synthesized data to have a significant effect. But if you are able to get the details right, you can suddenly access a far larger training set than before.

Khi làm việc về tổng hợp dữ liệu, các nhóm của tôi đôi khi phải mất vài tuần để tạo ra dữ liệu với các chi tiết đủ gần với phân phối thực tế để dữ liệu được tổng hợp có hiệu quả rõ rệt. Nhưng nếu bạn có thể có được các chi tiết đúng, bạn có thể đột nhiên có được một tập huấn luyện lớn hơn nhiều so với trước đây.

Part 7: Debugging inference algorithms

Phần 7: Gỡ lỗi các Thuật toán suy luận

44. The Optimization Verification test

44. Bài kiểm tra xác minh tối ưu

Suppose you are building a speech recognition system. Your system works by inputting an audio clip A , and computing some $\text{Score}_A(S)$ for each possible output sentence S . For example, you might try to estimate $\text{Score}_A(S) = P(S|A)$, the probability that the correct output transcription is the sentence S , given that the input audio was A .

Giả sử bạn đang xây dựng một hệ thống nhận dạng giọng nói. Hệ thống của bạn hoạt động bằng cách nhập một đoạn âm thanh A , và tính toán một giá trị $\text{Điểm}_A(S)$ cho mỗi câu đầu ra khả dĩ S . Ví dụ: bạn có thể thử ước tính $\text{Điểm}_A(S) = P(S|A)$, tức xác suất bản ghi thoại đầu ra chính xác là câu S với điều kiện âm thanh đầu vào là A .

Given a way to compute $\text{Score}_A(S)$, you still have to find the English sentence S that maximizes it:

Khi có cách tính $\text{Điểm}_A(S)$, bạn vẫn phải tìm câu tiếng Anh S để tối đa hóa nó:

$$\text{Output} = \arg \max_S \text{Score}_A(S)$$

How do you compute the "arg max" above? If the English language has 50,000 words, then there are $(50,000)^N$ possible sentences of length N -- far too many to exhaustively enumerate.

Làm thế nào để bạn tính toán được "arg max" ở trên? Nếu tiếng Anh có 50.000 từ thì sẽ có $(50.000)^N$ câu khả dĩ có độ dài N -- quá nhiều để liệt kê ra một cách triệt để.

So, you need to apply an approximate search algorithm, to try to find the value of S that optimizes (maximizes) $\text{Score}_A(S)$. One example search algorithm is "beam search," which keeps only K top candidates during the search process. (For the purposes of this chapter, you don't need to understand the details of beam search.) Algorithms like this are not guaranteed to find the value of S that maximizes $\text{Score}_A(S)$.

Vì vậy, bạn cần áp dụng thuật toán tìm kiếm gần đúng, để cố gắng tìm giá trị của S để tối ưu hóa (tối đa hóa) $\text{Điểm}_A(S)$. Ví dụ với thuật toán tìm kiếm chùm tia (beam search), thuật toán này chỉ giữ K ứng viên hàng đầu trong quá trình tìm kiếm. (Đối với mục đích của chương này, bạn không cần phải hiểu chi tiết về tìm kiếm chùm tia.) Các thuật toán như thế này không đảm bảo được việc tìm giá trị của S mà tối đa hóa $\text{Điểm}_A(S)$.

Suppose that an audio clip A records someone saying "I love machine learning." But instead of outputting the correct transcription, your system outputs the incorrect "I love robots." There are now two possibilities for what went wrong:

Giả sử rằng một đoạn âm thanh A ghi lại một người nào đó nói rằng "Tôi yêu thích học máy". Tuy nhiên, thay vì xuất ra bản ghi thoại chính xác, hệ thống của bạn lại đưa ra một phiên bản không chính xác "Tôi yêu thích người máy". Có hai khả năng giải thích cho việc thiếu chính xác này:

1. **Search algorithm problem.** The approximate search algorithm (beam search) failed to find the value of S that maximizes $\text{Score}_A(S)$.
2. **Vấn đề về thuật toán tìm kiếm.** Thuật toán tìm kiếm gần đúng (tìm kiếm chùm tia) không thể tìm thấy giá trị của S thỏa mãn việc tối đa hóa $\text{Điểm}_A(S)$.
2. **Objective (scoring function) problem.** Our estimates for $\text{Score}_A(S) = P(S|A)$ were inaccurate. In particular, our choice of $\text{Score}_A(S)$ failed to recognize that "I love machine learning" is the correct transcription.
2. **Vấn đề về hàm mục tiêu (hàm tính điểm).** Ước lượng của chúng ta về $\text{Điểm}_A(S) = P(S|A)$ không chính xác. Cụ thể, việc chọn cách tính $\text{Điểm}_A(S)$ thất bại trong việc xác định "Tôi yêu thích học máy" là bản ghi thoại chính xác.

Depending on which of these was the cause of the failure, you should prioritize your efforts very differently. If #1 was the problem, you should work on improving the search algorithm. If #2 was the problem, you should work on the learning algorithm that estimates $\text{Score}_A(S)$.

Tùy thuộc vào nguyên nhân nào dẫn đến thất bại mà bạn ưu tiên tập trung vào các hướng giải quyết khác nhau. Nếu #1 là vấn đề, bạn nên cải thiện thuật toán tìm kiếm. Nếu #2 là vấn đề, bạn nên làm việc với thuật toán học ước lượng Điểm_A(S).

Facing this situation, some researchers will randomly decide to work on the search algorithm; others will randomly work on a better way to learn values for Score_A(S). But unless you know which of these is the underlying cause of the error, your efforts could be wasted. How can you decide more systematically what to work on?

Đối mặt với tình huống này, một số nhà nghiên cứu sẽ ngẫu nhiên quyết định làm việc trên thuật toán tìm kiếm; những người khác sẽ ngẫu nhiên làm việc theo cách tốt hơn để thuật toán học các giá trị cho Điểm_A(S). Nhưng nếu bạn không biết nguyên nhân nào trong số này là nguyên nhân cơ bản tạo nên lỗi, nỗ lực của bạn có thể trở nên lãng phí. Làm thế nào bạn có thể quyết định nên làm gì một cách có hệ thống hơn?

Let S_{out} be the output transcription ("I love robots"). Let S^* be the correct transcription ("I love machine learning"). In order to understand whether #1 or #2 above is the problem, you can perform the **Optimization Verification test**: First, compute Score_A(S^*) and Score_A(S_{out}). Then check whether Score_A(S^*) > Score_A(S_{out}). There are two possibilities:

Đặt S_{out} là bản ghi thoại đầu ra ("Tôi yêu thích người máy"). Đặt S^* là bản ghi thoại chính xác ("Tôi yêu thích học máy"). Để hiểu vấn đề #1 hay #2 ở trên là nguyên nhân, bạn có thể thực hiện **Bài kiểm tra xác minh tối ưu**: Đầu tiên, tính Điểm_A(S^*) và Điểm_A(S_{out}). Sau đó kiểm tra xem Điểm_A(S^*) > Điểm_A(S_{out}) có đúng hay không. Có hai khả năng:

Case 1: Score_A(S^*) > Score_A(S_{out})

Trường hợp 1: Điểm_A(S^*) > Điểm_A(S_{out})

In this case, your learning algorithm has correctly given S^* a higher score than S_{out} . Nevertheless, our approximate search algorithm chose S_{out} rather than S^* . This tells you that out your approximate search algorithm is failing to choose the value of S that maximizes Score_A(S). In this case, the Optimization Verification test tells you that you have a search algorithm problem and should focus on that. For example, you could try increasing the beam width of beam search.

Trong trường hợp này, thuật toán học của bạn đã tính S^* cao hơn S_{out} . Tuy nhiên, thuật toán tìm kiếm gần đúng đã chọn S_{out} thay vì S^* . Điều này cho bạn biết rằng thuật toán tìm kiếm gần đúng của bạn có lỗi trong việc chọn giá trị S tối đa hóa Điểm_A(S). Trong trường hợp này, Bài kiểm tra xác minh tối ưu cho bạn biết rằng bạn có vấn đề về thuật toán tìm kiếm và nên tập trung vào đó. Ví dụ, bạn có thể thử tăng độ rộng chùm tia của tìm kiếm chùm tia.

Case 2: Score_A(S^*) ≤ Score_A(S_{out})

Trường hợp 2: Điểm_A(S^*) ≤ Điểm_A(S_{out})

In this case, you know that the way you're computing Score_A(.) is at fault: It is failing to give a strictly higher score to the correct output S^* than the incorrect S_{out} . The Optimization Verification test tells you that you have an objective (scoring) function problem. Thus, you should focus on improving how you learn or approximate Score_A(S) for different sentences S.

Trong trường hợp này, bạn biết việc bạn tính toán Điểm_A(.) có lỗi: Không thể cho điểm cao hơn hẳn cho đầu ra chính xác S^* so với S_{out} không chính xác. Bài kiểm tra xác minh tối ưu cho bạn biết rằng bạn có vấn đề về hàm mục tiêu (tính điểm). Vì vậy, bạn nên tập trung vào việc cải thiện cách bạn học hoặc tính gần đúng Điểm_A(S) cho các câu khác nhau S. Vì vậy, bạn nên tập trung vào việc cải thiện thuật toán học hoặc cách xấp xỉ Điểm_A(S) cho các câu khác nhau S.

Our discussion has focused on a single example. To apply the Optimization Verification test in practice, you should examine the errors in your dev set. For each error, you would test whether Score_A(S^*) > Score_A(S_{out}). Each dev example for which this inequality holds will get marked as an error caused by the optimization algorithm. Each example for which this does not hold (Score_A(S^*) ≤ Score_A(S_{out})) gets counted as a mistake due to the way you're computing Score_A(.).

Thảo luận của chúng ta đã tập trung vào một ví dụ duy nhất. Để áp dụng Bài kiểm tra xác minh tối ưu trong thực tế, bạn nên kiểm tra các lỗi trong tập phát triển của mình. Đối với mỗi lỗi, bạn sẽ kiểm tra xem Điểm_A(S^*) > Điểm_A(S_{out}) không. Mỗi ví dụ trong tập phát triển mà bất đồng thức này thỏa mãn được đánh dấu là lỗi gây ra bởi thuật toán tối ưu. Mỗi ví dụ không thỏa mãn (Điểm_A(S^*) ≤ Điểm_A(S_{out})) được tính là một lỗi do cách bạn tính toán Điểm_A(.).

For example, suppose you find that 95% of the errors were due to the scoring function Score_A(.), and only 5% due to the optimization algorithm. Now you know that no matter how much you improve your optimization procedure, you would realistically eliminate only 5% of our errors. Thus, you should instead focus on improving how you estimate Score_A(.).

Ví dụ, giả sử bạn tìm ra rằng 95% các lỗi là do hàm tính điểm Điểm_A(.), và chỉ 5% có nguyên do từ phía thuật toán tối ưu. Giờ bạn biết rằng dù có cải thiện quá trình tối ưu thế nào thì bạn cũng chỉ có thể loại bỏ được khoảng 5% lỗi. Thay vào đó, bạn nên tập trung cải thiện cách ước lượng Điểm_A(.).

45. General form of Optimization Verification test

45. Dạng tổng quát của bài kiểm tra xác minh tối ưu

You can apply the Optimization Verification test when, given some input x , you know how to compute $\text{Score}_*(y)$ that indicates how good a response y is to an input x . Furthermore, you are using an approximate algorithm to try to find $\arg \max_y \text{Score}_*(y)$, but suspect that the search algorithm is sometimes failing to find the maximum. In our previous speech recognition example, $x=A$ was an audio clip, and $y=S$ was the output transcript.

Bạn có thể áp dụng bài kiểm tra xác minh tối ưu khi, với một số đầu vào x , bạn biết cách tính $\text{Điểm}_*(y)$ dùng để thể hiện mức độ phản hồi y tốt như thế nào với x . Hơn nữa, bạn đang sử dụng thuật toán gần đúng để cố gắng tìm $\arg \max_y \text{Điểm}_*(y)$, nhưng nghi ngờ rằng thuật toán tìm kiếm đôi khi không tìm thấy giá trị lớn nhất. Trong ví dụ nhận dạng giọng nói trước đây của chúng tôi, $x=A$ là một đoạn âm thanh và $y=S$ là bản ghi thoại đầu ra.

Suppose y^* is the "correct" output but the algorithm instead outputs y_{out} . Then the key test is to measure whether $\text{Score}_*(y^*) > \text{Score}_*(y_{\text{out}})$. If this inequality holds, then we blame the optimization algorithm for the mistake. Refer to the previous chapter to make sure you understand the logic behind this. Otherwise, we blame the computation of $\text{Score}_*(y)$.

Giả sử y^* là đầu ra "chính xác" nhưng thuật toán thay vào đó tìm ra y_{out} . Thì bài kiểm tra chính là đo xem liệu $\text{Điểm}_*(y^*) > \text{Điểm}_*(y_{\text{out}})$ có đúng hay không. Nếu bất đẳng thức này đúng, thì chúng ta coi lỗi là do thuật toán tối ưu. Tham khảo chương trước để đảm bảo bạn hiểu logic đằng sau điều này. Ngược lại, chúng ta coi lỗi thuộc về cách tính $\text{Điểm}_*(y)$.

Let's look at one more example. Suppose you are building a Chinese-to-English machine translation system. Your system works by inputting a Chinese sentence C , and computing some $\text{Score}_C(E)$ for each possible translation E . For example, you might use $\text{Score}_C(E) = P(E|C)$, the probability of the translation being E given that the input sentence was C .

