TRƯỜNG ĐẠI HỌC PHENIKAA

KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

A logo for a university

Description automatically generated

**BÁO CÁO ĐỒ ÁN CƠ SỞ**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Họ tên sinh viên | Mã sinh viên | Email |
| Ngô Văn Duẩn | 21010558 | [21010558@phenikaa-uni.edu.vn](mailto:21010558@phenikaa-uni.edu.vn) |
| Nguyễn Phú Anh Quân | 21011626 | [21011626@phenikaa-uni.edu.vn](mailto:21011626@phenikaa-uni.edu.vn) |
| Nguyễn Trí Chung | 21012044 | [21012044@phenikaa-uni.edu.vn](mailto:21012044@phenikaa-uni.edu.vn) |
| Nguyễn Quốc Trường | 21012325 | [21012325@phenikaa-uni.edu.vn](mailto:21012325@phenikaa-uni.edu.vn) |
| Người hướng dẫn: T.S Trần Đăng Hoan | | |
| Người phản biện: T.S Trần Đức Minh | | |

Nhóm 4   
Đề tài: Ứng dụng suy diễn nhân quả trong khoa học dữ liệu

**Hà Nội, 5 tháng 11 năm 2023**

Mục lục

[I. Giới thiệu 2](#_Toc150789128)

[1. Trình bày khoa học dữ liệu là gì? 2](#_Toc150789129)

[2. Đặt vấn đề 3](#_Toc150789130)

[II. Tác động nhân quả 4](#_Toc150789131)

[1. Suy diễn nhân quả 4](#_Toc150789132)

[1.1 Nghịch lý Simpson 4](#_Toc150789133)

[1.2 Mối tương quan không hàm ý quan hệ nhân quả. 5](#_Toc150789134)

[1.3 Chủ đề chính 6](#_Toc150789135)

[2. Đầu ra tiềm năng 7](#_Toc150789136)

[2.1 Đầu ra tiềm năng và tác động phương pháp điều trị riêng biệt 7](#_Toc150789137)

[2.2 Vấn đề cơ bản của suy luận nhân quả 7](#_Toc150789138)

[2.3 Giải quyết vấn đề cơ bản 8](#_Toc150789139)

[2.4 Giải quyết vấn đề cơ bản 9](#_Toc150789140)

[2.5 Báo cáo về Ước Lượng Trị Số Hiệu Ứng Causal (ATE) 12](#_Toc150789141)

[2.6 Một Ví Dụ Hoàn Chỉnh về Quá Trình Ước Lượng 12](#_Toc150789142)

[3 Dòng chảy của sự liên kết và quan hệ nhân quả trong đồ thị 14](#_Toc150789143)

[3.1 Thuật ngữ đồ thị 14](#_Toc150789144)

[3.2 Bayesian Networks (Mạng Bayesian) 14](#_Toc150789145)

[3.3 Đồ thị nhân quả 15](#_Toc150789146)

[3.4 Đồ thị hai nút và Khối xây dựng đồ họa 15](#_Toc150789147)

[3.5 Dây xích và nĩa 17](#_Toc150789148)

[4 Mô hình nhân quả. 19](#_Toc150789149)

[4.1 Toán tử do và Phân phối can thiệp 19](#_Toc150789150)

[4.2 Giả định chính: Tính mô đun 21](#_Toc150789151)

[4.3 Hệ số rút gọn 22](#_Toc150789152)

[4.4 The Backdoor Adjustment 24](#_Toc150789153)

[5. Tác động nhân quả 25](#_Toc150789154)

[5.1 Tiền xử lí dữ liệu. 26](#_Toc150789155)

[5.2 Tính số lượng dự kiến 29](#_Toc150789156)

[6. Ước tính tác động nhân quả 30](#_Toc150789157)

[6.1 Thư viện DoWhy là gì? 30](#_Toc150789158)

[6.2 Sử dụng DoWhy để ước tính tác động nhân quả. 31](#_Toc150789159)

[7. Đánh giá, kết luận của đề tài. 36](#_Toc150789160)

[7.1 Đánh giá 36](#_Toc150789161)

[7.2 Kết luận 37](#_Toc150789162)

[III. Một số thành phần khác của đồ án 37](#_Toc150789163)

[1. Kế hoạch dự án 37](#_Toc150789164)

[2. Đảm bảo thực hiện đúng làm việc nhóm 38](#_Toc150789165)

[3. Ứng dụng của suy luận nhân quả trong khoa học dữ liệu 38](#_Toc150789166)

[Tài liệu tham khảo 40](#_Toc150789167)

# I. Giới thiệu

## 1. Trình bày khoa học dữ liệu là gì?

Khoa học dữ liệu là lĩnh vực nghiên cứu dữ liệu nhằm khai thác những thông tin chuyên sâu có ý nghĩa đối với hoạt động kinh doanh. Đây là một phương thức tiếp cận đa ngành, kết hợp những nguyên tắc và phương pháp thực hành của các lĩnh vực toán học, thống kê, trí tuệ nhân tạo và kỹ thuật máy tính để phân tích khối lượng lớn dữ liệu.

Khoa học dữ liệu quan trọng bởi vì lĩnh vực này kết hợp các công cụ, phương pháp và công nghệ để rút ra ý nghĩa từ dữ liệu. Các tổ chức hiện đại chìm ngập trong dữ liệu và hiện có vô vàn thiết bị có thể tự động thu thập và lưu trữ dữ liệu. Các hệ thống và cổng thanh toán trực tuyến đang dần thu thập nhiều dữ liệu hơn trong những lĩnh vực thương mại điện tử, y tế, tài chính cũng như mọi khía cạnh khác của đời sống con người. Chúng ta có sẵn khối lượng đồ sộ dữ liệu dưới dạng văn bản, âm thanh, video và hình ảnh.

Những đột phá về trí tuệ nhân tạo và máy học đã giúp hoạt động xử lý dữ liệu nhanh và hiệu quả hơn. Nhu cầu trong ngành đã tạo ra một hệ sinh thái các khóa học, bằng cấp và vị trí việc làm trong lĩnh vực khoa học dữ liệu. Do đòi hỏi trình độ chuyên môn và bộ kỹ năng đa ngành nghề, lĩnh vực khoa học dữ liệu cho thấy sự phát triển mạnh mẽ được dự kiến trong những thập niên tới.

Khoa học dữ liệu được sử dụng để nghiên cứu dữ liệu theo 4 phương pháp chính:

Phân tích mô tả.

Phân tích chuẩn đoán

Phân tích dự đoán

Phân tích đề xuất

Một số lợi ích mà khoa học dữ liệu mang lại:

- Khám phá các mẫu biến đổi tiềm ẩn

- Sáng tạo các sản phẩm và giải pháp mới

- Tối ưu hóa trong thời gian thực

## 2. Đặt vấn đề

**Tại sao phải suy diễn nhân quả?**

Suy luận nhân quả là một phương pháp nghiên cứu khoa học dùng để xác định mối quan hệ giữa các biến, đặc biệt là quan hệ nguyên nhân - kết quả. Suy luận nhân quả có ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như y học, kinh tế, xã hội học, tâm lý học, và khoa học dữ liệu.

Một số khái niệm quan trọng trong suy diễn nhân quả bao gồm:

1. Nhân quả: Là mối quan hệ nguyên nhân - kết quả giữa các biến. Nếu biến A gây ra biến B, ta nói rằng A là nguyên nhân của B.

2. Sự nhầm lẫn (confounding): Một yếu tố ngoại lai có thể ảnh hưởng đến cả biến A và biến B, làm cho việc suy diễn nhân quả trở nên phức tạp.

3. Thử nghiệm ngẫu nhiên: Phương pháp để kiểm tra nhân quả bằng cách ngẫu nhiên gán người tham gia vào một trong hai nhóm (điều trị và kiểm soát) và so sánh kết quả.

4. Sự cản trở (mediation): Mô tả cách một biến trung gian ảnh hưởng đến quan hệ nhân quả giữa A và B.

Suy diễn nhân quả quan trọng trong nhiều lĩnh vực, như y tế, khoa học xã hội, kinh tế, và quản lý, giúp chúng ta hiểu rõ những tác động nguyên nhân và kết quả, và có thể đưa ra quyết định dựa trên thông tin này.

# II. Tác động nhân quả

## 1. Suy diễn nhân quả

## 1.1 Nghịch lý Simpson

Giả sử tương lai có 1 dịch bệnh là covid 27 gây ảnh hưởng đến nhân loại. Vào tương lai này, có 2 phương pháp chữa trị: A và B. Phương pháp B khan hiếm hơn phương pháp A. Nên tỷ lệ giữa 2 phương pháp là 73/27. Bạn có quyền lựa chọn phương pháp cho đất nước mình, ưu tiên giảm thiểu thương vong.

Bạn có dữ liệu phần trăm số người tử vong vì COVID-27, theo phương pháp họ đăng ký và tình trạng của họ khi mà thời gian chữa trị được quyết định. Tình trạng của họ là các biến nhị phân: nhẹ hoặc nặng. 16% người nhận phương pháp A tử vong, trong khi 19% người nhận phương pháp B tử vong. Tuy nhiên, khi mà chia người tình trạnh nhẹ với người tình trạng nặng, thì con số đổi thứ tự. Trong các tiểu quần thể, 15% người nhận phương pháp A tử vong, 10% người nhận phương pháp B tử vong. Trong tiểu quần thể người bị nặng, 30% người nhận phương pháp A tử vong, 20% người nhận phương pháp B tử vong

Tình huống 1: Nếu tình trạng C là nguyên nhân của việc điều trị T phương pháp điều trị B có hiệu quả hơn trong việc giảm tỷ lệ tử vong. Một ví dụ tình huống là khi các bác sĩ quyết định áp dụng phương pháp điều trị A cho hầu hết mọi người những người có tình trạng nhẹ. Và họ tiết kiệm càng đắt tiền và nhiều hơn nữa điều trị hạn chế B cho những người mắc bệnh nặng. Bởi vì có tình trạng nghiêm trọng khiến một người dễ tử vong và khiến một người có nhiều khả năng nhận được điều trị B phương pháp điều trị B sẽ có tỷ lệ tử vong cao hơn ở tổng dân số. Nói cách khác, điều trị B có liên quan đến một tỷ lệ tử vong cao hơn đơn giản chỉ vì tình trạng này là nguyên nhân phổ biến gây ra cả điều trị và tử vong. Ở đây, điều kiện làm xáo trộn tác dụng của điều trị về tỷ lệ tử vong. Để khắc phục sự nhầm lẫn này, chúng ta phải kiểm tra mối quan hệ của T và Y giữa những bệnh nhân có cùng tình trạng bệnh lý. Điều này có nghĩa là phương pháp điều trị tốt hơn là phương pháp mang lại tỷ lệ tử vong thấp hơn.trong mỗi nhóm quần thể điều trị B.