Xem xét một ví dụ nữa. Giả sử bạn đang xây dựng một hệ thống dịch máy từ tiếng Trung sang tiếng Anh. Hệ thống của bạn nhận một câu tiếng Trung C và tính giá trị $\text{Điểm}_C(E)$ cho mỗi bản dịch khả dĩ E . Ví dụ, bạn có thể sử dụng $\text{Điểm}_C(E) = P(E|C)$, xác suất dịch ra E với câu đầu vào C .

Your algorithm translates sentences by trying to compute:

Thuật toán của bạn dịch các câu bằng cách cố gắng tính:

$$\text{Output} = \arg \max_E \text{Score}_C(E)$$

However, the set of all possible English sentences E is too large, so you rely on a heuristic search algorithm.

Tuy nhiên, tập hợp các câu tiếng Anh có thể E quá lớn nên bạn dựa vào thuật toán tìm kiếm thực nghiệm.

Suppose your algorithm outputs an incorrect translation E_{out} rather than some correct translation E^* . Then the Optimization Verification test would ask you to compute whether $\text{Score}_C(E^*) > \text{Score}_C(E_{\text{out}})$. If this inequality holds, then the $\text{Score}_C()$ correctly recognized E^* as a superior output to E_{out} ; thus, you would attribute this error to the approximate search algorithm. Otherwise, you attribute this error to the computation of $\text{Score}_C()$.

Giả sử thuật toán của bạn dịch ra một bản không chính xác E_{out} thay vì một bản dịch chính xác E^* nào đó. Thì bài kiểm tra xác minh tối ưu sẽ yêu cầu bạn tính toán xem liệu $\text{Điểm}_C(E^*) > \text{Điểm}_C(E_{\text{out}})$ có đúng hay không. Nếu bất đẳng thức này đúng thì cách tính $\text{Điểm}_C()$ đã nhận dạng chính xác E^* tốt hơn so với E_{out} ; do đó, bạn sẽ coi lỗi này là do thuật toán tìm kiếm gần đúng. Ngược lại, bạn coi lỗi này thuộc về cách tính $\text{Điểm}_C()$.

It is a very common "design pattern" in AI to first learn an approximate scoring function $\text{Score}_*(.)$, then use an approximate maximization algorithm. If you are able to spot this pattern, you will be able to use the Optimization Verification test to understand your source of errors.

Đây là một "mẫu thiết kế" rất phổ biến trong AI khi lần đầu học một hàm tính điểm gần đúng $\text{Điểm}_*(.)$, sau đó sử dụng một thuật toán tối đa xấp xỉ. Nếu bạn có thể phát hiện ra kiểu mẫu này, bạn sẽ có thể sử dụng bài kiểm tra xác minh tối ưu để hiểu nguồn gốc lỗi của mình.

46. Reinforcement learning example

46. Ví dụ về Học tăng cường



Suppose you are using machine learning to teach a helicopter to fly complex maneuvers. Here is a time-lapse photo of a computer-controller helicopter executing a landing with the engine turned off.

Giả sử như bạn đang sử dụng học máy để dạy trực thăng bay theo những chuyển động phức tạp. Đây là một tấm ảnh time-lapse của một chiếc trực thăng được máy tính điều khiển thực hiện việc hạ cánh khi động cơ đã tắt.

This is called an "autorotation" maneuver. It allows helicopters to land even if their engine unexpectedly fails. Human pilots practice this maneuver as part of their training. Your goal is to use a learning algorithm to fly the helicopter through a trajectory T that ends in a safe landing.

Đây được gọi là kĩ thuật "quay tự động". Nó cho phép trực thăng hạ cánh ngay cả khi động cơ bị hỏng ngoài dự kiến. Phi công thực hành kĩ thuật bay này như một phần trong công tác huấn luyện bay. Nhiệm vụ của bạn là sử dụng một thuật toán học tập để lái chiếc trực thăng qua một quỹ đạo T và kết thúc với một pha hạ cánh an toàn.

To apply reinforcement learning, you have to develop a "Reward function" $R(\cdot)$ that gives a score measuring how good each possible trajectory T is. For example, if T results in the helicopter crashing, then perhaps the reward is $R(T) = -1,000$ -- a huge negative reward. A trajectory T resulting in a safe landing might result in a positive $R(T)$ with the exact value depending on how smooth the landing was. The reward function $R(\cdot)$ is typically chosen by hand to quantify how desirable different trajectories T are. It has to trade off how bumpy the landing was, whether the helicopter landed in exactly the desired spot, how rough the ride down was for passengers, and so on. It is not easy to design good reward functions.

Để áp dụng học tăng cường, bạn phải phát triển một "hàm điểm thưởng" $R(\cdot)$ trả về một chỉ số đánh giá mức độ tốt của mỗi quỹ đạo T . Lấy ví dụ, nếu T kết thúc bằng việc trực thăng bị rơi, thì có thể nhận điểm thưởng $R(T) = -1.000$ -- một điểm thưởng âm rất lớn. Một quỹ đạo T kết thúc bằng việc trực thăng hạ cánh an toàn có thể sẽ cho $R(T)$ dương với giá trị chính xác phụ thuộc vào việc hạ cánh êm ái như thế nào. Hàm điểm thưởng $R(\cdot)$ thường được chọn thủ công để định lượng mức độ mong muốn của những quỹ đạo T khác nhau. Nó phải đánh đổi giữa những đặc tính như mức độ xóc khi hạ cánh, trực thăng có hạ cánh đúng vị trí mong muốn không, quá trình hạ độ cao có nhiều biến động đối với hành khách không, và vân vân. Thiết kế để có được những hàm điểm thưởng tốt không hề dễ dàng.

Given a reward function $R(T)$, the job of the reinforcement learning algorithm is to control the helicopter so that it achieves $\max_T R(T)$.

However, reinforcement learning algorithms make many approximations and may not succeed in achieving this maximization.

Với một hàm điểm thưởng $R(T)$ cho trước, công việc của thuật toán học tăng cường là điều khiển trực tiếp sao cho nó đạt được điểm thưởng cao nhất $\max_T R(T)$. Tuy nhiên, thuật toán học tăng cường có nhiều phép xấp xỉ và có thể sẽ không thành công trong việc tối ưu này.

Suppose you have picked some reward $R(\cdot)$ and have run your learning algorithm. However, its performance appears far worse than your human pilot—the landings are bumpier and seem less safe than what a human pilot achieves. How can you tell if the fault is with the reinforcement learning algorithm—which is trying to carry out a trajectory that achieves $\max_T R(T)$ -- or if the fault is with the reward function -- which is trying to measure as well as specify the ideal tradeoff between ride bumpiness and accuracy of landing spot?

Giả sử bạn đã có một hàm điểm thưởng $R(\cdot)$ nào đó và đã chạy thuật toán học của bạn. Tuy nhiên chất lượng của nó còn thua xa chất lượng của người lái (ví dụ: hạ cánh xóc hơn và có vẻ kém an toàn hơn so với chất lượng của phi công). Làm sao để bạn biết được liệu đó có phải là lỗi của thuật toán học tăng cường -- được dùng để tính toán một quỹ đạo để tối đa $\max_T R(T)$, hay là lỗi của hàm điểm thưởng -- được dùng để đo cũng như xác định mức đánh đổi lý tưởng giữa độ xóc của chuyến bay và độ chính xác của vị trí hạ cánh?

To apply the Optimization Verification test, let T_{human} be the trajectory achieved by the human pilot, and let T_{out} be the trajectory achieved by the algorithm. According to our description above, T_{human} is a superior trajectory to T_{out} . Thus, the key test is the following: Does it hold true that $R(T_{\text{human}}) > R(T_{\text{out}})$?

Để áp dụng bài kiểm tra xác minh tối ưu, cho $T_{\text{người}}$ là quỹ đạo bay của phi công, và cho T_{ra} là quỹ đạo đạt được của thuật toán. Dựa theo mô tả ở phía trên của chúng ta, $T_{\text{người}}$ là quỹ đạo tốt hơn so với T_{ra} . Do vậy, bài kiểm tra chính là: Liệu có đúng không khi $R(T_{\text{người}}) > R(T_{\text{ra}})$?

Case 1: If this inequality holds, then the reward function $R(\cdot)$ is correctly rating T_{human} as superior to T_{out} . But our reinforcement learning algorithm is finding the inferior T_{out} . This suggests that working on improving our reinforcement learning algorithm is worthwhile.

Trường hợp 1: Nếu bất đẳng thức này đúng, thì hàm điểm thưởng $R(\cdot)$ đang đánh giá đúng rằng $T_{\text{người}}$ vượt trội hơn so với T_{ra} . Nhưng vậy thì thuật toán học tăng cường của chúng ta đang tìm T_{ra} kém hơn. Điều này gợi ý rằng bỏ công sức cải thiện thuật toán học tăng cường của chúng ta là xứng đáng.

Case 2: The inequality does not hold: $R(T_{\text{human}}) \leq R(T_{\text{out}})$. This means $R(\cdot)$ assigns a worse score to T_{human} even though it is the superior trajectory. You should work on improving $R(\cdot)$ to better capture the tradeoffs that correspond to a good landing.

Trường hợp 2: Bất đẳng thức trên không đúng: $R(T_{\text{người}}) \leq R(T_{\text{ra}})$. Tức là $R(\cdot)$ đang gán cho $T_{\text{người}}$ một điểm số tệ hơn dù cho nó là quỹ đạo tốt hơn. Bạn nên cải thiện $R(\cdot)$ để có thể nắm bắt việc đánh đổi giữa các tiêu chí tương đương với một cú hạ cánh tốt.

Many machine learning applications have this "pattern" of optimizing an approximate scoring function $\text{Score}_x(\cdot)$ using an approximate search algorithm. Sometimes, there is no specified input x , so this reduces to just $\text{Score}(\cdot)$. In our example above, the scoring function was the reward function $\text{Score}(T) = R(T)$, and the optimization algorithm was the reinforcement learning algorithm trying to execute a good trajectory T .

Nhiều ứng dụng machine learning có chung "khuôn mẫu" là tối ưu xấp xỉ một hàm tính điểm $\text{Điểm}_x(\cdot)$ sử dụng một thuật toán tìm kiếm xấp xỉ. Đôi khi cũng không tồn tại một đầu vào x được chỉ định trước, vậy nên nó suy giảm thành $\text{Điểm}(\cdot)$. Trong ví dụ trên của chúng ta, hàm tính điểm chính là hàm điểm thưởng $\text{Điểm}(T) = R(T)$, và thuật toán tối ưu là thuật toán học tăng cường đang cố thực thi một quỹ đạo bay T tốt.

One difference between this and earlier examples is that, rather than comparing to an "optimal" output, you were instead comparing to human-level performance T_{human} . We assumed T_{human} is pretty good, even if not optimal. In general, so long as you have some y^* (in this example, T_{human}) that is a superior output to the performance of your current learning algorithm -- even if it is not the "optimal" output -- then the Optimization Verification test can indicate whether it is more promising to improve the optimization algorithm or the scoring function.

Một điểm khác biệt so với những ví dụ trước là, thay vì so sánh với một kết quả "tối ưu", bạn so sánh với chất lượng mức con người $T_{\text{người}}$. Chúng ta giả sử $T_{\text{người}}$ khá là tốt, hoặc thậm chí là tối ưu. Nhìn chung, miễn là bạn có kết quả y^* (trong ví dụ này, $T_{\text{người}}$) tốt hơn so với thuật toán học của bạn hiện thời -- mặc dù có thể nó không phải là kết quả "tối ưu" -- thì Bài kiểm tra xác minh tối ưu có thể chỉ ra xem liệu cải thiện thuật toán tối ưu hay cải thiện hàm tính điểm sẽ hứa hẹn hơn.

Part 8: End-to-end deep learning

Phần 8: Học sâu đầu-cuối

47. The rise of end-to-end learning

47. Sự trỗi dậy của học đầu-cuối

Suppose you want to build a system to examine online product reviews and automatically tell you if the writer liked or disliked that product. For example, you hope to recognize the following review as highly positive:

Giả sử bạn muốn xây dựng một hệ thống kiểm tra đánh giá các phản hồi sản phẩm trực tuyến và tự động cho biết liệu người viết có thích sản phẩm đó hay không. Ví dụ, bạn hi vọng có thể nhận ra phản hồi dưới đây là tích cực:

This is a great mop!

Cây lau nhà này thật tuyệt!

and the following as highly negative:

và đoạn dưới đây với kết quả là tiêu cực:

This mop is low quality -- I regret buying it.

Cây lau nhà này thật kém chất lượng -- Tôi hối hận vì đã mua nó.

The problem of recognizing positive vs. negative opinions is called "sentiment classification." To build this system, you might build a "pipeline" of two components:

Bài toán về nhận dạng các quan điểm tích cực và tiêu cực được gọi là "phân loại cảm xúc". Để xây dựng hệ thống này, bạn có thể tạo một "pipeline" bao gồm hai thành phần:

1. Parser: A system that annotates the text with information identifying the most important words.^[15] For example, you might use the parser to label all the adjectives and nouns. You would therefore get the following annotated text:

1. Bộ phân tích cú pháp: Một hệ thống tạo chú thích văn bản trích xuất thông tin từ những từ quan trọng nhất. ^[15] Ví dụ, bạn có thể sử dụng bộ phân tích cú pháp để tạo nhãn tất cả tính từ và danh từ. Từ đó có được đoạn chú thích như sau:

This is a great_{Adjective} mop_{Noun}!