Tình huống 2: Nếu đơn thuốc điều trị T  là nguyên nhân gây ra tình trạng C, phương pháp điều trị A hiệu quả hơn. Một kịch bản ví dụ là trong đó phương pháp điều trị B khan hiếm đến mức đòi hỏi bệnh nhân phải chờ đợi lâu thời gian sau khi họ được chỉ định điều trị trước khi họ có thể nhận điều trị. Phương pháp điều trị A không gặp phải vấn đề này. Bởi vì tình trạng bệnh nhân mắc COVID-27 xấu đi theo thời gian, đơn thuốc của phương pháp điều trị B thực sự khiến những bệnh nhân mắc bệnh nhẹ phát triển điều kiện khắc nghiệt, gây ra tỷ lệ tử vong cao hơn. Vì vậy, ngay cả khi điều trị B có hiệu quả hơn điều trị A một lần (dương tính) tác dụng dọc theo T → Y trong Hình 1.2), do kê đơn điều trị B gây ra tình trạng tồi tệ hơn (tác động tiêu cực dọc theo T → C → Y trong Hình 1.2), phương pháp điều trị B nhìn chung kém hiệu quả hơn. Lưu ý: Vì cách xử lý B là đắt hơn, điều trị B được chỉ định với xác suất 0,27, trong khi điều trị A được chỉ định với xác suất 0,73; quan trọng là điều trị toa thuốc không phụ thuộc vào tình trạng trong trường hợp này.

**1.2 Mối tương quan không hàm ý quan hệ nhân quả.**

1.2.1 Nicolas Cage và Những vụ chìm bể bơi.

Hóa ra mỗi năm có một lượng người bị chết đuối vì ngã vào bể bơi có sự liên quan lớn với lượng phim mỗi năm mà Nicolas Cage xuất hiện. Liệu đây có phải chính Nicolas Cage khích lệ những người bơi kém để bơi trong phim của ông? Hay Nicolas Cage cảm thấy động lực khi mà ông thấy số vụ chết đuối xảy ra trong năm, hoặc là cố gắng ngăn chặn những vụ chết đuối? Hay có cách giải thích khác? Lấy ví dụ, có khi Nicolas Cage thấy hứng thú với việc tăng độ nổi tiếng của mình giữa những tập suy diễn nhân quả, vậy nên ông du hành thời gian về quá khứ để thuyết phục mình trong quá khứ để làm một lượng phim để chúng ta thấy sự liên quan, nhưng không quá trùng hợp mà không quá đáng nghi và có tiềm năng khiến ai đó ngăn cản ông khỏi phá hoại dữ liệu theo cách này. Chúng ta không bao giờ biết chắc.

Đương nhiên, tất cả những cách giải thích hợp lý trong những văn bản có sẵn trông không giống nhau. Đúng hơn, nó giống như những liên quan không xác thực, nơi không có quan hệ nhân quả.

1.2.2  Tại sao sự liên kết không phải là nhân quả?

“Sự tương quan” thường được sử dụng thông tục như cụm từ sự phụ thuộc thống kê. Tuy nhiên, “Sự tương quan” về mặt kỹ thuật chỉ cho việc đo lường sự phụ thuộc thống kê tuyến tính. Chúng ta sẽ sử dụng rộng rãi cụm liên kết để tham khảo cho sự phụ thuộc thống kê từ bây giờ.

Nhân quả không phải tất cả hay không. Cho bất kì một lượng liên kết cho sẵn, nó có thể không càn để “tất cả liên kết là nhân quả” hoặc “không liên kết nào là nhân quả”. Đúng hơn, nó có thể có lượng lớn liên kết với chỉ một số của nhân quả. Cụm “liên kết không phải nhân quả” đơn giản nghĩa là một lượng liên kết và một lượng nhân quả có thể khác nhau. Một lượng liên kết và không nhân quả là một trường hợp đặc biệt của “liên kết không là nhân quả”

Giả sử bạn có lượng dữ liệu liên quan việc mang giày đi ngủ và thực dậy mà đau đầu, như người thường. Hóa ra hầu hết thời gian ai đó mang giày đi ngủ, hay người dạy với cơn đau đầu. Và hầu hết thời gian ai đó không mang giày đi ngủ, người nào không dậy với cơn đau đầu. Nó không bình thường cho người ta để dịch dữ liệu như vậy(với liên kết) có nghĩa là mang giày đi ngủ khiến người ta dậy với cơn đau đầu, đặc biệt nếu họ tìm kiếm lý do  để biện minh không mang giày đi ngủ. Một nhà báo cẩn thận có thể kết luận như “mang giày đi ngủ liên quan với đau đầu” hoặc “người mà đi giày đi ngủ có nguy cơ thức dậy với cơn đau đầu” Tuy nhiên, lý do chính để kết luận như vậy là hầu hết mọi người sẽ tiếp thu kết luận như “nếu tôi mang giày đi ngủ, tôi sẽ chắc chắn thức dậy với cơn đau đầu”

Chúng ta sẽ giải thích cách mang giày đi ngủ và cơn đau đầu có liên quan mà không có một lí do của những nhân tố khác. Hóa ra là tất cả đều được gây ra bởi một nguyên nhân bình thường: uống vào đêm trước. Bạn sẽ nghe những biến liên quan đến như “kẻ gây nhiễu” hoặc “biến số tiềm ẩn”. Chúng tôi sẽ gọi loại này liên kết gây nhiễu liên kết vì sự liên kết được tạo điều kiện thuận lợi bởi một người gây nhiễu.

Tổng liên kết đối tượng theo dõi có thể tạo lên liên kết gây nhiễu và liên kết nhân quả. Nó có thể là trường hợp mà mang giày đi ngủ có một tác dụng nhân quả nhỏ lên thức dậy với cơn đau đầu. Sau đó, liên kết tổng sẽ không chỉ là liên kết gây nhiễu hay chỉ là liên kết nhân quả. Nó có thể là kết hợp của cả hai. Ví dụ, trong hình 1.4, liên kết nhân quả đi theo mũi tên từ giày-đi ngủ đên dậy với cơn đau đầu. Và liên kết gây nhiễu hướng từ giày-đi ngủ đến đau đầu.

Vấn đề toán học Vấn đề toán học ủng hộ suy luận nhân quả là liên kết không là tương quan. Nếu cả hai giống nhau, suy luận nhân quả sẽ dễ. Thống kê truyền thông và học máy sẽ có thể để suy luận nhân quả được giải quyết, hoặc đo lường nhân quả sẽ dơn giản như nhìn vào đo lường tương quan và hiệu suất dự đoán trong dữ liệu. Một phần lớn của quyển sách này sẽ là về hiểu biết tốt hơn và giải quyết vấn đề này.

### 1.3 Chủ đề chính

Thống kê và nguyên nhân: Cho dù với một lượng dữ liệu vô hạn, chúng ta thi thoảng sẽ không thể tính toán một lượng nhân quả.Tương phản, nhiều thống kê sẽ giải quyết sự không chắc chắn trong các mẫu hữu hạn. Khi được cho dữ liệu vô hạn, ko có không chắc chắn. Tuy nhiên, liên kết, mô hình thống kê, không là nhân quả. Điều đó sẽ có nhiều công việc được hoàn thành trong suy diễn nhân quả, cho dù bắt đầu với dữ liệu vô hạn. Đây là điểm khác biệt chính thúc đẩy suy luận nhân quả. Chúng tôi đã thực hiện sự khác biệt này trong chương này và sẽ tiếp tục tạo ra sự khác biệt này trong chương khác.

Nhận biết và ước tính: Nhận biết của tác động nhân quả là độc nhất với suy diễn nhân quả. Nó là vấn đề mà giữ nguyên để giải quyết, cho dù khi ta có dữ liệu vô hạn. Tuy nhiên, suy diễn nhân quả cũng chia sẻ ước tính với thống kê truyền thống và học máy. Chúng ta sẽ bắt đầu với nhận biết tác động nhân quả trước khi đi đến ước tính tác động nhân quả.

Can thiệp và quan sát: Nếu chúng ta có thể can thiệp/thí nghiệm, nhận biết của tác động nhân quả là tương đối dễ dàng. Đây đơn giản bởi vì  chúng ta có thể hành động mà chúng ta muốn đo lường tác động nhân quả và đơn giản đo lường tác động sau khi ta hành động. Quan sát dữ liệu là khi mà nó trở nên phúc tạp hơn bởi vì việc gây hiểu lầm luôn được đưa vào dữ liệu.

Giả định Đây sẽ tập trung lớn vào giả định chúng ta sử dụng để lấy kết quả mà ta lấy. Mỗi  giả định sẽ có hộp của riêng nó để giúp nó trở nên khó để không nhận diện. Giả định rõ ràng sẽ làm nó dễ để thấy nơi phê bình của phân tích nhân quả cho sẵn hay mô hình nhân quả sẽ là. Mong muốn là giả định rõ ràng trình bày sẽ hướng đến những thảo luận sáng suốt hơn về nhân quả.

## 2. Đầu ra tiềm năng

### 2.1 Đầu ra tiềm năng và tác động phương pháp điều trị riêng biệt

Trường hợp 1: Coi như trong trường hợp nơi mà bạn không vui vẻ. Và bạn coi là nên hay không nên nuôi chó để giúp bạn vui vẻ. Nếu bạn vui vẻ sau khi nuôi chó, Liệu nó có nghĩa chú chó đã làm bạn vui vẻ? Nếu như bạn có thể vui vẻ hơn khi mà bạn không nuôi chó? Trong trường hợp đó, chú chó đã không can thiết để làm bạn vui vẻ, vậy nên nó kết luận đến tác động nhân quả đến sự vui vẻ của bạn là yếu.