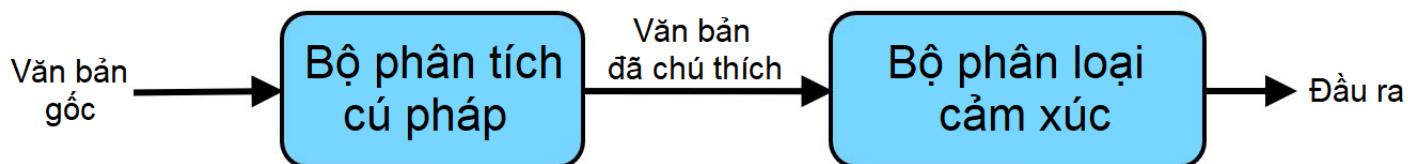
Cây lau nhà_{Danh Tù} này thật_{Tính Tù}!

2. Sentiment classifier: A learning algorithm that takes as input the annotated text and predicts the overall sentiment. The parser's annotation could help this learning algorithm greatly: By giving adjectives a higher weight, your algorithm will be able to quickly hone in on the important words such as "great," and ignore less important words such as "this."

2. Bộ phân loại cảm xúc: Một thuật toán học sử dụng đầu vào là văn bản đã chú thích để dự đoán cảm xúc tổng thể. Khả năng chú thích của bộ phân tích cú pháp có thể giúp ích rất nhiều thuật toán học: Bằng việc tập trung hơn vào các tính từ, thuật toán của bạn có thể nhanh chóng xác định các từ quan trọng như "tuyệt", và lờ đi những từ ít quan trọng hơn như "này".

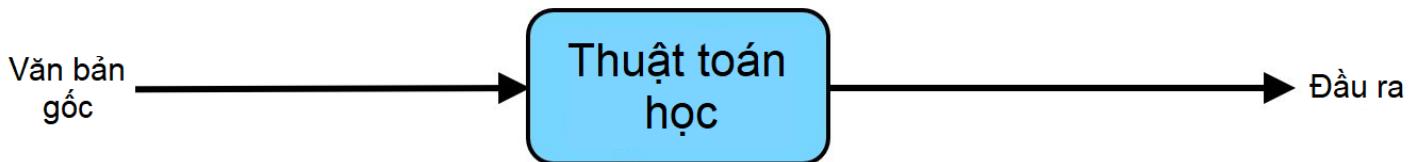
We can visualize your "pipeline" of two components as follows:

Chúng ta có thể hình dung "pipeline" của hai thành phần này như sau:



There has been a recent trend toward replacing pipeline systems with a single learning algorithm. An **end-to-end learning algorithm** for this task would simply take as input the raw, original text "This is a great mop!", and try to directly recognize the sentiment:

Xu hướng gần đây là thay đổi hệ thống pipeline với một thuật toán duy nhất. Một **thuật toán đầu-cuối** cho tác vụ này sẽ đơn giản là thu thập văn bản gốc "Cây lau nhà này thật tuyệt!", và cố gắng trực tiếp nhận ra cảm xúc từ nó:



Neural networks are commonly used in end-to-end learning systems. The term "end-to-end" refers to the fact that we are asking the learning algorithm to go directly from the input to the desired output. I.e., the learning algorithm directly connects the "input end" of the system to the "output end."

Mạng neural được sử dụng phổ biến trong các hệ thống đầu-cuối. Thuật ngữ "đầu-cuối" phản ánh thực tế là chúng ta yêu cầu thuật toán chạy trực tiếp từ đầu vào cho đến đầu ra mong muốn. Tức là, thuật toán học kết nối trực tiếp "đầu vào" cho đến "đầu ra" của hệ thống.

In problems where data is abundant, end-to-end systems have been remarkably successful. But they are not always a good choice. The next few chapters will give more examples of end-to-end systems as well as give advice on when you should and should not use them.

Đối với các vấn đề khi mà dữ liệu rất phong phú, hệ thống đầu-cuối hoạt động khá hiệu quả. Tuy nhiên không phải lúc nào nó cũng là một lựa chọn tốt. Các chương tiếp theo sẽ cung cấp thêm một số ví dụ về hệ thống đầu-cuối cũng như lời khuyên để bạn biết thời điểm nào nên hoặc không nên sử dụng chúng.

FOOTNOTE:

GHI CHÚ

[15] parser gives a much richer annotation of the text than this, but this simplified description will suffice for explaining end-to-end deep learning.

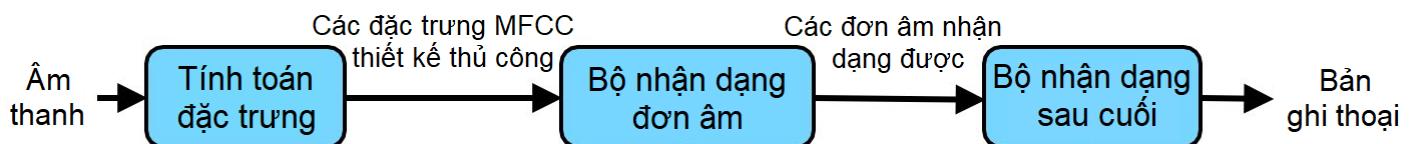
[15] Bộ phân tích cú pháp có thể cung cấp nhiều hơn các chú thích từ văn bản, tuy nhiên định nghĩa tối giản này là đủ để giải thích cho hệ thống học sâu đầu-cuối.

48. More end-to-end learning examples

48. Thêm những ví dụ về học đầu-cuối.

Suppose you want to build a speech recognition system. You might build a system with three components:

Giả sử bạn muốn xây dựng một hệ thống nhận dạng giọng nói. Bạn có thể xây dựng hệ thống với ba thành phần sau:



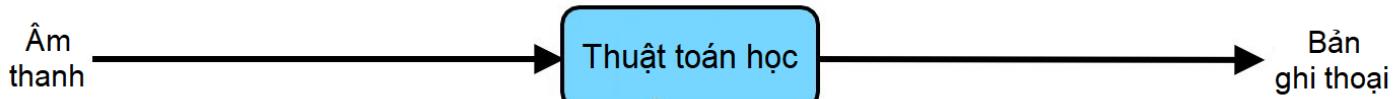
The components work as follows:

Các thành phần sẽ hoạt động như sau:

1. Compute features: Extract hand-designed features, such as MFCC (Mel-frequency cepstrum coefficients) features, which try to capture the content of an utterance while disregarding less relevant properties, such as the speaker's pitch.
1. Tính toán các đặc trưng: Trích xuất các đặc trưng được thiết kế thủ công, ví dụ như đặc trưng MFCC (Hệ số Mel-frequency cepstrum), được sử dụng để nắm bắt nội dung của đoạn phát biểu trong khi bỏ qua những thuộc tính ít liên quan hơn như âm sắc của người nói.
2. Phoneme recognizer: Some linguists believe that there are basic units of sound called "phonemes." For example, the initial "k" sound in "keep" is the same phoneme as the "c" sound in "cake." This system tries to recognize the phonemes in the audio clip.
2. Nhận diện các âm vị: Các nhà ngôn ngữ học tin rằng trong ngôn ngữ có các đơn vị cơ bản gọi là "âm vị." Ví dụ, âm bắt đầu "k" trong từ "keep" thì phát âm giống âm "c" trong từ "cake". Hệ thống này sẽ cố gắng để nhận diện các âm vị trong các đoạn âm thanh.
3. Final recognizer: Take the sequence of recognized phonemes, and try to string them together into an output transcript.
3. Bộ nhận dạng cuối cùng: Dùng các chuỗi âm vị đã được nhận dạng, và cố gắng xâu chuỗi chúng lại với nhau thành một bản ghi thoại ở đầu ra.

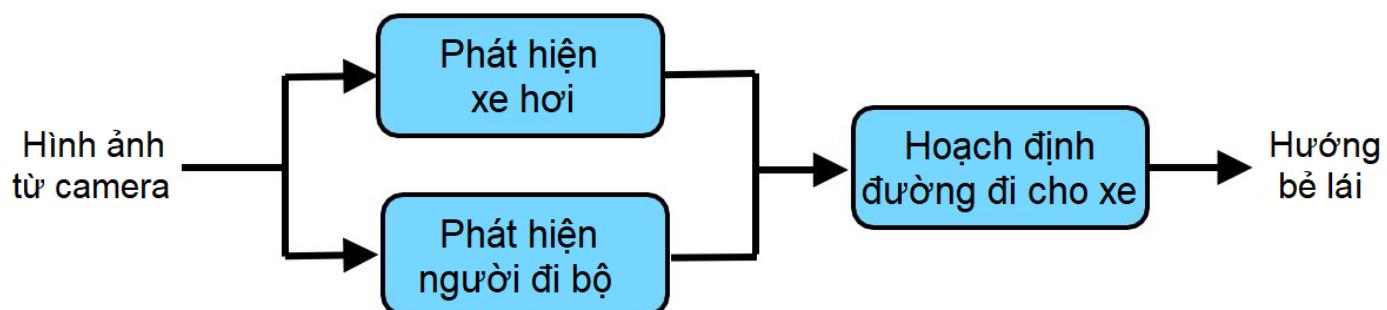
In contrast, an end-to-end system might input an audio clip, and try to directly output the transcript:

Mặt khác, một hệ thống đầu-cuối có thể nhận đầu vào là một đoạn âm thanh, và sẽ cố gắng cho ra trực tiếp một bản ghi thoại:



So far, we have only described machine learning "pipelines" that are completely linear: the output is sequentially passed from one stage to the next. Pipelines can be more complex. For example, here is a simple architecture for an autonomous car:

Từ trước tới giờ, chúng ta chỉ mới mô tả các "pipeline" tuyến tính của học máy: đầu ra được truyền tuần tự từ giai đoạn này sang giai đoạn khác. Những pipeline có thể phức tạp hơn như trong ví dụ về một hệ thống xe tự lái đơn giản sau:



It has three components: One detects other cars using the camera images; one detects pedestrians; then a final component plans a path for our own car that avoids the cars and pedestrians.

Hệ thống bao gồm ba thành phần: Một thành phần giúp phát hiện những xe khác bằng việc sử dụng hình ảnh từ máy quay; Một thành phần khác phát hiện người đi bộ; thành phần cuối cùng hoạch định một lộ trình giúp chiếc xe tránh những chiếc xe khác và người đi bộ.

Not every component in a pipeline has to be learned. For example, the literature on "robot motion planning" has numerous algorithms for the final path planning step for the car. Many of these algorithms do not involve learning.

Không phải mọi thành phần trong pipeline phải được huấn luyện. Ví dụ, các nghiên cứu về "hoạch định chuyển động của robot" đã có rất nhiều thuật toán cho bước hoạch định lộ trình của chiếc xe. Trong đó có nhiều thuật toán không yêu cầu việc huấn luyện.

In contrast, an end-to-end approach might try to take in the sensor inputs and directly output the steering direction:

Ngược lại, hướng tiếp cận đầu-cuối có thể cố gắng lấy đầu vào là những tín hiệu cảm biến và cho ra trực tiếp kết quả hướng lái:



Even though end-to-end learning has seen many successes, it is not always the best approach. For example, end-to-end speech recognition works well. But I'm skeptical about end-to-end learning for autonomous driving. The next few chapters explain why.

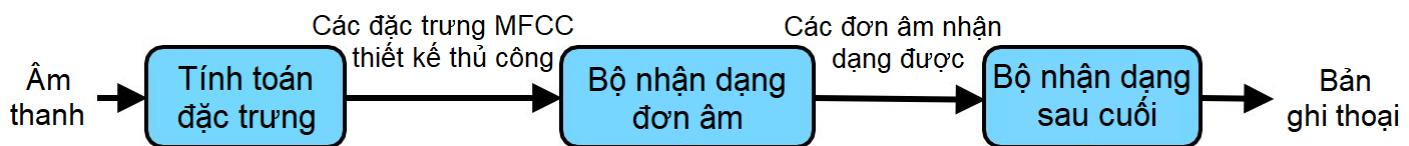
Mặc dù phương pháp học đầu-cuối đã đạt được nhiều kết quả tốt, nó không phải luôn luôn là hướng đi tốt nhất. Ví dụ, phương pháp nhận dạng giọng nói đầu-cuối đạt kết quả tốt. Nhưng tôi cảm thấy hoài nghi về việc sử dụng học đầu-cuối cho xe tự lái. Những chương kế tiếp sẽ giải thích về vấn đề này.

49. Pros and cons of end-to-end learning

49. Ưu nhược điểm của học đầu-cuối

Consider the same speech pipeline from our earlier example:

Xét một ví dụ về pipeline nhận dạng tiếng nói như trong các chương trước:



Many parts of this pipeline were "hand-engineered":

Rất nhiều thành phần của pipeline này được "thiết kế thủ công".

- MFCCs are a set of hand-designed audio features. Although they provide a reasonable summary of the audio input, they also simplify the input signal by throwing some information away.
- MFCCs là một tập hợp của các đặc trưng âm thanh được thiết kế thủ công. Mặc dù chúng cung cấp một tóm tắt khá hợp lý cho dữ liệu âm thanh đầu vào, chúng cũng đã giản lược tín hiệu đầu vào bằng cách bỏ đi một vài thông tin.
- Phonemes are an invention of linguists. They are an imperfect representation of speech sounds. To the extent that phonemes are a poor approximation of reality, forcing an algorithm to use a phoneme representation will limit the speech system's performance.
- Hệ âm vị là một phát kiến của ngành ngôn ngữ học. Chúng là một biểu diễn không hoàn hảo của âm thanh thoại. Theo hướng hệ âm vị là một xấp xỉ khá tệ của thực tế, áp đặt một thuật toán sử dụng một biểu diễn âm vị sẽ giới hạn chất lượng của hệ thống tiếng nói.