Trường hợp 2: Hãy thay đổi mọi  thứ một chut. Coi như bạn vẫn sẽ vui vẻ nếu nuôi chó, nhưng giờ, nếu bạn không nuôi sẽ, bạn sẽ vân không vui vẻ. Trong trường hợp nay, chú chó có ảnh hưởng lớn đến tác động nhân quả đến sự vui vẻ của bạn.

Trong cả hai trường hợp trên, chúng ta đã dùng ý tưởng nhân quả được biết đến như đầu ra tiềm năng. Đầu ra của bạn Y là sự vui vẻ: Y = 1 là vui vẻ trong khi Y = 0 là không vui vẻ. Phương pháp Y là khi bạn nuôi hoặc không nuôi chó: T = 1 là bạn nuôi cho trong khi T = 0 là bạn không nuôi chó. Ta chứng tỏ bằng Y(1) là đầu ra tiềm năng của sự vui vẻ bạn sẽ theo dõi nếu bạn nuôi chó(T = 1)

Tương tự, ta chứng tỏ Y(0) đầu ra tiềm năng khi mà bạ không nuôi chó(T = 0). Trong trường hợp 1, Y(1) = 1 và Y(0). Tương phản, trường hợp 2, Y(1) = 1 và Y(0) = 0.

Nói chung, đầu ra tiềm năng Y(t) chứng tỏ thứ mà đầu ra của bạn sẽ là, nêu bạn lấy phương pháp t. Một đầu ra Y(t) là khác biệt với kết quả được quan sát Y ở chỗ không phải tất cả các kết quả tiềm năng được quan sát. Các đầu ra tiềm năng có thể có tiềm năng được quan sát. Cái sẽ được quan sát phụ thuộc vào giá trị mà phương pháp T lấy theo.

### 2.2 Vấn đề cơ bản của suy luận nhân quả

Nó là bất khả thi để quan sát tất cả đầu ra tiềm năng cho một cá nhân cho sẵn. Theo ví dụ chú chó. Bạn có thể quan sát Y(1) bằng nuôi một con chó và quan sát niềm vui của bạn sau khi nuôi chó. Ngoài ra, bạn có thể quan sát Y(0) bằng việc không nuôi một chú chó và quan sát hạnh phúc của  bạn. Tuy nhiên, bạn không thể quan sát cả Y(0) và Y(1), trừ khi bạn có cỗ máy thời gian cho phép bạn quay về quá khứ và chọn phương pháp mà bạn không chọn trong lần đầu. Bạn không thể đơn giản nuôi chó, quan sát Y(1), tặng con chó đi, và rồi quan sát Y(0) bới vì lần quan sát thứ hai sẽ ảnh hưởng bởi hành động mà bạn chọn lấy giữa hai lần quan sát và bất cứ thứ gì khác mà thay đổi từ lần quan sát thứ nhất.

Đây chính là vấn đề cơ bản của suy diễn nhân quả. Nó đơn giản vì ta không thể quan sát cả hai, sau đó chúng ta không thể quan sát tác động nhân quả. Vấn đề này là độc nhất cho suy diễn nhân quả vì, trong suy diễn nhân quả, chúng ta quan tâm đến tạo ra tuyên bố nhân quả, tùytưyf định nghĩa dựa vào đầu ra tiềm năng. Tương phản, coi như học máy. Trong học máy, ta thường chỉ quan tâm đến dự đoán đầu ra quan sát Y, nên không cần cho đầu ra tiềm năng, nghĩa là học máy không có để giải quyết đến vấn đề cơ bản chúng ta cần giải quyết với suy diễn nhân quả.

Đầu ra tiềm năng mà bạn không làm(và không thể) quan sát được biết đến là phi thực thế vì nó đi ngược với sự thật.”Đầu ra tiềm năng” thường được coi là “đầu ra phi thực tế” nhưng ta không làm vậy trong quyển sách này bởi vì đầu ra tiềm năng Y(t) không trái ngược với sự thật  đến khi một đầu ra tiềm năng khác Y(t’) được quan sát. Đầu ra tiềm năng được quan sát thi thoảng được coi là thực tế. Ghi nhớ răng không có phi thực tế hay thực tế nào cho đến khi đầu ra được quan sát. Trước đó, chỉ có đầu ra tiềm năng

### 2.3 Giải quyết vấn đề cơ bản

2.3.1 Tác động phương pháp trung bình và diễn dịch dữ liệu thiếu sót

Chúng ta biết ta không thể truy cập tác động phương pháp riêng biệt, nhưng còn tác động phương pháp trung bình? Ta lấy ATE bằng lấy trung bình của ITEs:



Nơi trung bình cao hơn cá nhân i nếu Yi(t) mang tính quyết định. Nếu Yi(t) là ngẫu nhiên , trung bình vẫn cao hơn ngẫu nhiên.

Bởi vì vấn đề cơ bản của suy diễn nhân quả, đó chỉ đơn giản là vấn đề một dữ liệu đã mất. Tất cả dấu hỏi trong bảng mà ta không thể quan sát trong lồng.

Một lượng tự nhiên nảy ra là sự khác biệt liên kết

E[Y|T =1 ] – E[Y|T=0]

2.3.2 Khả năng bỏ qua và khả năng trao đổi

Những giả định sẽ làm nó nên ATE đơn giản là sự khác biệt liên kết ? Đây tương đương với cái gì tạo nên hiệu lực để tính toán ATE băng lấy trung bình của cột Y(0), bỏ quả dấu hỏi, và trừ đi nó từ trung bình của cột Y(1), bỏ qua dấu hỏi?” Đây gọi là khả năng bỏ qua. Nhận định khả năng bỏ quả như là bỏ qua cách mọi người chọn phương pháp họ chọn va giả định họ ngẫu nhiên đăng ký phương pháp;

A close up of a text

Description automatically generated

Giả định này là chìa khóa cho suy diễn nhân quả bởi vì nó cho phép chúng ta giảm thiểu ATE cho sự khác biệt liên kết

A math equation with numbers and symbols

Description automatically generated

Một góc nhìn khác của giả định này là khả năng trao đổi, Nó có nghĩa là tập hợp phương pháp có thể trao đổi nếu chúng được đổi chỗ, tập hợp phương pháp mới sẽ quan sát cùng đầu ra với tập hợp phương pháp cũ

Trực giác quan trọng để trao đổi là nó bảo đảm rằng các nhóm phương pháp có thể so sánh. Mặt khác, các nhóm phương pháp giống nhau ở các khía cạnh thích đáng so với phương pháp. Trực giác này là cái gạch dưới dòng cho ý tưởng “điều khiển cho” hoặc “điều chỉnh cho”biến,

Chúng ta đã tận dụng giả định 2.1 để nhận dạng tác động nhân quả. Để nhận dạng tác động nhân quả chính là giảm biểu hiện nhân quả thành biểu lộ thống kê thuần túy.

Định nghĩa 2.1(Nhận dạng) 1 số lượng nhân quả (e.g E[Y(t)] được nhận dạng nếu ta tính toán nó từ số lượng thống kê thuần túy(e.g E[Y|y]).

Chúng ta thấy khả năng từ chối là vô cùng quan trọng(Equation 2.3), nhưng giả định đó có thật không? Nhìn chung, nó là hoàn toàn vô lý bởi vì đó làm xáo trộn trong phần lớn dữ liệu chúng ta quan sát. Túy nhiên, chúng ta có thể làm giả định này thành thật bằng cách chạy các thí nghiệm ngẫu nhiên, thứ sẽ ép phương pháp không bị ảnh hưởng bởi thứ gì,

**2.4 Giải quyết vấn đề cơ bản**

2.4.1 Khả năng trao đổi có điều kiện và sự vô căn cứ

Trong dữ liệu quan sát, nó là không chân thật để thừa nhân rằng các nhóm phương pháp là có thể trao đổi. Nói cách khác, không có lý do để thừa nhận các nhóm giống nhau trong các biến liên quan ngoài phương pháp. Tuy nhiên, nếu ta điều khiển các biến tương quan bằng điều kiện, thì các nhóm con có thể trao đổi.

A close up of a sign

Description automatically generated

Ý tưởng: Qua phương pháp và đầu ra tiềm năng có thể liên kết không điều kiện(cho sự vo căn cứ), trong tập X, chúng không liên kết. Nói cách khác, không có sự nhầm lẫn bên trong cấp độ X bởi vì điều khiển X có thể làm các nhóm phương pháp sẽ không vẽ ra kết nối nghiệm ngặt giữa trực giác đồ họa và giả định 2.2

Chúng ta không có khả năng trao đổi trong dữ liệu vì X là nguyên nhân thường của T và Y. Chúng ta khắc họa điều này trong mô hình 2.3.Vì X là nguyên nhân của T và Y, nó sẽ không có liên kết không nhân quả giữa T và Y.

A diagram of a structure

Description automatically generated

Tuy nhiên, chúng ta có khả năng trao đổi có điều kiện trong dữ liệu. Bởi vì, khi ta thêm điều kiện vào X, sẽ không còn liên kết không nhân quả giữa T và Y. Liên kết này bị chặn lại tại X bởi điều kiện của X. Xem hình 2.4

A diagram of a triangle

Description automatically generated

A number of mathematical equations

Description automatically generated

A math equation with numbers and symbols

Description automatically generated

Định lý 2.1 (Công thức điều chỉnh) Với các giả định là không nhiễu, dương, nhất quán và không can thiệp, ta có thể xác định được hiệu quả điều trị trung bình:

2.4.2 Tích cực/Chồng chéo và ngoại suy

Khi điều kiện hóa nhiều đồng biến là hấp dẫn để đạt được sự vô căn cứ, nó có thể gây bất lợi vì một lý do liên quan đến giả định quan trọng mà chúng ta vẫn chưa thảo luận: TÍnh tích cực. Chúng ta sẽ biết lý do tại sao ở cuối phần này. Tinh tích cực là điều kiện mà tất cả các nhóm con của dữ liệu và các đồng biến khác nhau đều có một số xác xuất nhận bất kỳ giá trị điều trị. Về mặt hình thức, ta xác định tính tích cực cho điều trị nhị phân như sau.

Giả định 2.3(Tích cực/ Chồng chéo/ Hỗ trợ thông thường) Cho tất cả giá trị của đồng biến X hiện tại trong dân sô quan tâm( x là P(X = x) > 0),

0 < P(T = 1 | X = x) < 1

Để hiểu tầm quan trọng của tính tích cực, nhìn lại 2.9

Viết lại 2.9

A black and white math equation

Description automatically generatedA math equation with a line of numbers

Description automatically generated with medium confidence

Giả định: Đó là phép toán giải thích tại sao chúng ta cần giả định tích cực, nhưng trực giác là gì? Chà, nếu chúng ta vi phạm tính tích cực, điều đó có nghĩa là trong một số nhóm con của dữ liệu, mọi người luôn nhận được điều trị hoặc sự kiểm soát. Nó không có ý nghĩa để có thể ước tính tác động nhân quả của việc điều trị so với biện pháp kiểm soát trong đó phân nhóm vì chúng ta chỉ thấy điều trị hoặc chỉ kiểm soát. Chúng ta không bao giờ nhìn thấy thay thế trong nhóm con đó.

Một cái tên khác cho tích cực là chồng chéo. Giả định cho cái tên là chúng ta muốn phân phối đồng biến của nhóm điều trị chồng chéo với sự phân phối đồng biến của nhóm kiểm soát.

Sự đánh đổi giữa tích cực và vô căn cứ

Mặc dù điều kiện nhiều đồng biến hơn có thể dẫn đến có hội thỏa mãn sự vô căn cứ cao hơn , nó có thể dẫn đến cơ hội vi phạm tính tích cực cao hơn. Như chúng ta tăng số chiều của đồng biến, chúng ta tạo các nhóm con cho bất kì mức của nhóm con nhỏ hơn. Điều này có liên quan đến lời nguyền của chiều không gian. Khí mỗi nhóm con trở nên nhỏ hơn, có khả năng cao cả nhóm nhỏ sẽ được chữa trị hoặc cả nhóm nhỏ sẽ bị điều khiển.

2.4.3 Không can thiệp, nhất quán và SUTVA

Giả định đầu tiên trong phần này là không có sự can thiệp.

Không can thiệp có nghĩa là kết quả của tôi không bị ảnh hưởng bởi bất kỳ ai khác sự đối đãi.

A white background with black text

Description automatically generated

Giả định cuối cùng là tính nhất quán. Tính nhất quán là giả định rằng kết quả mà chúng ta quan sát được Y thực sự là kết quả tiềm năng theo quan sát điều trị T.

A white background with black text

Description automatically generated

SUTVA Bạn cũng sẽ thường thấy giá trị xử lý đơn vị ổn định giả định (SUTVA) trong văn học. SUTVA được thỏa mãn nếu đơn vị (cá nhân)

Kết quả của i đơn giản là một hàm số trong cách xử lý của đơn vị i. Vì vậy, SUTVA là sự kết hợp của tính nhất quán và không có sự can thiệp (và cả tính xác định kết quả tiềm năng).

2.4.4 Liên kết tất cả với nhau 

A white background with black text

Description automatically generated

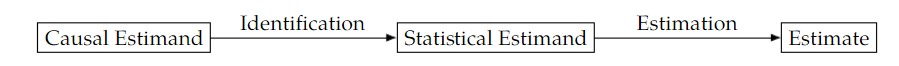
### 2.5 Báo cáo về Ước Lượng Trị Số Hiệu Ứng Causal (ATE)

Báo cáo này nhằm giới thiệu một số thuật ngữ quan trọng trong thống kê để giúp làm sáng tỏ cuộc thảo luận. "Estimand" là lượng chúng ta muốn ước lượng. Ví dụ, là estimand mà chúng ta quan tâm để ước lượng ATE. "Estimate" (danh từ) là sự xấp xỉ của một estimand nào đó, được tính dựa trên dữ liệu. Chúng ta sẽ thấy các con số cụ thể trong phần kế tiếp; đó là các estimates. Với một estimand nào đó chúng ta sẽ ký hiệu một ước lượng của estimand đó bằng cách đặt mũ "^^" lên nó:Và "estimator" là một hàm biến đổi một tập dữ liệu thành một estimate của estimand. Quá trình chuyển từ dữ liệu + estimand thành một con số cụ thể được gọi là ước lượng. "To estimate" (động từ) là việc đưa dữ liệu vào một estimator để lấy một estimate.

Chúng ta sẽ sử dụng cụm từ "causal estimand" để chỉ bất kỳ estimand nào chứa một kết quả tiềm năng. Chúng ta sẽ sử dụng cụm từ "statistical estimand" để chỉ phần bù: bất kỳ estimand nào không chứa kết quả tiềm năng. Ví dụ, hãy nhớ công thức điều chỉnh (Theorem 2.1):

là causal estimand mà chúng ta quan tâm. Để ước lượng được causal estimand này, chúng ta phải dịch nó thành một statistical estimand:

Khi chúng ta nói "identification", chúng ta đang tham chiếu đến quá trình chuyển từ causal estimand thành một statistical estimand tương đương. Khi chúng ta nói "estimation," chúng ta đang tham chiếu đến quá trình chuyển từ một statistical estimand thành một estimate. Chúng ta minh họa điều này trong biểu đồ dòng chảy trong Hình 2.5.

Hình 2.5: Biểu đồ dòng chảy Identification-Estimation - một biểu đồ dựng hình minh họa quá trình chuyển từ một causal estimand mục tiêu thành một estimate tương ứng, thông qua quá trình identification và estimation.

Khi chúng ta thực hiện quá trình ước lượng các lượng như sau: Chúng ta thường sẽ sử dụng một mô hình (ví dụ: hồi quy tuyến tính hoặc một số mô hình phức tạp hơn từ học máy) thay vì kỳ vọng có điều kiện.

Chúng ta sẽ gọi các estimator sử dụng mô hình như vậy là "model-assisted estimators."

Bây giờ, sau khi đã hiểu các thuật ngữ trên, chúng ta có thể tiếp tục đến ví dụ về việc ước lượng ATE.

### 2.6 Một Ví Dụ Hoàn Chỉnh về Quá Trình Ước Lượng

Theorem 2.1 và công thức tương ứng trong Phương trình 2.14 đưa cho chúng ta bước "identification." Tuy nhiên, chúng ta chưa thảo luận về quá trình ước lượng. Trong phần này, chúng ta sẽ cung cấp một ví dụ ngắn về quá trình ước lượng. Chúng ta sẽ thảo luận chi tiết hơn về việc ước lượng hiệu ứng causal trong Chương 7. Chúng ta sử dụng ví dụ từ lĩnh vực dịch tễ học của Luque-Fernandez et al. Kết quả quan tâm là áp lực máu (systolic blood pressure). Đây là một kết quả quan trọng vì khoảng 46% người Mỹ có áp lực máu cao và áp lực máu cao liên quan đến tăng nguy cơ tử vong. "Điều trị" quan tâm là lượng natri tiêu thụ hàng ngày (sodium intake). Lượng natri tiêu thụ là một biến liên tục; để áp dụng Phương trình 2.14 dễ dàng, chúng ta sẽ nhị phân hóa lượng natri bằng cách đặt T = 1 đại diện cho lượng natri hàng ngày trên 3,5 gram và T= 0 đại diện cho lượng natri hàng ngày dưới 3,5 gram. Chúng ta sẽ ước lượng hiệu ứng causal của lượng natri tiêu thụ lên áp lực máu. Trong dữ liệu của chúng ta, chúng ta cũng có tuổi của các cá nhân và lượng protein trong nước tiểu là các biến độc lập X. Luque-Fernandez et al. [8] thực hiện một mô phỏng, đảm bảo rằng phạm vi giá trị "hợp lý sinh học và gần với thực tế càng tốt." Bởi vì chúng ta đang sử dụng dữ liệu từ một mô phỏng, chúng ta biết rằng ATE thực sự của lượng natri lên áp lực máu là 1,05. Cụ thể hơn, đoạn mã sau đây tạo ra áp lực máu Y:

blood\_pressure = 1.05 \* sodium + ...

Bây giờ, làm thế nào chúng ta thực sự ước lượng ATE? Đầu tiên, chúng ta giả định tính nhất quán (consistency), tính tích cực (positivity), và không có hiệu ứng nhiễu (unconfoundedness) dựa trên X. Như chúng ta vừa nhớ trong Phương trình 2.14, điều này có nghĩa là chúng ta đã xác định ATE như sau: Chúng ta sau đó lấy kỳ vọng ngoài cùng đối với X và thay thế nó bằng giá trị trung bình thực tế dựa trên dữ liệu, đưa chúng ta đến công thức sau:

Để hoàn thiện estimator của chúng ta, chúng ta sau đó thực hiện một mô hình học máy cho kỳ vọng có điều kiện E[Y|t,x]. Tối thiểu hóa sai số trung bình bình phương (MSE) trong việc dự đoán Y từ các cặp (T, X) tương đương với mô hình hóa kỳ vọng có điều kiện này [xem, ví dụ, 10, Phần 2.4]. Do đó, chúng ta có thể thay thế bất kỳ mô hình học máy nào cho E[Y|t,x].  tạo ra một model-assisted estimator. Ở đây, chúng ta sẽ sử dụng hồi quy tuyến tính, điều này hoạt động tốt vì áp lực máu được tạo ra dưới dạng tổ hợp tuyến tính của các biến khác trong mô phỏng. Dưới đây là đoạn mã Python, với dữ liệu của chúng ta trong một DataFrame Pandas được gọi là df. Chúng ta fit mô hình cho E[Y|t,x]. ở dòng 8, và chúng ta lấy trung bình thực tế qua X ở dòng 10-14.

import numpy as np

import pandas as pd

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

Xt = df[['sodium', 'age', 'proteinuria']]

y = df['blood\_pressure']

model = LinearRegression()

model.fit(Xt, y)

Xt1 = pd.DataFrame.copy(Xt)

Xt1['sodium'] = 1

Xt0 = pd.DataFrame copy(Xt)

Xt0['sodium'] = 0

ate\_est = np.mean(model.predict(Xt1) - model.predict(Xt0))

print('ATE estimate:', ate\_est)

Kết quả của chúng ta là một ước lượng ATE là 0.85. Nếu chúng ta thực hiện hồi quy một cách ngây thơ trên chỉ T, tương ứng với việc thay dòng 5 trong đoạn mã trên bằng Xt = df[['sodium']], chúng ta sẽ có một ước lượng ATE là 5.33. Đó là một sai số |5.33 - 1.05| / 1.05 × 100% = 407%! Ngược lại, khi chúng ta điều chỉnh cho X (như trong đoạn mã trên), sai số phần trăm của chúng ta chỉ là |0.85 - 1.05| / 1.05 × 100% = 19%. Tất cả những gì đã được nêu trên đều được thực hiện bằng cách sử dụng công thức điều chỉnh với ước lượng hỗ trợ mô hình, nơi chúng ta trước tiên fit một

## 3 Dòng chảy của sự liên kết và quan hệ nhân quả trong đồ thị

### 3.1 Thuật ngữ đồ thị

Đồ thị thường được dùng để diễn tả một lượng trực quan hóa

Một đồ thị là tập hợp của nodes và cạnh kết nối với nodes

Đường trong đồ thị là bất kì chuỗi các nút liền kề nào, kể đường của các cạnh nối chúng.