These hand-engineered components limit the potential performance of the speech system. However, allowing hand-engineered components also has some advantages:

Các thành phần được thiết kế thủ công này giới hạn chất lượng tiềm năng của hệ thống tiếng nói. Tuy nhiên, sử dụng các thành phần được thiết kế thủ công cũng có một vài ưu điểm:

- The MFCC features are robust to some properties of speech that do not affect the content, such as speaker pitch. Thus, they help simplify the problem for the learning algorithm.
- Đặc trưng MFCC có tính kháng đối với một vài tính chất không ảnh hưởng tới nội dung của tiếng nói, chẳng hạn như cao độ của giọng nói. Bởi vậy, chúng giúp giản lược vấn đề của thuật toán học.
- To the extent that phonemes are a reasonable representation of speech, they can also help the learning algorithm understand basic sound components and therefore improve its performance.
- Theo hướng hệ âm vị là một biểu diễn khá hợp lý của tiếng nói, chúng cũng có thể giúp thuật toán học hiểu được các thành phần cơ bản của âm thanh và bởi vậy cải thiện chất lượng của hệ thống.

Having more hand-engineered components generally allows a speech system to learn with less data. The hand-engineered knowledge captured by MFCCs and phonemes "supplements" the knowledge our algorithm acquires from data. When we don't have much data, this knowledge is useful.

Có nhiều thành phần được thiết kế thủ công hơn nhau chung cho phép một hệ thống tiếng nói có thể học với ít dữ liệu hơn. Đặc trưng được thiết kế thủ công bởi MFCC và âm vị "bù đắp" đặc trưng thuật toán lấy được từ dữ liệu. Khi chúng ta không có nhiều dữ liệu, các đặc trưng này là hữu ích.

Now, consider the end-to-end system:

Bây giờ, xét hệ thống đầu-cuối:



This system lacks the hand-engineered knowledge. Thus, when the training set is small, it might do worse than the hand-engineered pipeline.

Hệ thống này thiếu đặc trưng được thiết kế thủ công. Bởi vậy, khi tập huấn luyện nhỏ, nó có thể có chất lượng tệ hơn pipeline với đặc trưng được thiết kế thủ công.

However, when the training set is large, then it is not hampered by the limitations of an MFCC or phoneme-based representation. If the learning algorithm is a large-enough neural network and if it is trained with enough training data, it has the potential to do very well, and perhaps even approach the optimal error rate.

Tuy nhiên, khi tập huấn luyện lớn, nó không bị cản trở bởi giới hạn của một biểu diễn MFCC hay hệ dựa trên hệ âm vị. Nếu thuật toán học là một mạng nơ-ron đủ lớn và được huấn luyện trên dữ liệu huấn luyện đủ lớn, nó có tiềm năng hoạt động tốt, và có thể đạt được tỉ lệ lỗi tối ưu.

End-to-end learning systems tend to do well when there is a lot of labeled data for "both ends" -- the input end and the output end. In this example, we require a large dataset of (audio, transcript) pairs. When this type of data is not available, approach end-to-end learning with great caution.

Hệ thống học đầu-cuối có xu hướng làm việc tốt khi có rất nhiều dữ liệu được gán nhãn cho "cả hai đầu" -- đầu vào và đầu ra. Trong ví dụ này, chúng ta yêu cầu một tập dữ liệu lớn các cặp (âm thanh, bản ghi). Khi dữ liệu kiểu nay không tồn tại, hãy đặc biệt lưu ý khi sử dụng học đầu-cuối.

If you are working on a machine learning problem where the training set is very small, most of your algorithm's knowledge will have to come from your human insight. I.e., from your "hand engineering" components.

Nếu bạn đang làm việc với một bài toán học máy mà tập huấn luyện rất nhỏ, hầu hết các đặc trưng cho thuật toán phải đến từ hiểu biết của con người. Chẳng hạn, từ các thành phần được "thiết kế thủ công".

If you choose not to use an end-to-end system, you will have to decide what are the steps in your pipeline, and how they should plug together. In the next few chapters, we'll give some suggestions for designing such pipelines.

Nếu bạn không chọn sử dụng một hệ thống đầu-cuối, bạn sẽ phải lựa chọn từng bước trong pipeline của bạn và cách chúng được kết nối với nhau. Trong một vài chương tiếp theo, chúng tôi sẽ cung cấp một vài gợi ý khi thiết kế các pipeline dạng này.

50. Choosing pipeline components: Data availability

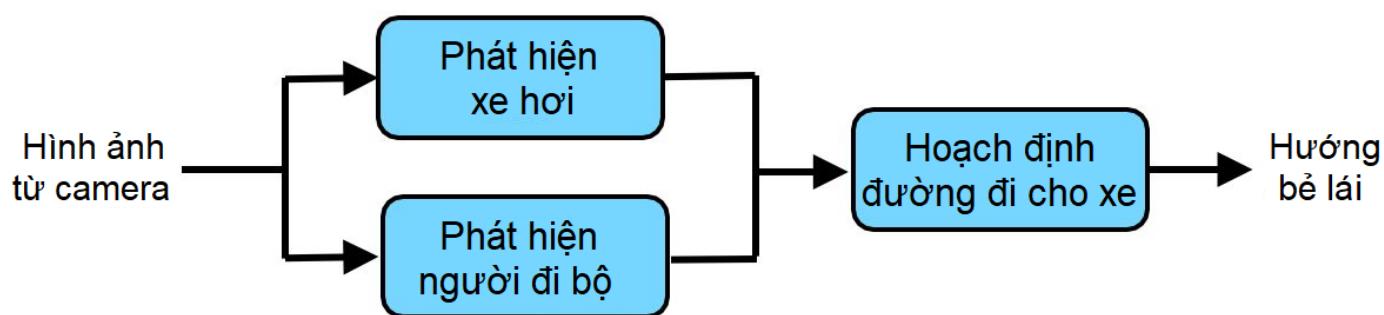
50. Lựa chọn các thành phần cho pipeline: Tính sẵn có của dữ liệu

When building a non-end-to-end pipeline system, what are good candidates for the components of the pipeline? How you design the pipeline will greatly impact the overall system's performance. One important factor is whether you can easily collect data to train each of the components.

Khi xây dựng một hệ thống pipeline không phải đầu-cuối, các thành phần nào là những ứng viên tốt cho pipeline? Cách bạn thiết kế pipeline sẽ có tác động lớn tới toàn bộ chất lượng của hệ thống. Một nhân tố quan trọng là liệu rằng bạn có thể dễ dàng thu thập dữ liệu để huấn luyện mỗi thành phần.

For example, consider this autonomous driving architecture:

Ví dụ, xét kiến trúc lái tự động dưới đây:



You can use machine learning to detect cars and pedestrians. Further, it is not hard to obtain data for these: There are numerous computer vision datasets with large numbers of labeled cars and pedestrians. You can also use crowdsourcing (such as Amazon Mechanical Turk) to obtain even larger datasets. It is thus relatively easy to obtain training data to build a car detector and a pedestrian detector.

Bạn có thể sử dụng học máy để phát hiện xe hơi và người đi bộ. Hơn nữa, không khó để thu thập những dữ liệu này: Có vô vàn tập dữ liệu thị giác máy tính với lượng lớn xe hơi và người đi bộ được gán nhãn. Bạn cũng có thể dùng các dịch vụ cộng đồng (Amazon Mechanical Turk chẳng hạn) để có được những tập dữ liệu thậm chí lớn hơn. Bởi vậy khá dễ để thu thập dữ liệu huấn luyện để xây dựng một bộ phát hiện xe hơi và phát hiện người đi bộ.

In contrast, consider a pure end-to-end approach:

Ngược lại, xét một hướng tiếp cận thuần đầu-cuối:



To train this system, we would need a large dataset of (Image, Steering Direction) pairs. It is very time-consuming and expensive to have people drive cars around and record their steering direction to collect such data. You need a fleet of specially-instrumented cars, and a huge amount of driving to cover a wide range of possible scenarios. This makes an end-to-end system difficult to train. It is much easier to obtain a large dataset of labeled car or pedestrian images.

Để huấn luyện hệ thống này, chúng ta sẽ cần một tập dữ liệu lớn các cặp (Ảnh, Hướng Bẻ Lái). Sẽ rất mất thời gian và tiền của để có người lái xe loanh quanh và ghi lại hướng bẻ lái để thu thập dữ liệu này. Bạn cần những chiếc xe được gắn những thiết bị đặc biệt và một lượng lớn dữ liệu thu thập được khi lái xe để đảm bảo bao quát đầy đủ các tình huống khả dĩ. Việc này khiến hệ thống đầu-cuối rất khó để huấn luyện. Sẽ dễ hơn nhiều để đạt được một tập dữ liệu lớn với ảnh xe hơi và người đi bộ.

More generally, if there is a lot of data available for training "intermediate modules" of a pipeline (such as a car detector or a pedestrian detector), then you might consider using a pipeline with multiple stages. This structure could be superior because you could use all that available data to train the intermediate modules.

Tổng quát hơn, nếu có rất nhiều dữ liệu sẵn có để huấn luyện "các mô-đun trung gian" của một pipeline (chẳng hạn như một bộ phát hiện xe hơi và một bộ phát hiện người đi bộ), thì bạn có thể xem xét sử dụng một pipeline với nhiều bước. Kiến trúc này có thể ưu việt bởi vì bạn có thể sử dụng tất cả dữ liệu sẵn có để huấn luyện các mô-đun trung gian.

Until more end-to-end data becomes available, I believe the non-end-to-end approach is significantly more promising for autonomous driving: Its architecture better matches the availability of data.

Cho tới khi nhiều dữ liệu đầu-cuối trở nên sẵn có, tôi tin rằng hướng tiếp cận phi đầu-cuối tiềm năng hơn một cách đáng kể cho xe tự lái: Kiến trúc của nó phù hợp hơn với tính sẵn có của dữ liệu.

51. Choosing pipeline components: Task simplicity

51. Lựa chọn các thành phần cho pipeline: tính đơn giản của tác vụ

Other than data availability, you should also consider a second factor when picking components of a pipeline: How simple are the tasks solved by the individual components? You should try to choose pipeline components that are individually easy to build or learn. But what does it mean for a component to be "easy" to learn?

Ngoài sự sẵn có của dữ liệu, bạn cũng nên xem xét một nhân tố thứ hai khi lựa chọn các thành phần của một pipeline: Việc giải quyết từng tác vụ bằng các thành phần riêng lẻ đơn giản đến mức nào? Bạn nên cố gắng chọn những thành phần pipeline có thể dễ dàng xây dựng hay học riêng lẻ. Nhưng các thành phần "dễ" học nghĩa là gì?



Consider these machine learning tasks, listed in order of increasing difficulty:

Xét những tác vụ học máy này, được liệt kê theo thứ tự độ khó tăng dần:

1. Classifying whether an image is overexposed (like the example above)
1. Phân loại bức ảnh có bị phơi sáng quá mức hay không (như trong ví dụ trên)
2. Classifying whether an image was taken indoor or outdoor
2. Phân loại bức ảnh được chụp trong nhà hay ngoài trời
3. Classifying whether an image contains a cat
3. Phân loại bức ảnh có chứa một con mèo hay không
4. Classifying whether an image contains a cat with both black and white fur
4. Phân loại bức ảnh có chứa một con mèo khoang đen trắng hay không
5. Classifying whether an image contains a Siamese cat (a particular breed of cat)
5. Phân loại bức ảnh có chứa một con mèo Xiêm (tên một loại mèo) hay không

Each of these is a binary image classification task: You have to input an image, and output either 0 or 1. But the tasks earlier in the list seem much "easier" for a neural network to learn. You will be able to learn the easier tasks with fewer training examples.

Mỗi tác vụ trên là một bài toán phân loại ảnh nhị phân: từ một bức ảnh đầu vào, mô hình phải cho ra giá trị 0 hoặc 1. Nhưng những tác vụ đầu tiên trong danh sách này có vẻ quá "dễ" đối với một mạng nơ-ron. Bạn sẽ có thể huấn luyện những tác vụ dễ hơn với ít mẫu huấn luyện hơn.

Machine learning does not yet have a good formal definition of what makes a task easy or hard[16]. With the rise of deep learning and multi-layered neural networks, we sometimes say a task is "easy" if it can be carried out with fewer computation steps (corresponding to a shallow neural network), and "hard" if it requires more computation steps (requiring a deeper neural network). But these are informal definitions.

Học máy chưa có một định nghĩa chính thức nào về một tác vụ là dễ hay khó[16]. Với sự phát triển của học sâu và mạng nơ-ron đa tầng, chúng ta nói một tác vụ là "dễ" nếu có thể được thực hiện với ít bước tính toán hơn (ứng với mạng nơ-ron nông), và "khó" nếu nó đòi hỏi nhiều bước tính toán hơn (đòi hỏi một mạng nơ-ron sâu hơn). Nhưng đây đều là các định nghĩa không chính thức.

If you are able to take a complex task, and break it down into simpler sub-tasks, then by coding in the steps of the sub-tasks explicitly, you are giving the algorithm prior knowledge that can help it learn a task more efficiently.

Nếu bạn có thể lấy một tác vụ phức tạp, và chia nhỏ nó thành những tác vụ con đơn giản hơn. Sau đó bằng cách viết mã nguồn cụ thể cho từng tác vụ con đó, bạn đang cung cấp cho thuật toán một tri thức tiền đề giúp nó học một tác vụ hiệu quả hơn.