Một đường có hướng là một đường đi bao gồm các cạnh được định hướng đều có hướng giống nhau hướng(không có hai cạnh dọc theo đường dẫn đều trỏ vào hoặc cả hai điểm ra khỏi cùng một nút)

Nếu có đường có hướng bắt đầu tại nút X và kết thúc tại nút Y, vậy X là tổ tiên của Y, và Y là hậu duệ của X. Chúng ta sẽ chứng tỏ X bằng de(X).

Một đường có hướng từ nút X về chính nó được gọi là một vòng. Nếu không có vòng trong đồ trị trực tiếp, đồ thị được biết là DAG(đồ thị tuần hoàn có hướng – directed acyclic graph).

Nếu hai cha mẹ X và Y chia sẻ con Y, nhưng không có cạnh kết nối X và Y, Vậy X -> z <- Y gọi là vô đạo đức (immorality).

### 3.2 Bayesian Networks (Mạng Bayesian)

Mạng Bayesian là mô hình đồ họa xác suất chính rằng các mô hình đồ họa nhân quả (mạng Batesian nhân quả) kế thừa hầu hết tài sản của họ.

Giả định 3.1(Giả định Markov cục bộ) Cho cha mẹ của nó trong DAG, nút x độc lập với tất cả cái không là hậu duệ của nó.

Định nghĩa 3.1 (Hệ số mạng Bayesian) Cho một xác suất phân phố QP và DAG G, P phân tích G nếu

P(x1,....,xn!) = ∏iP(xi|pai)

Hệ số mạng Bayesian được biết như là quy tắc dây chuyển cho mạng Bayesian hoặc khả năng tương thích Markov.

Ta đã đưa ra giả định Markov cục bộ ngụ ý thế nào hệ số mạng Bayesian, và hóa ra cả hai đều thực sự tương đương. Nói cách khác, chúng ta có thể bắt đầu với hệ số mạng Bayesian như là giả định chính và cho thấy nó ngụ ý giả định Markov cục bộ.

Giả định 3.2 (giả định tối thiểu!)

1. Cho cha mẹ của nó trong DAG, nút X là đọc lập cho tất cả nút không phải hậu duệ của nó

2. Nút liền kề trong DAG là phụ thuộc.

### 3.3 Đồ thị nhân quả

Để giới thiệu các giả thuyết về nguyên nhân, trước hết chúng ta cần hiểu ý nghĩa của việc X là nguyên nhân của Y.

\*\*Định nghĩa 3.2 (X là nguyên nhân gì?)\*\* Biến A được coi là nguyên nhân của biến X nếu Y có thể thay đổi khi Xthay đổi.

Một cụm từ thường được sử dụng để mô tả đặc điểm cơ bản này là Y "lắng nghe" X. Với điều này, chúng ta có thể xác định giả thuyết về nguyên nhân chính chúng ta sẽ sử dụng trong suốt cuốn sách này.

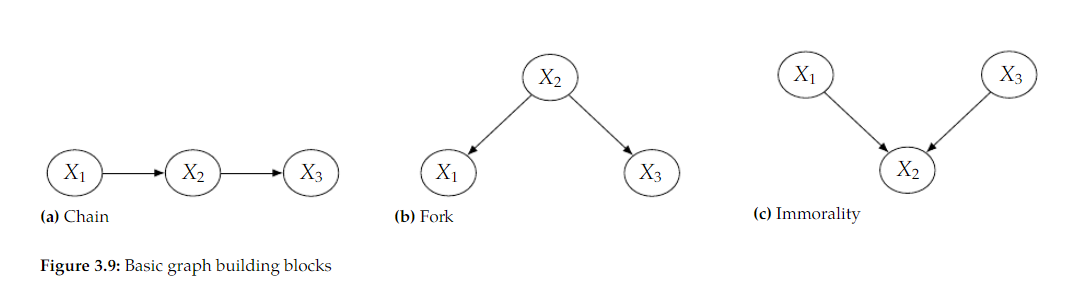
\*\*Giả thuyết 3.3 (Giả thuyết về Các Mũi Tương Tác (Causal Edges))\*\* Trong một đồ thị có hướng, mỗi đỉnh cha là nguyên nhân trực tiếp của tất cả các đỉnh con của nó.

Ở đây, tập hợp các nguyên nhân trực tiếp của Y là mọi thứ mà Y phản hồi trực tiếp; nếu chúng ta cố định tất cả các nguyên nhân trực tiếp của Y, thay đổi bất kỳ nguyên nhân nào khác của Y sẽ không tạo ra bất kỳ thay đổi nào trong Y. Giả thuyết này "nghiêm ngặt" trong ý nghĩa là mọi cạnh đều "hoạt động," giống như trong DAGs (Directed Acyclic Graphs) mà tuân theo giả thuyết về tính tối thiểu. Nói cách khác, bởi vì định nghĩa của nguyên nhân (Định nghĩa 3.2) ngụ ý rằng nguyên nhân và kết quả của nó phụ thuộc vào nhau và vì chúng ta giả định rằng tất cả cha đều là nguyên nhân của con cái của họ, nên chúng ta giả định rằng cha mẹ và con cái của họ phụ thuộc vào nhau. Vì vậy, phần thứ hai của tính tối thiểu (Giả thuyết 3.2) được tích hợp vào giả thuyết về các mũi tương tác nghiêm ngặt.

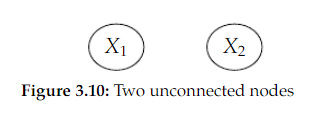
Ngược lại, giả thuyết về các mũi tương tác không nghiêm ngặt sẽ cho phép một số cha không phải là nguyên nhân của con cái của họ. Nó chỉ giả định rằng con cái không phải là nguyên nhân của cha mẹ của họ. Điều này cho phép chúng ta vẽ đồ thị với các cạnh thừa để giảm bớt các giả thuyết, giống như chúng ta làm trong mạng Bayesian thông thường, nơi nhiều cạnh có nghĩa ít giả thuyết độc lập hơn. Đồ thị về nguyên nhân đôi khi được vẽ với loại nghĩa không tối thiểu này, nhưng phần lớn thời gian, khi ai đó vẽ đồ thị về nguyên nhân, họ muốn nói rằng cha mẹ là nguyên nhân của con cái của họ. Do đó, trừ khi chúng ta chỉ định khác, trong suốt cuốn sách này, chúng ta sẽ sử dụng "đồ thị về nguyên nhân" để đề cập đến một DAG tuân theo giả thuyết về các mũi tương tác nghiêm ngặt. Và chúng ta thường sẽ bỏ từ "nghiêm ngặt" khi đề cập đến giả thuyết này.

### 3.4 Đồ thị hai nút và Khối xây dựng đồ họa

Bây giờ chúng ta đã hiểu được các giả định và định nghĩa cơ bản, chúng ta có thể đi đến cốt lõi của chương này: luồng liên kết và quan hệ nhân quả trong DAG. Chúng ta có thể hiểu luồng này trong các DAG nói chung bằng cách hiểu dòng chảy trong các khối xây dựng tối thiểu của đồ thị. Các khối xây dựng tối thiểu này bao gồm các chuỗi (Hình 3.9a), các nhánh (Hình 3.9b), các điểm vô đạo đức (Hình 3.9c), hai nút không được kết nối (Hình 3.10) và hai nút được kết nối ( Hình 3.11) .



Khi nói "luồng liên kết", chúng tôi muốn nói đến việc hai nút bất kỳ trong biểu đồ có liên kết hay không liên kết. Một cách khác để nói điều này là liệu hai nút có phụ thuộc (về mặt thống kê) hay độc lập (về mặt thống kê). Ngoài ra, chúng ta sẽ nghiên cứu xem hai nút có độc lập về mặt điều kiện hay không. Đối với mỗi khối xây dựng, chúng tôi sẽ đưa ra trực giác về lý do tại sao hai nút độc lập (có điều kiện) hay không và chúng tôi cũng sẽ đưa ra bằng chứng. Chúng tôi có thể chứng minh rằng hai nút𝐴 và𝐵 độc lập có điều kiện khi cho một số tập hợp nút 𝐶 bằng cách hiển thị chỉ đơn giản là𝑃 (𝑎, 𝑏|𝑐) phân tích nhân tử𝑃(𝑎|𝑐)𝑃(𝑏|𝑐). Bây giờ chúng ta sẽ thực hiện điều này trong trường hợp khối xây dựng cơ bản đơn giản nhất: hai nút không được kết nối. Cho một biểu đồ chỉ có hai nút không được kết nối, như được mô tả trong Để chỉ ra điều này, hãy xem xét phân tích nhân tử của 𝑃(𝑥1, 𝑥2) mà phép phân tích mạng Bayes (Định nghĩa 3.1) cho chúng ta: 𝑃(𝑥1, 𝑥2)= 𝑃(𝑥1)𝑃(𝑥2)



Vậy là xong, việc áp dụng hệ số hóa mạng Bayes ngay lập tức cho chúng ta chứng minh rằng hai nút 𝑋1 và 𝑋2 không liên kết (độc lập) trong khối xây dựng này. Và giả định nào cho phép chúng ta chứng minh điều này? Đó là Markov đối với biểu đồ trong Hình 3.10. 𝑋1𝑋2 Ngược lại, nếu có một cạnh giữa hai nút (như trong Hình 3.11) thì hai nút đó được liên kết với nhau. .Vì 𝑋1 là nguyên nhân của 𝑋2, 𝑋2phải có khả năng thay đổi để đáp ứng với những thay đổi của 𝑋1, nên 𝑋2 và 𝑋1 liên kết với nhau. Nói chung, bất cứ khi nào hai nút liền kề nhau trong biểu đồ nhân quả, chúng sẽ liên kết với nhau. Chúng ta sẽ thấy khái niệm tương tự này nhiều lần nữa trong Phần 3.5 và Phần 3.6 .Bây giờ chúng ta đã đề cập đến các biểu đồ hai nút có liên quan, chúng ta sẽ đề cập đến luồng liên kết trong các khối xây dựng đồ họa còn lại (ba nút trong Hình 3.9), bắt đầu bằng biểu đồ chuỗi.

### 3.5 Dây xích và nĩa

Trong cả hai cấu trúc, 𝑋1 và 𝑋2 đều phụ thuộc và 𝑋2 và 𝑋3 phụ thuộc vì cùng một lý do mà chúng ta đã thảo luận ở cuối Phần 3.4. Các nút liền kề luôn phụ thuộc khi chúng ta tạo giả định về ranh giới nhân quả (Giả định 3.3). Còn về 𝑋1 and 𝑋3 thì sao, mặc dù? Sự liên kết có chảy từ 𝑋1 đến 𝑋3 đến 𝑋2 trong chuỗi và nhánh không?

A diagram of a diagram

Description automatically generated

Hình 3.12: Chuỗi có dòng liên kết được vẽ bằng một vòng cung màu đỏ nét đứt

Nói cách khác, 𝑋1 và 𝑋3 được liên kết thông qua nguyên nhân chung (được chia sẻ) của chúng. Chúng tôi sử dụng từ "thường" trong suốt đoạn này vì tồn tại các trường hợp bệnh lý trong đó phân phối có điều kiện 𝑃(𝑥2|𝑥1) và𝑃(𝑥3 |𝑥2) bị căn chỉnh sai theo một cách cụ thể khiến cho𝑋1 và 𝑋3 không thực sự liên quan

Chuỗi và nhánh cũng có chung tập hợp độc lập. Khi chúng ta đặt điều kiện vào 𝑋2 trong cả hai biểu đồ, nó sẽ chặn luồng liên kết từ𝑋1 đến𝑋3. Điều này là do giả định Markov cục bộ; mỗi biến có thể phụ thuộc cục bộ vào chỉ cha mẹ của nó. Vì vậy, khi chúng ta điều kiện trên 𝑋2 ( Cha mẹ của 𝑋3 trong cả hai đồ thị),𝑋3trở thành độc lập với𝑋1(và ngược lại).

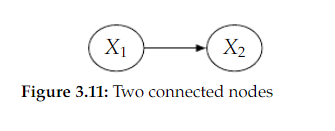
Chúng ta có thể chứng minh rằng 𝑋1⊥⊥ 𝑋3|𝑋2 chỉ bằng cách sử dụng giả định Markov cục bộ. Chúng ta sẽ làm điều này bằng cách chứng minh rằng𝑃(𝑥1, 𝑥3|𝑥2)=𝑃(𝑥1|𝑥2)𝑃(𝑥3| 𝑥2). Chúng tôi sẽ trình bày cách chứng minh cho biểu đồ chuỗi. Việc bắt đầu với phân tích nhân tử mạng Bayes thường rất hữu ích. Đối với chuỗi, chúng tôi có thể phân tích 𝑃(𝑥1, 𝑥2, 𝑥3) như sau

\*\*𝑃(𝑥1, 𝑥2, 𝑥3)=𝑃(𝑥1)𝑃(𝑥2|𝑥1)𝑃(𝑥3|𝑥2)\*\*

Quy tắc Bayes cho chúng ta biết rằng 𝑃(𝑥1, 𝑥3|𝑥2)=𝑃(𝑥1,𝑥2,𝑥3)𝑃(𝑥2), nên ta có:

\*\*𝑃(𝑥1, 𝑥3|𝑥2)=𝑃(𝑥1)𝑃(𝑥2|𝑥1)𝑃(𝑥3|𝑥2)𝑃(𝑥2)\*\*

Vì chúng ta đang muốn kết thúc với𝑃(𝑥1|𝑥2)𝑃(𝑥3|𝑥2) và chúng ta đã có 𝑃(𝑥3|𝑥2), nên chúng ta phải biến phần còn lại thành𝑃(𝑥1|𝑥2). Chúng ta có thể làm điều này bằng cách Một ứng dụng khác của quy tắc Bayes:𝑃(𝑥1, 𝑥3|𝑥2)=𝑃(𝑥1, 𝑥2)𝑃(𝑥2)𝑃(𝑥3|𝑥2)(3.8)=𝑃(𝑥1|𝑥2)𝑃(𝑥3|𝑥2)(3.9 ) Với điều đó, chúng tôi đã chỉ ra rằng 𝑋1⊥⊥ 𝑋3|𝑋2. Hãy tự mình thử, chứng minh điều tương tự trong các nhánh.7Dòng nhân quảDòng liên kết là đối xứng, trong khi dòng nhân quả thì không. Theo giả định về các cạnh nhân quả (Giả định) 3.3), nhân quả chỉ chảy theo một hướng duy nhất, nhân quả chỉ chảy theo những con đường được chỉ dẫn, hiệp hội chảy theo bất cứ con đường nào không chứa đựng sự vô đạo đức.



**3.6.Colliders and their Descendants**

A group of black text

Description automatically generated

Ta minh họa tính độc lập của X1 và X3 trên Hình 3.16 bằng cách chỉ ra

rằng sự liên kết mà chúng ta có thể tưởng tượng đang chảy dọc theo đường X1 → X2 ← X3 thực ra bị chặn ở X2. Bởi vì chúng ta có một máy va chạm trên đường nối X1 và X3, sự liên kết không chảy qua con đường đó. Đây là một ví dụ khác về đường dẫn bị chặn, nhưng lần này đường dẫn không bị điều hòa ngăn cản; đường đi bị chặn bởi một máy va chạm.

**3.7 d-separation**

**\***Định nghĩa 3.3 (đường dẫn bị chặn) Đường dẫn giữa nút X và Y bị chặn bởi một tập điều kiện (có khả năng trống) X nếu một trong hai điều sau đây đúng:

1. Dọc đường đi có một sợi xích · · · → W → · · · hoặc một ngã ba

· · · ← W → · · ·, trong đó W bị điều kiện hóa bởi (W ∈ Z).

2. Có một va chạm W trên đường đi không bị điều kiện hóa (W ∉ Z)

và không có con cháu nào của nó bị quy định (de(W) \* Z).

**\***Định nghĩa 3.4 (tách d) Hai (bộ) nút X và Y được phân tách bằng d

bởi một tập hợp các nút Z nếu tất cả các đường dẫn giữa (bất kỳ nút nào trong) X và (bất kỳ nút nào in) Y bị chặn bởi Z [16]

**\***Định lý 3.1 Cho P là Markov đối với G (thỏa mãn địa phương

Giả định Markov, Giả định 3.1), nếu X và Y được phân tách d trong G

phụ thuộc vào Z thì X và Y độc lập với P phụ thuộc vào Z. Chúng tôi

có thể viết ngắn gọn như sau:

X ⊥⊥g Y | Z =⇒ X ⊥⊥p Y | Z

**3.8 Dòng chảy của sự liên kết và nhân quả**

Chúng ta gọi dòng liên kết dọc theo các đường dẫn có định hướng là liên kết nhân quả. Một loại liên kết phi nhân quả phổ biến tạo nên sự liên kết tổng thể không phải nhân quả là sự kết hợp gây nhiễu. Trong đồ thị hình 3.20, chúng ta mô tả mối liên hệ gây nhiễu bằng màu đỏ và mỗi liên hệ nhân quả là xanh da trời.

A diagram of a triangle with blue and red text

Description automatically generated

Mạng Bayes thông thường là mô hình thống kê thuần túy, vì vậy ta chỉ có thể nói về dòng liên kết trong mạng Bayesian. Liên kết vẫn di chuyển giống trong mạng Bayesian như đồ thị nhân quả. Cả hai đều có sự liên kết chảy dọc theo chuỗi và nhánh, trừ khi nút đó có điều kiện. Và cũng trong cả hai, một va chạm chặn hướng đi của liên kết, trừ khi nó có điều kiện. Kết hợp cả hai, ta sẽ hiểu cách liên kết diễn ra trong DAG. CHúng ta có thể biết hai nút không được liên kết(không có luồng liên kết giữa chúng) bởi có hay không chúng dược d-separated

Sự liên kết là đối xứng, trong khi quan hệ nhân quả là không đối xứng.

d-separated gợi ý liên kết là nhân quả: làm thế nào để ta chắc chắn liên kết chúng ta đo lường là nhân quả, để đo lường tác dụng nhân quả của X lên Y? Chúng ta có thể chắc rằng không có liên kết không nhân quả chảy giữa X và Y. Đây là đúng nếu X và Y đều d-separated trong đồ thị tăng cường trong đó ta loại bỏ các cạnh đi từ X. Bởi vì tất cả tác dụng nhân quả của X lên Y sẽ chảy quả cạnh hướng ra ngoài, nên khi ta loại bỏ nó liên kết duy nhất còn lại là liên kết không nhân quả thuần túy.

Trong mô hình 3.21, ta mô tả mỗi giả định quan trọng cho ta cách giải thích luồng liên kết này.A diagram of a flowchart

Description automatically generated

Đầu tiên, ta có giả định Markov. Giả định này cho ta biết hướng nào của liên kết không chảy. Rồi ta hướng đến giả định tối thiểu(3.2), ta sẽ nhận được liên kết đường dẫn nào dọc theo(ngoại trừ trong trường hợp cạnh trong). Và giả định cuối là giả định các cạnh nhân quả, ta biết được nhân quả chảy theo đường có hướng.