Suppose you are building a Siamese cat detector. This is the pure end-to-end architecture:

Giả sử bạn đang xây dựng bộ phát hiện một con mèo Xiêm. Dưới đây là một kiến trúc thuần đầu-cuối:



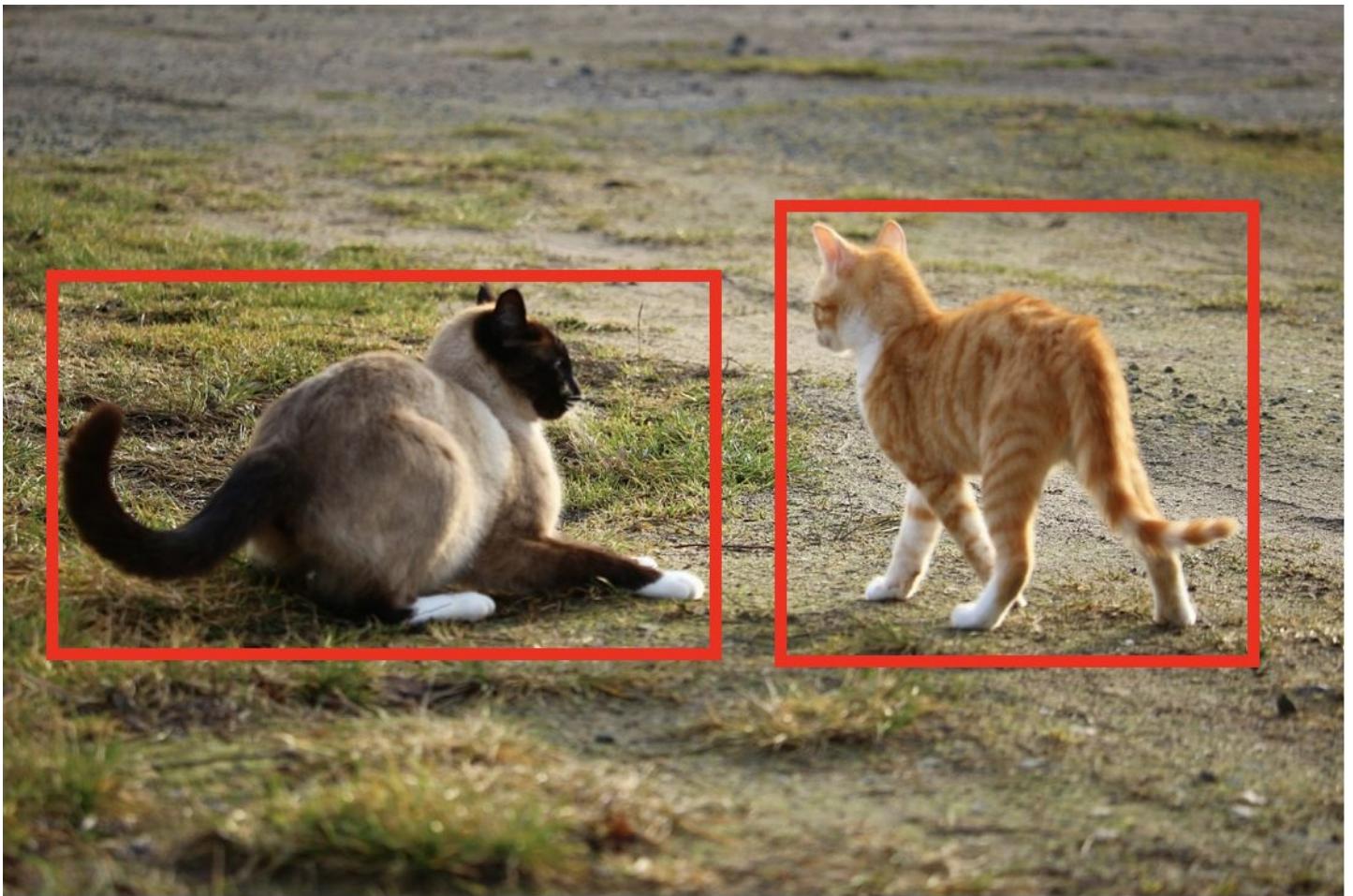
In contrast, you can alternatively use a pipeline with two steps:

Ngược lại, bạn cũng có thể sử dụng một pipeline với hai bước:



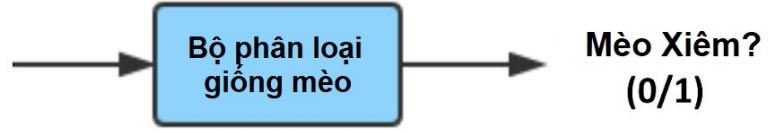
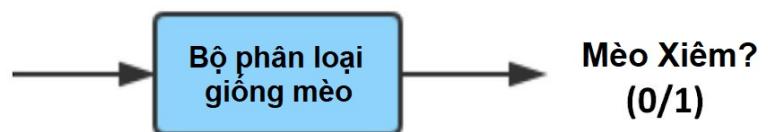
The first step (cat detector) detects all the cats in the image.

Bước đầu tiên (bộ phát hiện mèo) tìm tất cả con mèo trong bức ảnh.



The second step then passes cropped images of each of the detected cats (one at a time) to a cat species classifier, and finally outputs 1 if any of the cats detected is a Siamese cat.

Bước thứ hai đưa những phần ảnh được cắt ra từ bộ phát hiện mèo (từng phần một) vào bộ phân loại mèo, và cuối cùng đưa ra 1 nếu có một phần bất kỳ được xác định là một con mèo Xiêm.

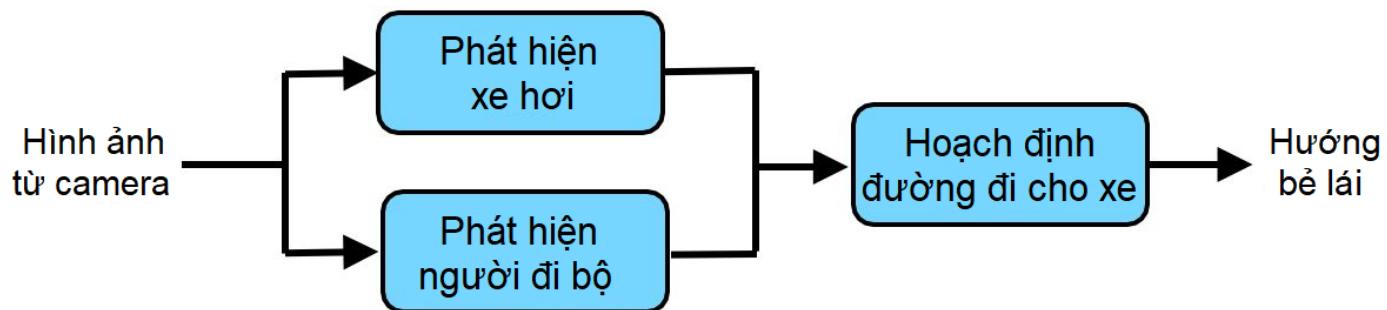


Compared to training a purely end-to-end classifier using just labels 0/1, each of the two components in the pipeline -- the cat detector and the cat breed classifier -- seem much easier to learn and will require significantly less data[17].

So với việc huấn luyện bộ phân loại thuần đầu-cuối chỉ sử dụng nhãn 0/1, mỗi trong hai thành phần trong pipeline -- bộ phát hiện mèo và bộ phân loại mèo -- có vẻ dễ hơn nhiều để học và đòi hỏi lượng dữ liệu ít hơn[17].

As one final example, let's revisit the autonomous driving pipeline.

Ví dụ cuối cùng, cùng nhìn lại pipeline xe tự lái:



By using this pipeline, you are telling the algorithm that there are 3 key steps to driving: (1) Detect other cars, (2) Detect pedestrians, and (3) Plan a path for your car. Further, each of these is a relatively simpler function -- and can thus be learned with less data -- than the purely end-to-end approach.

Bằng cách sử dụng pipeline này, bạn đang nói với thuật toán rằng có 3 bước chính để lái xe: (1) Phát hiện những chiếc xe hơi khác, (2) Phát hiện người đi bộ, và (3) Hoạch định đường đi cho xe của bạn. Ngoài ra, mỗi bước này là một hàm số tương đối đơn giản hơn -- và có thể được học với ít dữ liệu hơn -- so với hướng tiếp cận thuần đầu-cuối.

In summary, when deciding what should be the components of a pipeline, try to build a pipeline where each component is a relatively "simple" function that can therefore be learned from only a modest amount of data.

Tóm lại, khi lựa chọn các thành phần cho một pipeline, hãy cố gắng xây dựng một pipeline mà mỗi thành phần là một hàm số tương đối "đơn giản" sao cho nó có thể học được từ chỉ một lượng dữ liệu vừa phải.

FOOTNOTE:

CHÚ THÍCH:

[16] Information theory has the concept of "Kolmogorov Complexity", which says that the complexity of a learned function is the length of the shortest computer program that can produce that function. However, this theoretical concept has found few practical applications in AI. See also: https://en.wikipedia.org/wiki/Kolmogorov_complexity

[16] Lý thuyết thông tin có khái niệm về "Độ phức tạp Kolmogorov", lý thuyết này nói rằng độ phức tạp của hàm số học được là độ dài của chương trình máy tính ngắn nhất để có thể xây dựng thuật toán đó. Tuy nhiên, khái niệm lý thuyết này ít có ứng dụng thực tế trong AI. Xem thêm https://en.wikipedia.org/wiki/Kolmogorov_complexity

[17] If you are familiar with practical object detection algorithms, you will recognize that they do not learn just with 0/1 image labels, but are instead trained with bounding boxes provided as part of the training data. A discussion of them is beyond the scope of this chapter. See the Deep Learning specialization on Coursera (<http://deeplearning.ai>) if you would like to learn more about such algorithms.

[17] Nếu bạn quen với các thuật toán thực tế về phát hiện vật thể, bạn sẽ nhận ra rằng chúng không chỉ học với ảnh có nhãn 0/1, và thay vào đó được huấn luyện với các khung chứa từ dữ liệu huấn luyện. Thảo luận về vấn đề này nằm ngoài phạm vi của chương này. Tham khảo khóa "Deep Learning specialization" trên Coursera (<http://deeplearning.ai>) nếu bạn muốn học thêm về thuật toán này.

52. Directly learning rich outputs

52. Trực tiếp học những đầu ra phức tạp

An image classification algorithm will input an image x , and output an integer indicating the object category. Can an algorithm instead output an entire sentence describing the image?

Một thuật toán phân loại sẽ nhận đầu vào là một ảnh x rồi trả về một số nguyên thể hiện nhãn phân loại của đồ vật trong ảnh đó. Thay vào đó, liệu một thuật toán có thể đưa ra một câu mô tả hoàn chỉnh cho bức ảnh đó?

For example:

Ví dụ:



A yellow bus driving down a road with green trees and green grass in the background.

$x =$

$y =$ "A yellow bus driving down a road with green trees and green grass in the background."

$y =$ "Một chiếc xe buýt màu vàng đang đi xuống một con đường với nền xanh của cây cỏ."

Traditional applications of supervised learning learned a function $h: X \rightarrow Y$, where the output y was usually an integer or a real number.

For example:

Những ứng dụng truyền thống của các thuật toán học có giám sát học một hàm $h: X \rightarrow Y$, trong đó đầu ra y thường là một số nguyên hoặc một số thực. Ví dụ:

Problem	X	Y
Spam classification	Email	Spam/Not spam (0/1)
Image recognition	Image	Integer label
Housing price prediction	Features of house	Price in dollars
Product recommendation	Product & user features	Chance of purchase

One of the most exciting developments in end-to-end deep learning is that it is letting us directly learn y that are much more complex than a number. In the image-captioning example above, you can have a neural network input an image (x) and directly output a caption (y).

Bài toán	X	Y
Phân loại email rác	Email	email rác/ không rác(0/1)
Nhận dạng ảnh	Ảnh	Nhãn số nguyên
Dự đoán giá nhà đất	Đặc trưng của căn nhà	Giá theo Đô-la
Gợi ý sản phẩm	Đặc trưng của sản phẩm và người dùng	Xác suất mua sản phẩm

Một trong những hướng phát triển thú vị nhất của học sâu đầu-cuối là nó cho phép chúng ta trực tiếp học những kết quả phức tạp hơn rất nhiều so với đầu ra của việc học truyền thống. Trong ví dụ chú thích hình ảnh ở trên, bạn có thể cho hình ảnh (x) vào một mạng nơ-ron và trực tiếp thu về một câu chú thích miêu tả hình ảnh đó (y)

Here are more examples:

Dưới đây là một số ví dụ khác:

Problem	X	Y	Example Citation
Image captioning	Image	Text	Mao et al., 2014
Machine translation	English text	French text	Suskever et al., 2014
Question answering	(Text, Question) pair	Answer text	Bordes et al., 2015
Speech recognition	Audio	Transcription	Hannun et al., 2015
TTS	Text features	Audio	van der Oord et al., 2016

Bài toán	X	Y	Trích dẫn ví dụ
Chú thích hình ảnh	Ảnh	Văn bản	Mao et al., 2014
Dịch máy	Văn bản tiếng Anh	Văn bản tiếng Pháp	Suskever et al., 2014
Hỏi đáp	Cặp (Văn bản, Câu hỏi)	Văn bản trả lời	Bordes et al., 2015
Nhận dạng giọng nói	Âm thanh	Bản ghi thoại	Hannun et al., 2015
Văn bản sang giọng nói	Đặc trưng văn bản	Âm thanh	van der Oord et al., 2016

This is an accelerating trend in deep learning: When you have the right (input,output) labeled pairs, you can sometimes learn end-to-end even when the output is a sentence, an image, audio, or other outputs that are richer than a single number.