## 4 Mô hình nhân quả.

### 4.1 Toán tử do và Phân phối can thiệp

Điều đầu tiên chúng tôi sẽ giới thiệu là một toán tử toán học cho sự can thiệp. Trong ký hiệu thông thường cho xác suất, chúng ta có điều kiện, nhưng điều đó không có nghĩa là can thiệp. Điều hòa T = t chỉ có nghĩa là rằng chúng ta đang hạn chế sự tập trung của mình vào một nhóm nhỏ dân số đối với những người đó người đã được điều trị t. Ngược lại, sự can thiệp sẽ là thực hiện toàn dân và chữa trị cho mọi người t. Chúng tôi minh họa điều này trong Hình 4.2. Chúng ta sẽ biểu thị sự can thiệp bằng toán tử do: do(T = t).

Đây là ký hiệu thường được sử dụng trong các mô hình nhân quả đồ họa và nó có tương đương trong ký hiệu kết quả tiềm năng. Ví dụ, chúng ta có thể viết sự phân bổ kết quả tiềm năng Y(t) mà chúng ta đã thấy ở Chương 2 như sau:



Lưu ý rằng chúng ta rút ngắn do(T = t) thành chỉ do(t) trong tùy chọn cuối cùng trong phương trình 4.1. Chúng tôi sẽ sử dụng cách viết tắt này xuyên suốt cuốn sách. Chúng ta có thể tương tự viết ATE (hiệu quả xử lý trung bình) khi xử lý ở dạng nhị phân là sau:



Hình 4.2: Minh họa sự khác biệt giữa điều hòa và can thiệp

Chúng ta thường làm việc với các phân phối đầy đủ như P(Y | do(t)), thay vì phương tiện của họ, vì điều này mang tính tổng quát hơn; nếu chúng ta mô tả P(Y | do(t)), thì chúng tôi đã mô tả E[Y | do(t)]. Chúng ta thường đề cập đến P(Y | do(T =t)) và các biểu thức khác có toán tử do trong chúng như là sự can thiệp phân phối.

Các phân phối can thiệp như P(Y | do(T = t)) về mặt khái niệm hoàn toàn khác với phân phối quan sát P(Y). quan sát các phân phối như P(Y) hoặc P(Y, T, X) không có do-toán tử trong họ. Vì chúng không có toán tử do nên chúng ta có thể quan sát dữ liệu từ chúng mà không cần thực hiện bất kỳ thí nghiệm nào. Đây là lý do tại sao chúng tôi gọi dữ liệu từ P(Y, T, X) dữ liệu quan sát. Nếu chúng ta có thể giảm bớt một biểu thức Q có do trong đó (một biểu thức can thiệp) thành một không có do trong đó (một biểu thức can thiệp) biểu thức quan sát), thì Q được cho là có thể xác định được. Một biểu thức có do trong đó về cơ bản là khác với biểu thức không có.

Trong đó, mặc dù thực tế là trong ký hiệu do, do xuất hiện sau một từ thông thường thanh điều hòa. Như chúng ta đã thảo luận trong Phần 2.4, chúng ta sẽ đề cập đến một ước tính như một ước lượng nhân quả khi nó chứa toán tử do và chúng ta coi một ước tính là một ước tính thống kê khi nó không chứa một toán tử do.

Bất cứ khi nào do(t) xuất hiện sau thanh điều hòa, có nghĩa là mọi thứ trong cách diễn đạt đó đều ở thế giới hậu can thiệp, nơi mà sự can thiệp do(t) xảy ra. Ví dụ: E[Y | do(t), Z = z] đề cập đến kết quả mong đợi ở tiểu quần thể trong đó Z= z sau toàn bộ tiểu quần thể đã được điều trị t. Ngược lại, E[Y | Z = z] đơn giản đề cập đến giá trị mong đợi trong dân số (trước can thiệp) trong đó

các cá nhân thực hiện bất kỳ phương pháp điều trị nào họ thường thực hiện (T).

### 4.2 Giả định chính: Tính mô đun

Trước khi chúng ta có thể mô tả một giả định rất quan trọng, chúng ta phải xác định rõ ràng điều gì được hiểu là cơ chế gây ra hệ quả. Có một số cách khác nhau để nghĩ về cơ chế gây ra hệ quả. Trong phần này, chúng tôi sẽ ám chỉ đến cơ chế gây ra hệ quả tạo ra Xi như là phân phối có điều kiện của Xi dựa trên tất cả các nguyên nhân của nó: P(xi | pai) . Như chúng tôi minh họa đồ họa trong Hình 4.3, cơ chế gây ra hệ quả tạo ra Xi bao gồm tất cả các biến cha của Xi’s và các cạnh nối chúng với Xi. Chúng tôi sẽ đưa ra một mô tả cụ thể hơn về cơ chế gây ra hệ quả trong Phần 4.5.1, nhưng những thông tin trên đủ đối với hiện tại.  
Để có được nhiều kết quả xác định nguyên nhân, giả định chính chúng ta sẽ đưa ra là các can thiệp là cục bộ. Cụ thể hơn, chúng ta sẽ giả định rằng can thiệp vào biến Xi chỉ thay đổi cơ chế gây ra hệ quả cho Xi; nó không thay đổi cơ chế gây ra hệ quả cho bất kỳ biến khác nào. Theo nghĩa này, các cơ chế gây ra hệ quả là độc lập và tách biệt. Các thuật ngữ khác được sử dụng để chỉ tính chất tách rời này là cơ chế độc lập, tự chủ và bất biến. Bây giờ chúng ta sẽ nêu rõ giả định này một cách chi tiết hơn.

Giả định 4.1 (Tính mô đun / Cơ chế độc lập / Tính bất biến)

Nếu chúng ta can thiệp vào một tập hợp các nút S ⊆ [n], đặt chúng thành hằng số, sau đó cho tất cả i, chúng tôi có những điều sau đây:

1. Nếu i ∉ S thì P(xi | pa i ) vẫn không thay đổi.

2. Nếu i ∈ S thì P(xi | pa i ) = 1 nếu xi là giá trị mà Xi được đặt bởi sự can thiệp; nếu không thì P(xi | pa i ) = 0.

Trong phần thứ hai của giả định trên, chúng ta có thể có cách khác đã nói P(xi | pa i) = 1 nếu xi phù hợp với can thiệp2 và 0 nếu ngược lại.

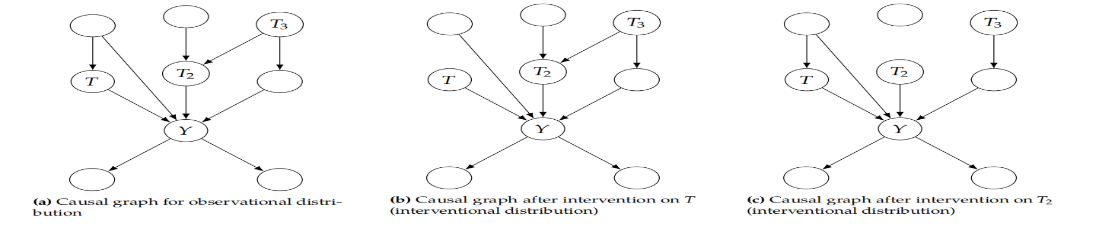
Rõ ràng hơn, chúng ta sẽ nói (trong tương lai) rằng nếu i ∈ S, một giá trị xi là phù hợp với sự can thiệp nếu xi bằng giá trị mà Xi được đặt thành trong sự can thiệp. Giả định về tính mô đun cho phép chúng ta mã hóa nhiều phân bố can thiệp khác nhau trong một biểu đồ duy nhất. Ví dụ, nó có thể xảy ra trường hợp P(Y), P(Y | do(T = t)), P(Y | do(T = t’)0 )), và P(Y | do(T2 = t2)) đều là những cách phân phối hoàn toàn khác nhau nhưng có chung hầu như không có gì Nếu đúng như vậy thì mỗi bản phân phối này sẽ cần đồ thị riêng của họ. Tuy nhiên, bằng cách giả sử tính mô đun, chúng ta có thể mã hóa tất cả chúng bằng cùng một biểu đồ mà chúng tôi sử dụng để mã hóa khớp P(Y, T, T2, . . . ), và chúng ta có thể biết rằng tất cả các yếu tố (trừ những yếu tố bị can thiệp) được chia sẻ trên các biểu đồ này.

Biểu đồ nhân quả cho phân phối can thiệp đơn giản là giống nhau biểu đồ được sử dụng để phân phối chung quan sát, nhưng với tất cả các cạnh của (các) nút bị can thiệp đều bị loại bỏ. Điều này là do xác suất của yếu tố can thiệp đã được đặt thành 1, vì vậy chúng ta chỉ có thể bỏ qua yếu tố đó (đây là trọng tâm của phần tiếp theo). Một cách khác để thấy rằng nút bị can thiệp không có cha mẹ nhân quả là nút bị can thiệp nút được đặt thành một giá trị không đổi, do đó nó không còn phụ thuộc vào bất kỳ các biến mà nó phụ thuộc vào trong cài đặt quan sát (cha mẹ của nó). Các đồ thị có các cạnh bị loại bỏ được gọi là đồ thị bị thao tác.

Ví dụ: hãy xem xét biểu đồ nhân quả cho phân bố quan sát trong Hình 4.4a. Cả P(Y | do(T = t)) và P(Y | do(T = t’0 )) tương ứng đối với đồ thị nhân quả trong Hình 4.4b, trong đó cạnh tới của T có đã bị loại bỏ. Tương tự, P(Y | do(T2 = t2)) tương ứng với đồ thị trong Hình 4.4c, trong đó các cạnh tới T2 đã bị loại bỏ.

Mặc dù nó không được thể hiện trong các biểu đồ (chỉ thể hiện các điều kiện tính độc lập và quan hệ nhân quả), theo giả định mô đun,

P(Y), P(Y | T = t’ ) và P(Y | do(T2 = t2)) đều có chung một điểm giống nhau các yếu tố (không được can thiệp).



Việc giả định tính mô đun bị vi phạm có nghĩa là gì?

Hãy tưởng tượng rằng bạn can thiệp vào Xi, và điều này gây ra cơ chế tạo ra một nút khác Xj để thay đổi; sự can thiệp vào những thay đổi của Xi P(xj | pa j), trong đó j ≠ i. Nói cách khác, sự can thiệp không mang tính cục bộ đối với nút bạn can thiệp vào; cơ chế nhân quả không phải bất biến khi bạn thay đổi các cơ chế nhân quả khác; cơ chế nhân quả không mô-đun.