Đây là một xu hướng đang ngày càng phát triển trong học sâu. Với các cặp có nhãn (đầu vào, đầu ra) phù hợp, đôi khi bạn có thể học đầu cuối ngay cả khi đầu ra là một câu, hình ảnh, âm thanh hoặc các đầu ra khác phức tạp hơn nhiều thay vì chỉ một số.

Part 9: Error analysis by parts

Phần 9: Phân tích lỗi từng phần

53. Error analysis by parts

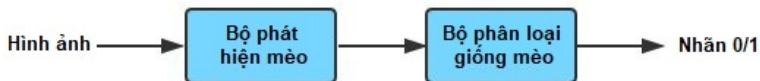
53. Phân tích lỗi từng phần

Suppose your system is built using a complex machine learning pipeline, and you would like to improve the system's performance. Which part of the pipeline should you work on improving? By attributing errors to specific parts of the pipeline, you can decide how to prioritize your work.

Giả sử hệ thống của bạn được xây dựng dựa trên một pipeline học máy phức tạp và bạn muốn cải thiện chất lượng của nó. Bạn nên cải thiện phần nào trong pipeline này? Bạn có thể sắp xếp thứ tự ưu tiên công việc bằng cách quy lỗi cụ thể cho từng phần trong pipeline.

Let's use our Siamese cat classifier example:

Hãy sử dụng ví dụ bộ phân loại mèo Xiêm của chúng ta:



The first part, the cat detector, detects cats and crops them out of the image. The second part, the cat breed classifier, decides if it is a Siamese cat. It is possible to spend years working on improving either of these two pipeline components. How do you decide which component(s) to focus on?

Phần đầu tiên, bộ phát hiện mèo, xác định vị trí của mèo và cắt chúng ra khỏi tấm ảnh. Phần thứ hai, bộ phân loại giống mèo, xác định xem đó có phải là một con mèo Xiêm hay không. Việc cải thiện bất kì bộ phận nào trong pipeline này cũng có thể tốn tới hàng năm trời. Làm sao để bạn quyết định được (những) bộ phận nào cần tập trung cải thiện?

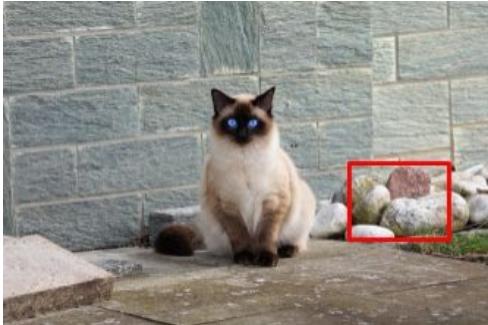
By carrying out **error analysis by parts**, you can try to attribute each mistake the algorithm makes to one (or sometimes both) of the two parts of the pipeline. For example, the algorithm misclassifies this image as not containing a Siamese cat ($y=0$) even though the correct label is $y=1$.

Bằng việc thực hiện **phân tích lỗi từng phần**, bạn có thể cố quy trách nhiệm cho một (hoặc đôi khi là cả hai) phần trong pipeline trên từng dự đoán sai của thuật toán. Ví dụ, thuật toán phân loại sai tấm ảnh này không có một con mèo Xiêm ở trong đó ($y=0$) mặc dù nhãn chính xác là $y=1$.



Let's manually examine what the two steps of the algorithm did. Suppose the Siamese cat detector had detected a cat as follows:

Hãy kiểm chứng một cách thủ công xem hai bước của thuật toán đã làm gì. Giả sử bộ phát hiện mèo Xiêm đã phát hiện ra một chú mèo như dưới đây:



This means that the cat breed classifier is given the following image:

Tức là bộ phận loại giống mèo được đưa cho tấm hình sau:

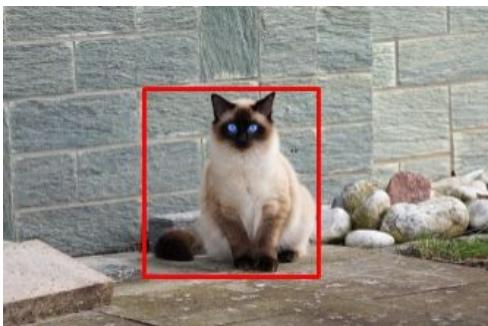


The cat breed classifier then correctly classifies this image as not containing a Siamese cat. Thus, the cat breed classifier is blameless: It was given of a pile of rocks and outputted a very reasonable label $y=0$. Indeed, a human classifying the cropped image above would also have predicted $y=0$. Thus, you can clearly attribute this error to the cat detector.

Bộ phân loại giống mèo sau đó xác định chính xác rằng tấm hình này không có mèo Xiêm. Vậy nên, bộ phân loại giống mèo không có lỗi: Nó được đưa cho xem một đống đá và trả ra nhãn $y=0$ rất hợp lý. Thực tế, nếu một người mà phải phân loại tấm ảnh được cắt ra toàn đá ở trên thì cũng sẽ dự đoán $y=0$ mà thôi. Do vậy, bạn rõ ràng có thể quy lỗi này cho bộ phát hiện mèo.

If, on the other hand, the cat detector had outputted the following bounding box:

Mặt khác, nếu giả sử bộ phát hiện mèo có cho ra kết quả khung chứa như dưới đây:



then you would conclude that the cat detector had done its job, and that it was the cat breed classifier that is at fault.

thì bạn sẽ kết luận rằng bộ phát hiện mèo đã hoàn thành công việc của nó, và lỗi là do bộ phân loại giống mèo mà ra.

Say you go through 100 misclassified dev set images and find that 90 of the errors are attributable to the cat detector, and only 10 errors are attributable to the cat breed classifier. You can safely conclude that you should focus more attention on improving the cat detector.

Giả sử bạn kiểm chứng 100 tấm ảnh bị phân loại nhầm trong tập phát triển và nhận ra rằng 90 trong số đó là do lỗi của bộ phát hiện mèo, chỉ có 10 tấm là do lỗi của bộ phân loại giống mèo. Bạn có thể an toàn kết luận rằng bạn nên tập trung nhiều hơn vào việc cải thiện bộ phát hiện mèo.

Further, you have now also conveniently found 90 examples where the cat detector outputted incorrect bounding boxes. You can use these 90 examples to carry out a deeper level of error analysis on the cat detector to see how to improve that.

Ngoài ra, tiện đây bạn cũng đã tìm ra 90 mẫu mà bộ phát hiện mèo trả về khung chưa chính xác. Bạn có thể sử dụng 90 mẫu này để thực hiện việc phân tích lỗi kĩ hơn trên bộ phát hiện mèo và tìm cách cải thiện nó.

Our description of how you attribute error to one part of the pipeline has been informal so far: you look at the output of each of the parts and see if you can decide which one made a mistake. This informal method could be all you need. But in the next chapter, you'll also see a more formal way of attributing error.

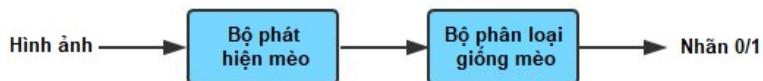
Việc làm thế nào để quy lỗi cho một phần của pipeline vẫn đang được mô tả một cách phi chính thống: bạn nhìn vào đầu ra của mỗi phần để xem liệu có thể quyết định phần nào gây ra lỗi. Phương pháp phi chính thống này có thể là đủ với bạn. Tuy nhiên trong chương sau, bạn sẽ thấy một cách chính thống hơn trong việc quy lỗi.

54. Attributing error to one part

54. Quy lỗi cho một thành phần

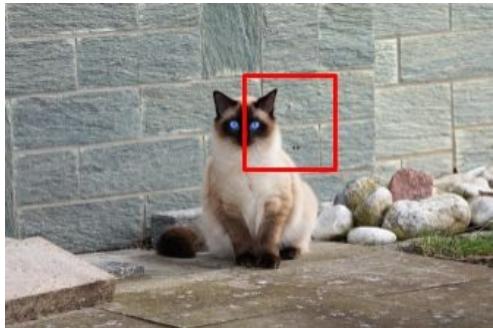
Let's continue to use this example:

Cùng tiếp tục với ví dụ này:



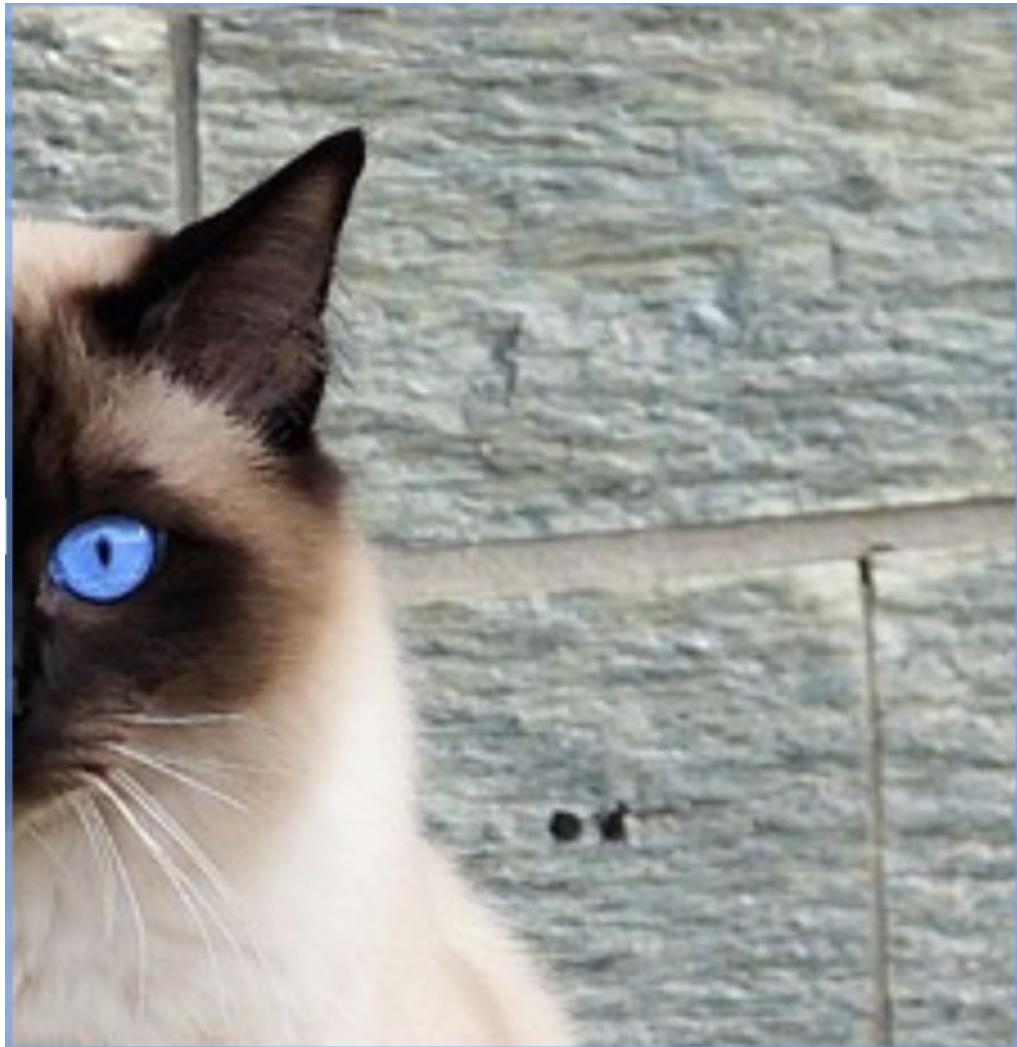
Suppose the cat detector outputted this bounding box:

Giả sử bộ phát hiện mèo cho kết quả khung chứa như sau:



The cat breed classifier is thus given this cropped image, whereupon it incorrectly outputs $y=0$, or that there is no cat in the picture.

Khi đó bộ phân loại giống mèo nhận một ảnh bị cắt, và cho kết quả không chính xác là $y=0$, tức là không có con mèo nào trong hình.



The cat detector did its job poorly. However, a highly skilled human could arguably still recognize the Siamese cat from the poorly cropped image. So do we attribute this error to the cat detector, or the cat breed classifier, or both? It is ambiguous.

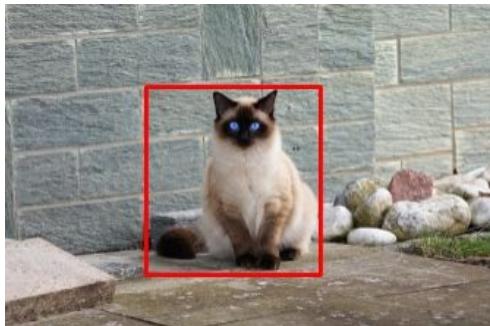
Bộ phát hiện mèo đã hoạt động không tốt. Tuy nhiên, một người có kỹ năng vẫn có thể nhận dạng mèo Siamese từ bức ảnh bị cắt lệch. Trường hợp này chúng ta nên quy lỗi cho bộ phát hiện mèo, bộ phân loại giống mèo, hay là cả hai? Có sự không rõ ràng ở đây.

If the number of ambiguous cases like these is small, you can make whatever decision you want and get a similar result. But here is a more formal test that lets you more definitively attribute the error to exactly one part:

Nếu số lượng các trường hợp không rõ ràng là nhỏ, thì bất kỳ quyết định nào mà bạn lựa chọn đều sẽ đạt kết quả tương đương. Tuy nhiên một bài kiểm tra chính thức hơn sẽ giúp bạn quy lỗi chính xác cho một thành phần:

1. Replace the cat detector output with a hand-labeled bounding box.

1. Thay đầu ra của bộ phát hiện mèo bằng một khung chứa thủ công:



2. Run the corresponding cropped image through the cat breed classifier. If the cat breed classifier still misclassifies it, attribute the error to the cat breed classifier. Otherwise, attribute the error to the cat detector.
2. Nạp ảnh bị cắt tương ứng vào bộ phân loại giống mèo. Nếu bộ phân loại giống mèo vẫn phân loại sai thì quy lỗi cho bộ phân loại giống mèo. Ngược lại thì quy lỗi cho bộ phát hiện mèo.

In other words, run an experiment in which you give the cat breed classifier a "perfect" input. There are two cases:

Nói cách khác, thực hiện thử nghiệm mà ở đó bạn cung cấp cho bộ phân loại giống mèo một đầu vào "hoàn hảo". Hai trường hợp có thể xảy ra:

- Case 1: Even given a "perfect" bounding box, the cat breed classifier still incorrectly outputs $y=0$. In this case, clearly the cat breed classifier is at fault.
- Trường hợp 1: Kể cả với một khung chứa "hoàn hảo", bộ phân loại giống mèo vẫn đưa ra kết quả không chính xác $y=0$. Trong trường hợp này rõ ràng là bộ phân loại giống mèo có lỗi.
- Case 2: Given a "perfect" bounding box, the breed classifier now correctly outputs $y=1$. This shows that if only the cat detector had given a more perfect bounding box, then the overall system's output would have been correct. Thus, attribute the error to the cat detector.
- Trường hợp 2: Với một khung chứa "hoàn hảo", bộ phân loại giống mèo đưa ra kết quả chính xác $y=1$. Điều này cho thấy nếu bộ phát hiện mèo có thể đưa ra khung chứa chính xác hơn, thì kết quả tổng thể của toàn hệ thống sẽ được cải thiện. Trong trường hợp này bộ phát hiện mèo có lỗi.

By carrying out this analysis on the misclassified dev set images, you can now unambiguously attribute each error to one component. This allows you to estimate the fraction of errors due to each component of the pipeline, and therefore decide where to focus your attention.

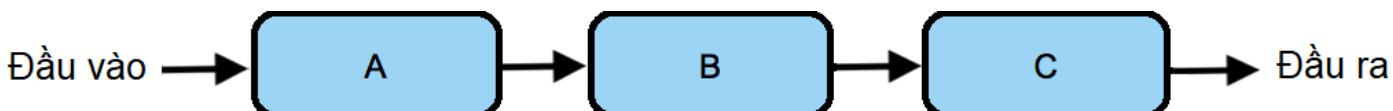
Bằng cách phân tích các ảnh bị phân loại sai trên tập phát triển, bạn có thể quy lỗi chính xác cho một thành phần. Điều này cho phép bạn ước tính tỉ lệ lỗi cho từng thành phần của pipeline, từ đó quyết định thành phần cần tập trung khắc phục.

55. General case of error attribution

55. Trường hợp tổng quát của việc quy lỗi

Here are the general steps for error attribution. Suppose the pipeline has three steps A, B and C, where A feeds directly into B, and B feeds directly into C.

Đây là những bước tổng quát cho việc quy lỗi. Giả sử một thiết kế pipeline có ba thành phần A, B, C trong đó A cung cấp thông tin trực tiếp cho B, và B cung cấp thông tin trực tiếp cho C.



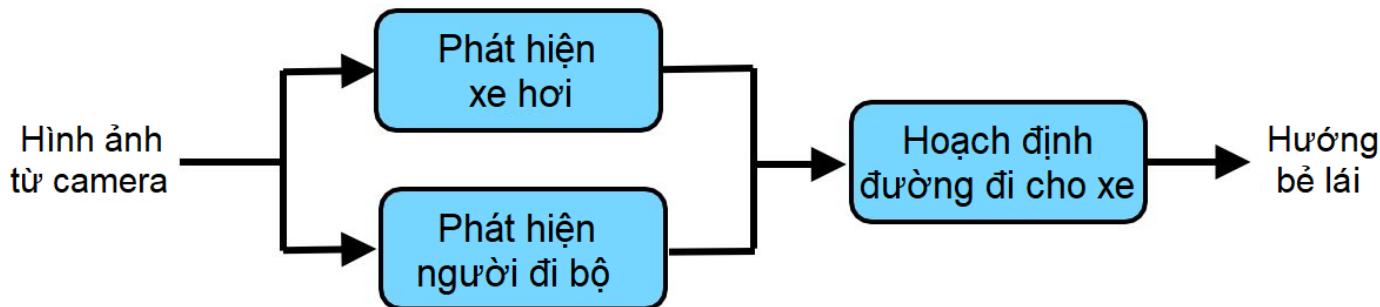
For each mistake the system makes on the dev set:

Với từng lỗi của hệ thống trên tập phát triển:

1. Try manually modifying A's output to be a "perfect" output (e.g., the "perfect" bounding box for the cat), and run the rest of the pipeline B, C on this output. If the algorithm now gives a correct output, then this shows that, if only A had given a better output, the overall algorithm's output would have been correct; thus, you can attribute this error to component A. Otherwise, go on to Step 2.
1. Thử điều chỉnh thủ công kết quả đầu ra ở A cho "hoàn hảo" (ví dụ, một khung chứa hình mèo "hoàn hảo"), và sau đó tiến hành chạy thuật toán cho pipeline gồm có B và C với đầu ra này. Nếu thuật toán trả về kết quả cuối cùng chính xác, điều đó chỉ ra rằng, thuật toán sẽ cho ra kết quả chính xác nếu A trả về kết quả tốt hơn. Vậy ta có thể quy lỗi cho A. Nếu không, ta sẽ kiểm chứng thêm ở bước 2.
2. Try manually modifying B's output to be the "perfect" output for B. If the algorithm now gives a correct output, then attribute the error to component B. Otherwise, go on to Step 3.
2. Thử điều chỉnh thủ công kết quả đầu ra ở công đoạn B cho "hoàn hảo". Nếu thuật toán cho ra kết quả đầu ra cuối cùng chính xác, ta có thể quy lỗi cho B. Ngược lại, ta tiến hành bước 3.
3. Attribute the error to component C.
3. Quy lỗi cho thành phần C.

Let's look at a more complex example:

Chúng ta hãy cùng tìm hiểu một ví dụ phức tạp hơn sau đây:



Your self-driving car uses this pipeline. How do you use error analysis by parts to decide which component(s) to focus on?

Xe tự lái của bạn sử dụng pipeline như trên. Bạn sẽ sử dụng kỹ thuật phân tích lỗi từng phần như thế nào để quyết định (những) thành phần nào cần tập trung cải thiện?

You can map the three components to A, B, C as follows:

A: Detect cars

B: Detect pedestrians

C: Plan path for car

Bạn có thể gọi tên ba thành phần trong hệ thống là A, B, C tương ứng với các chức năng như sau:

A: phát hiện xe hơi

B: phát hiện người đi bộ

C: hoạch định đường đi cho xe

Following the procedure described above, suppose you test out your car on a closed track and find a case where the car chooses a more jarring steering direction than a skilled driver would. In the self-driving world, such a case is usually called a **scenario**. You would then:

Với hệ thống xe tự lái mô tả như trên, giả sử bạn kiểm tra xe của bạn trên một cung đường kín và xác định trường hợp nào xe chọn hướng bẻ lái giật nhiều hơn so với một người lái xe kinh nghiệm điều khiển. Trong lĩnh vực lái xe tự động, một trường hợp như thế thường được gọi là "tình huống". Bạn cần thực hiện:

1. Try manually modifying A (detecting cars)'s output to be a "perfect" output (e.g., manually go in and tell it where the other cars are). Run the rest of the pipeline B, C as before, but allow C (plan path) to use A's now perfect output. If the algorithm now plans a much better path for the car, then this shows that, if only A had given a better output, the overall algorithm's output would have been better; Thus, you can attribute this error to component A. Otherwise, go on to Step 2.
1. Thử điều chỉnh thủ công kết quả đầu ra của thành phần A (phát hiện xe hơi) sao cho "hoàn hảo" (ví dụ, cho xe biết vị trí của những chiếc xe khác). Sau đó tiếp tục chạy phần còn lại của pipeline gồm có B, C, nhưng cho phép C (hoạch định đường đi) sử dụng đầu ra đã hoàn hảo của A. Nếu thuật toán hoạch định đường đi cho xe tốt hơn, điều đó cho thấy rằng, kết quả cuối cùng của thuật toán tự lái sẽ được cải thiện nếu mà A trả về kết quả tốt hơn. Như vậy, bạn có thể quy lỗi cho A. Nếu không, ta tiếp tục bước 2.
2. Try manually modifying B (detect pedestrian)'s output to be the "perfect" output for B. If the algorithm now gives a correct output, then attribute the error to component B. Otherwise, go on to Step 3.
2. Thử điều chỉnh thủ công kết quả đầu ra ở công đoạn B (phát hiện người đi bộ) cho "hoàn hảo". Nếu thuật toán cho ra kết quả đầu ra cuối cùng chính xác, ta có thể quy lỗi cho B. Ngược lại, ta tiến hành bước 3.
3. Attribute the error to component C.
3. Quy lỗi cho thành phần C.

The components of an ML pipeline should be ordered according to a Directed Acyclic Graph (DAG), meaning that you should be able to compute them in some fixed left-to-right order, and later components should depend only on earlier components' outputs. So long as the mapping of the components to the A->B->C order follows the DAG ordering, then the error analysis will be fine. You might get slightly different results if you swap A and B:

Các thành phần của một mô hình học máy dạng pipeline nên được sắp xếp theo đồ thị có hướng không chu trình (DAG), nghĩa là bạn có thể tính toán chúng theo thứ tự cố định từ trái sang phải nào đó, và các thành phần sau chỉ nên phụ thuộc vào đầu ra của các thành phần trước đó. Miễn là việc xâu chuỗi các thành phần theo thứ tự A->B->C tuân thủ theo quy tắc DAG, việc phân tích lỗi sẽ tốt. Bạn có thể nhận được các kết quả hơi khác nhau nếu hoán chuyển vị trí của A và B cho nhau như sau:

A: Detect pedestrians (was previously Detect cars)

A: Nhận dạng người đi bộ (trước đây là "Nhận dạng xe")

B: Detect cars (was previously Detect pedestrians)

B: Nhận dạng xe (trước đây là "Nhận dạng người đi bộ")

C: Plan path for car

C: Hoạch định đường đi cho xe

But the results of this analysis would still be valid and give good guidance for where to focus your attention.

Nhưng các kết quả của việc phân tích lỗi thì vẫn hợp lệ và cho ta định hướng tốt thành phần nào cần cải thiện.

56. Error analysis by parts and comparison to human-level performance

56. Phân tích lỗi từng phần và so sánh với chất lượng mức con người

Carrying out error analysis on a learning algorithm is like using data science to analyze an ML system's mistakes in order to derive insights about what to do next. At its most basic, error analysis by parts tells us what component(s) performance is (are) worth the greatest effort to improve.

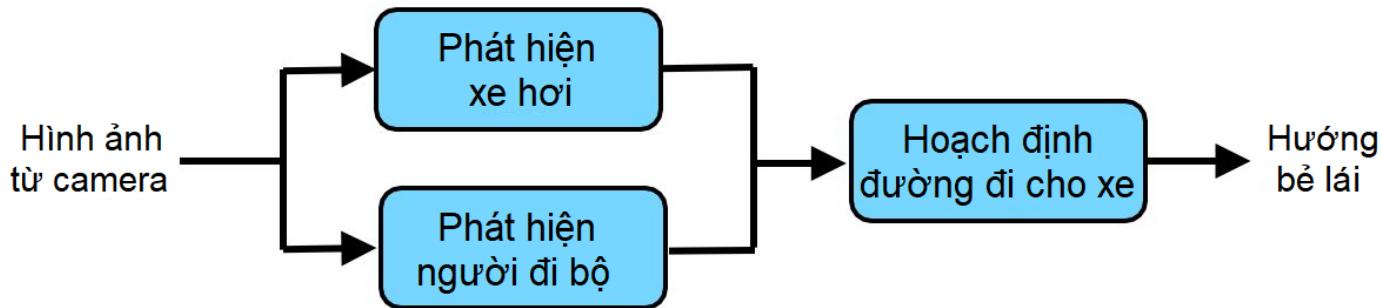
Thực hiện phân tích lỗi của thuật toán học giống với việc sử dụng khoa học dữ liệu phân tích lỗi của hệ thống học máy để biết chính xác những việc cần làm kế tiếp. Cơ bản nhất, phân tích lỗi từng phần sẽ cho ta biết được chất lượng của (những) phần nào cần được cải thiện.

Say you have a dataset about customers buying things on a website. A data scientist may have many different ways of analyzing the data. She may draw many different conclusions about whether the website should raise prices, about the lifetime value of customers acquired through different marketing campaigns, and so on. There is no one "right" way to analyze a dataset, and there are many possible useful insights one could draw. Similarly, there is no one "right" way to carry out error analysis. Through these chapters you have learned many of the most common design patterns for drawing useful insights about your ML system, but you should feel free to experiment with other ways of analyzing errors as well.

Giả sử bạn có bộ dữ liệu về khách hàng mua đồ trên một trang mạng. Một nhà khoa học dữ liệu có thể có rất nhiều cách khác nhau để phân tích dữ liệu đó. Người đó có thể đưa ra nhiều kết luận khác nhau như có nên tăng giá, giá trị vòng đời khách hàng đạt được thông qua các chiến dịch tiếp thị khác nhau, v.v. Không có một việc phân tích dữ liệu "chuẩn mực" nào, và có thể có rất nhiều kết luận hữu ích có thể rút ra. Tương tự, không chỉ có một cách "chuẩn mực" cho việc thực hiện phân tích lỗi. Thông qua các chương này bạn đã học được những cách phổ biến nhất để rút ra những nhận định chính xác về hệ thống học máy của bạn, nhưng bạn cũng nên thử nghiệm những phương pháp phân tích lỗi khác.

Let's return to the self-driving application, where a car detection algorithm outputs the location (and perhaps velocity) of the nearby cars, a pedestrian detection algorithm outputs the location of the nearby pedestrians, and these two outputs are finally used to plan a path for the car.

Chúng ta hãy quay trở lại ứng dụng xe tự lái, trong đó thuật toán phát hiện xe đưa ra vị trí (có thể có thêm vận tốc) của những chiếc xe gần đó, thuật toán phát hiện người đi bộ đưa ra vị trí của người đi bộ gần đó, và hai điều này cuối cùng được sử dụng để hoạch định đường đi cho xe.



To debug this pipeline, rather than rigorously following the procedure you saw in the previous chapter, you could more informally ask:

Để kiểm tra lỗi pipeline này, thay vì tuân thủ nghiêm ngặt quy trình đã thấy trong chương trước, bạn nên đặt những câu hỏi như:

1. How far is the Detect cars component from human-level performance at detecting cars?
1. Cách biệt về khả năng xác định xe giữa thuật toán và con người là bao xa?
2. How far is the Detect pedestrians component from human-level performance?
2. Cách biệt về khả năng phát hiện người đi bộ giữa thuật toán và con người là bao xa?
3. How far is the overall system's performance from human-level performance? Here, human-level performance assumes the human has to plan a path for the car given only the outputs from the previous two pipeline components (rather than access to the camera images). In other words, how does the Plan path component's performance compare to that of a human's, when the human is given only the same input?
3. Cách biệt giữa khả năng của toàn hệ thống và con người tới cỡ nào? Ở đây, chất lượng của con người được giả sử là cách con người tính

đường đi cho xe chỉ dựa vào kết quả đầu ra từ hai thành phần trước đó trong pipeline (thay vì dựa vào hình ảnh camera). Nói cách khác, với cùng thông tin đầu vào, khả năng ước lượng đường đi của thuật toán so với con người sẽ như thế nào?

If you find that one of the components is far from human-level performance, you now have a good case to focus on improving the performance of that component.

Nếu bạn thấy rằng một trong những thành phần này thua xa chất lượng mức con người, thì bây giờ bạn biết phần nào cần được cải thiện. Hãy tập trung vào việc cải thiện chất lượng của phần đó.

Many error analysis processes work best when we are trying to automate something humans can do and can thus benchmark against human-level performance. Most of our preceding examples had this implicit assumption. If you are building an ML system where the final output or some of the intermediate components are doing things that even humans cannot do well, then some of these procedures will not apply.

Nhiều quy trình phân tích lỗi hoạt động tốt nhất khi chúng ta cố gắng tự động hóa một thứ gì đó mà con người có thể làm, do đó có thể so sánh với con người. Hầu hết các ví dụ trước của chúng ta ngầm giả định điều này. Nếu bạn đang xây dựng một hệ thống học máy trong đó đầu ra hoặc một số thành phần trung gian đang làm những việc mà thậm chí con người không thể làm tốt, thì một trong số những quy trình này sẽ không được áp dụng.

This is another advantage of working on problems that humans can solve--you have more powerful error analysis tools, and thus you can prioritize your team's work more efficiently.

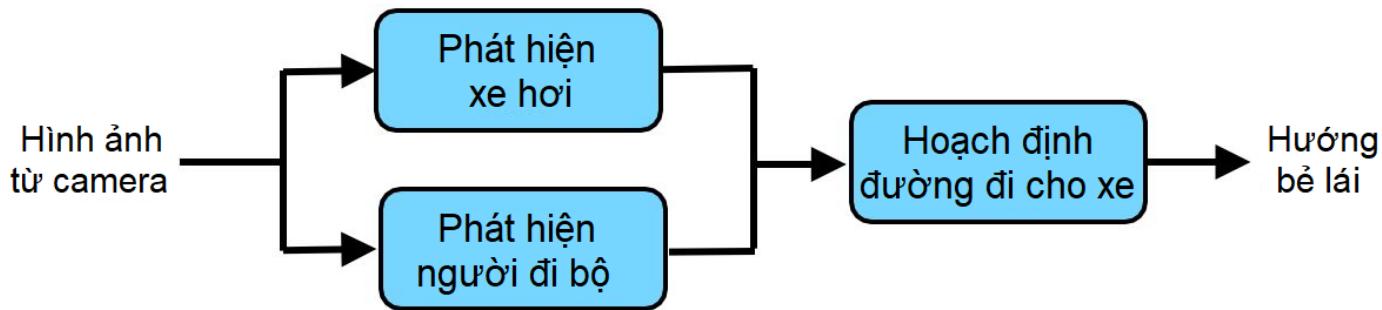
Đây là một thuận lợi của việc giải quyết các vấn đề mà con người có thể giải quyết--bạn có các công cụ mạnh mẽ để phân tích lỗi, do đó bạn có thể ưu tiên các công việc trong nhóm một cách hiệu quả hơn.

57. Spotting a flawed ML pipeline

57. Phát hiện một pipeline học máy bị lỗi

What if each individual component of your ML pipeline is performing at human-level performance or near-human-level performance, but the overall pipeline falls far short of human-level? This usually means that the pipeline is flawed and needs to be redesigned. Error analysis can also help you understand if you need to redesign your pipeline.

Nếu mỗi thành phần đơn lẻ trong pipeline học máy của bạn đều hoạt động ở chất lượng mức con người hoặc gần mức con người, nhưng pipeline tổng thể lại kém xa mức con người thì sao? Điều này thường có nghĩa là pipeline có lỗi và cần được thiết kế lại. Việc phân tích lỗi có thể giúp bạn nhận định liệu bạn có cần thiết kế lại pipeline của mình.



In the previous chapter, we posed the question of whether each of the three components' performance is at human level. Suppose the answer to all three questions is yes. That is:

Trong chương trước, chúng ta đã đặt câu hỏi liệu mỗi trong số ba thành phần có ở chất lượng mức con người. Giả sử câu trả lời cho cả ba câu hỏi là có. Điều đó có nghĩa là:

1. The Detect cars component is at (roughly) human-level performance for detecting cars from the camera images.
1. Thành phần Phát hiện xe hơi đạt chất lượng (xấp xỉ) mức con người trong việc phát hiện xe hơi từ ảnh camera.
2. The Detect pedestrians component is at (roughly) human-level performance for detecting cars from the camera images.
2. Thành phần Phát hiện người đi bộ đạt chất lượng (xấp xỉ) mức con người trong việc phát hiện xe hơi từ ảnh camera.
3. Compared to a human that has to plan a path for the car given only the outputs from the previous two pipeline components (rather than access to the camera images), the Plan path component's performance is at a similar level.
3. So sánh với một người phải lập kế hoạch đường đi cho xe khi chỉ dựa trên đầu ra của hai thành phần pipeline trước đó (thay vì được tiếp cận với hình ảnh từ camera), thành phần Lập kế hoạch có chất lượng ở mức tương đương.

However, your overall self-driving car is performing significantly below human-level performance. I.e., humans given access to the camera images can plan significantly better paths for the car. What conclusion can you draw?

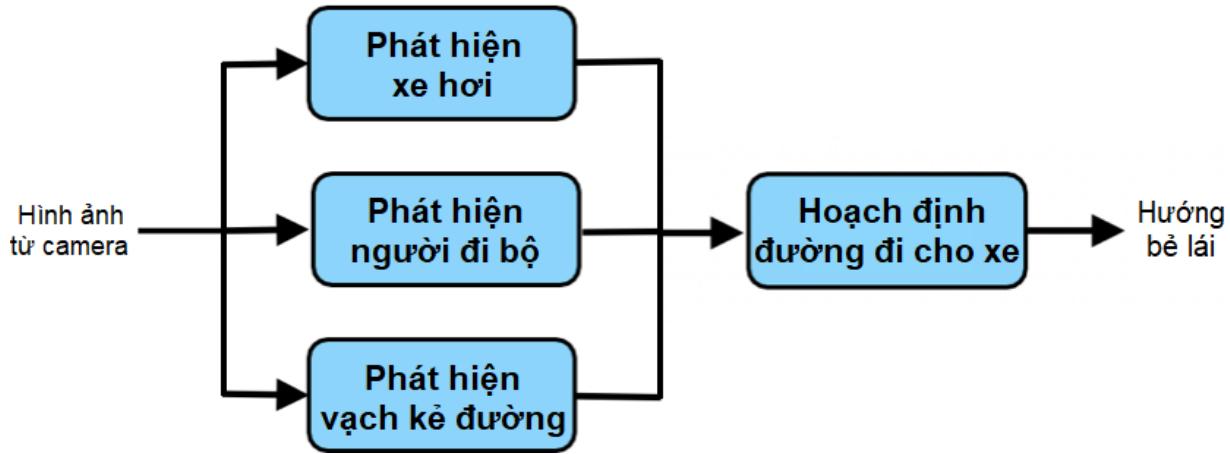
Tuy nhiên, chiếc xe tự lái tổng thể của bạn lại hoạt động kém hơn chất lượng mức con người một cách rõ rệt. Có nghĩa là, con người được tiếp cận hình ảnh từ camera có thể dự tính những đường đi tốt hơn nhiều cho xe. Bạn có thể rút ra kết luận gì?

The only possible conclusion is that the ML pipeline is flawed. In this case, the Plan path component is doing as well as it can *given its inputs*, but the inputs do not contain enough information. You should ask yourself what other information, other than the outputs from the two earlier pipeline components, is needed to plan paths very well for a car to drive. In other words, what other information does a skilled human driver need?

Kết luận khả dĩ duy nhất là pipeline học máy đã bị lỗi. Trong trường hợp này, thành phần Lên kế hoạch đã hoạt động ở mức tốt nhất có thể với *những đầu vào của nó*, nhưng đầu vào không chứa đủ thông tin. Bạn nên tự hỏi liệu những thông tin nào khác, ngoài đầu ra của hai thành phần pipeline trước, là cần thiết cho việc lên kế hoạch đường đi thật tốt cho xe tự lái. Nói cách khác, những thông tin nào mà một người lái xe có kinh nghiệm cần đến?

For example, suppose you realize that a human driver also needs to know the location of the lane markings. This suggests that you should redesign the pipeline as follows:[18]

Ví dụ, giả sử bạn nhận ra rằng người lái xe cũng cần biết vị trí của chỉ dấu làn đường. Điều này gợi ý rằng bạn nên thiết kế lại pipeline như sau:



Ultimately, if you don't think your pipeline as a whole will achieve human-level performance, even if every individual component has human-level performance (remember that you are comparing to a human who is given the same input as the component), then the pipeline is flawed and should be redesigned.

Cuối cùng, nếu bạn không nghĩ rằng pipeline như một chỉnh thể sẽ đạt chất lượng mức con người, ngay cả khi mỗi thành phần đơn lẻ đạt chất lượng mức con người (nhớ rằng bạn đang so sánh với một người được cung cấp cùng một đầu vào như các thành phần), có nghĩa là pipeline có lỗi và cần được thiết kế lại.

FOOTNOTE:

GHI CHÚ:

[18] In the self-driving example above, in theory one could solve this problem by also feeding the raw camera image into the planning component. However, this would violate the design principle of "Task simplicity" described in Chapter 51, because the path planning module now needs to input a raw image and has a very complex task to solve. That's why adding a Detect lane markings component is a better choice--it helps get the important and previously missing information about lane markings to the path planning module, but you avoid making any particular module overly complex to build/train.

[18] Trong ví dụ về xe tự lái ở trên, theo lý thuyết ta có thể giải quyết vấn đề bằng cách cũng cho hình ảnh thô từ camera vào thành phần lên kế hoạch. Tuy nhiên, điều đó sẽ vi phạm nguyên tắc thiết kế "Tính đơn giản của tác vụ" đã được trình bày ở Chương 51, vì thành phần lên kế hoạch đường đi giờ đây cần có đầu vào là ảnh thô và có một tác vụ rất phức tạp để giải quyết. Thế nên thêm một thành phần Phát hiện chỉ dấu làn đường là một lựa chọn tốt hơn -- nó giúp lấy thêm những thông tin quan trọng vốn thiếu về làn đường cho khối lên kế hoạch đường đi, đồng thời bạn cũng tránh được việc làm bất cứ module nào trở nên quá phức tạp để xây dựng/huấn luyện.

Part 10: Conclusion

Phần 10: Tổng kết

58. Building a superhero team - Get your teammates to read this

58. Xây dựng một biệt đội siêu anh hùng - Hãy để đồng đội của bạn đọc điều này

Congratulations on finishing this book!

Chúc mừng bạn đã hoàn thành quyển sách này!

In Chapter 2, we talked about how this book can help you become the superhero of your team.

Trong chương 2, chúng ta đã nói về việc quyển sách này có thể giúp bạn trở thành siêu anh hùng trong nhóm của bạn.



The only thing better than being a superhero is being part of a superhero team. I hope you'll give copies of this book to your friends and teammates and help create other superheroes!

Điều duy nhất tuyệt vời hơn trở thành một siêu anh hùng là trở thành một phần của một biệt đội siêu anh hùng. Tôi hi vọng bạn sẽ giới thiệu bản sao của quyển sách này cho bạn bè và đồng đội của bạn và tạo ra những siêu anh hùng khác.