### 4.3 Hệ số rút gọn

Nhớ lại phép phân tích mạng Bayes(Định nghĩa 3.1), chó chúng ta biết nếu P là Markov với đồ thị G, thì P phân tích thành phần tử như sau:



tại pa, biểu thị cha mẹ của Xi trong G. Giờ đây, nếu ta can thiệp vào một số tập hợp các nút S và giải định tính mô đun(Giả định 4.1), thì tất cả các hệ số được giữ nguyên ngoại trừ hệ số Xi thuộc S; những hệ số đó nên thay đổi thành 1(đối với các giá trị phù hợp với sự can thiệp) bởi vì những biến đó đã được can thiệp vào. Đây là cách chúng ta rút gọn phân tích nhân tử.

Mệnh đề 4.1(Hệ số rút gọn) Giả sử P và G thỏa mãn giả định Markov và tính mô đun. Cho một tập các nút can thiệp S, nếu x nhất quán với sự can thiệp thì



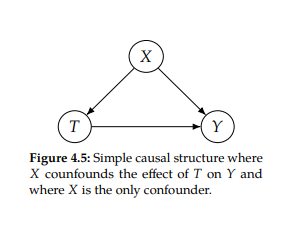
Nếu không,P(x1,….,xn | do(S = s)) = 0.

Điều quan trọng đã thay đổi khi chúng ta chuyển từ hệ số hóa thông thường trong công thức 4.3 đến hệ số rút gọn trong công thức 4.4 là sản phẩm sau chỉ có hơn i ∉ S chứ không phải tất cả i. Nói cách khác, các thừa số cho i ∈ S đã bị cắt bớt.

4.3.1 Ứng dụng ví dụ và xem lại “Kết hợp không phải là nhân quả”

Để thấy được sức mạnh mà phép phân tích rút gọn mang lại cho chúng ta, hãy áp dụng nó để xác định tác động nhân quả của việc điều trị đến kết quả trong một biểu đồ đơn giản. Cụ thể, chúng ta sẽ xác định đại lượng nhân quả P(y | do(t)). Trong này Ví dụ: phân phối P là Markov đối với đồ thị trong Hình

4.5.



Hệ số hóa mạng Bayes (từ giả định Markov), cung cấp cho chúng tôi những điều sau đây:



Khi chúng t can thiệp vào việc điều trị, hệ số rút gọn (từ thêm giả định mô đun) cho chúng ta kết quả sau:

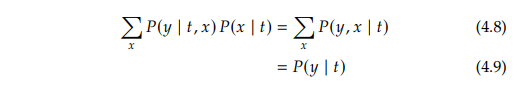


Sau đó, chúng ta chỉ cần loại bỏ x để đạt được điều mình muốn:



Chúng ta giả sử X là rời rạc khi tính tổng các giá trị của nó, nhưng chúng ta có thể chỉ cần thay tổng bằng tích phân nếu X liên tục.

Nếu chúng ta điều chỉnh phương trình 4.7 một chút, chúng ta có thể thấy rõ sự liên kết không phải nhân quả. Từ tương đương hoàn toàn liên tưởng của P(y | do(t)) là P(y | t). Nếu P(x) trong phương trình 4.7 là P(x | t) thì chúng ta thực tế sẽ phục hồi được P(y | t). Chúng tôi trình bày ngắn gọn điều này:



Điều này mang lại một số tính cụ thể cho sự khác biệt giữa sự liên kết và nhân quả. Trong ví dụ này (đại diện cho một hiện tượng rộng hơn), sự khác biệt giữa P(y | do(t)) và P(y | t) là sự khác biệt giữa P(x) và P(x | t).

Để làm tròn ví dụ này, giả sử là một biến ngẫu nhiên nhị phân và chúng ta

muốn tính ATE. P(y | do(T = 1)) là phân phối của Y(1), vì vậy chúng ta chỉ có thể lấy kỳ vọng để có được E[Y(1)]. Tương tự, chúng ta có thể thực hiện

điều tương tự với Y(0). Khi đó, chúng ta có thể viết ATE như sau:



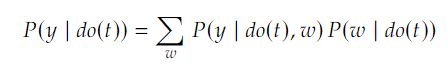
Sau đó, nếu chúng ta thế Phương trình 4.7 cho P(y | do(T = 1)) và P(y | do(T = 0)), chúng ta có một ATE được xác định đầy đủ. Cho đồ thị đơn giản trong Hình 4.5, chúng ta đã chỉ ra cách chúng ta có thể sử dụng hệ số rút gọn để xác định nguyên nhân các hiệu ứng trong các phương trình 4.5 đến 4.7. Bây giờ chúng ta sẽ khái quát hóa nhận dạng này chuyển sang công thức tổng quát hơn.

### 4.4 The Backdoor Adjustment

Định nghĩa 4.1(Backdoor Criterion): Một tập hợp các biến 𝑊 thỏa mãn tiêu chí cửa sau liên quan đến 𝑇 và 𝑌 nếu những điều sau đây đúng:1. 𝑊 chặn tất cả các đường dẫn cửa sau từ 𝑇 đến 𝑌.2. 𝑊 không chứa bất kỳ hậu duệ nào của 𝑇.

Việc đáp ứng tiêu chí cửa sau sẽ tạo ra một bộ điều chỉnh đầy đủ. Chúng ta đã thấy một ví dụ về 𝑋 là một bộ điều chỉnh đầy đủ trong Phần 4.3.1. Bởi vì chỉ có một đường dẫn cửa sau duy nhất trong Phần 4.3.1 nên một nút đơn (𝑋) là đủ để chặn tất cả các đường dẫn cửa sau, nhưng nói chung có thể có nhiều đường dẫn cửa sau

Để giới thiệu 𝑊vào bằng chứng, chúng ta sẽ sử dụng thủ thuật điều hòa thông thường đối với các biến và loại chúng ra ngoài lề



Cho rằng 𝑊 thỏa mãn tiêu chí cửa sau, chúng ta có thể viết như sau:

A mathematical equation with symbols

Description automatically generated with medium confidence

Mặc dù chúng ta đã chứng minh phương trình 4.12 nhưng vẫn còn tồn tại biểu thức: 𝑃(𝑤|do(𝑡)). Tuy nhiên, 𝑃(𝑤|do(𝑡)) =𝑃(𝑤). Để thấy điều này, hãy xem xét 𝑇có thể có ảnh hưởng 𝑊 in như thế nào đồ thị bị thao tác. Nó không thể đi qua bất kỳ đường dẫn nào có cạnh đi vào 𝑇 vì 𝑇 không có bất kỳ cạnh nào trong đồ thị bị thao tác. Nó không thể đi qua bất kỳ đường dẫn nào có cạnh đi ra ngoài 𝑇 bởi vì đường dẫn như vậy sẽ phải có một máy va chạm, không bị điều kiện hóa, trên đường đi. Chúng ta biết bất kỳ máy va chạm nào như vậy không bị điều hòa bởi vì chúng ta đã giả định rằng 𝑊 không chứa hậu duệ của 𝑇(phần thứ hai của tiêu chí cửa sau). Vì vậy, chúng ta có thể viết bước CUỐI CÙNG:

A math equation with a number of symbols

Description automatically generated with medium confidence

Định lý 4.2(Điều chỉnh cửa sau) Với giả định tính mô đun (Giả định 4.1), 𝑊 thỏa mãn tiêu chí cửa sau (Định nghĩa 4.1), và tích cực (Giả định 2.3), chúng ta có thể xác định được tác động nhân quả của 𝑇trên 𝑌

A close-up of a letter

Description automatically generated

4.4.1 Mối liên hệ với các kết quả tiềm năng

Hmm, việc điều chỉnh cửa sau (Định lý 4.2) trông khá giống với công thức điều chỉnh (Định lý 2.1) mà chúng ta đã thấy ở chương về kết quả tiềm năng:



Chúng ta có thể rút ra điều này từ việc điều chỉnh cửa sau tổng quát hơn trong một vài bước. Đầu tiên, chúng ta lấy kỳ vọng về 𝑌:A close up of a word

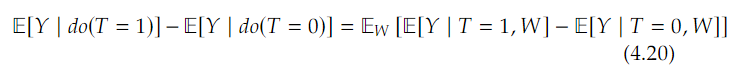
Description automatically generated

Sau đó, chúng ta nhận thấy rằng tổng trên 𝑤 và 𝑃(𝑤) là một kỳ vọng (fordiscrete 𝑤, nhưng chỉ thay thế bằng tích phân nếu không):

A group of letters on a white background

Description automatically generated

Và cuối cùng, chúng ta xem xét sự khác biệt giữa 𝑇=1 và 𝑇=0:



Vì thedo-notation𝔼[𝑌|do(𝑡)] chỉ là một ký hiệu khác cho các kết quả tiềm năng𝔼[𝑌(𝑡)] nên chúng ta đã hoàn tất! Nếu bạn còn nhớ, một trong những giả định chính mà chúng ta cần để có được Phương trình 4.17 (Định lý 2.1) là có điều kiện khả năng trao đổi (Giả định 2.2), mà chúng tôi nhắc lại dưới đây

A black and white letter

Description automatically generated

## 5. Tác động nhân quả

Để xác định tác động nhân quả thì ta sẽ xét qua mẫu sau: <https://raw.githubusercontent.com/Sid-darthvader/DoWhy-The-Causal-Story-Behind-Hotel-Booking-Cancellations/master/hotel_bookings.csv>

A screenshot of a computer

Description automatically generated

### 5.1 Tiền xử lí dữ liệu.

Để tìm hiểu về nguyên nhân hủy đặt phòng thì ta sẽ phân tích mẫu dữ liệu trên đây.

Đây là mẫu dữ liệu lấy từ bộ dữ liệu mở về nhu cầu đặt phòng khách sạn ở Antonio, Almeida và Nunes, 2019.

Từ điển dữ liệu

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Biến | Lớp | Mô tả |
| hotel | character | Khách sạn(H1 = Khách sạn Resort hoặc H2 = khách sạn City) |
| is\_canceled | double | Giá trị cho biết việc đặt chỗ có bị hủy(1) hay không(0) |
| lead\_time | double | Số ngày trôi qua từ ngày đặt chỗ đến ngày đến |
| arrival\_date\_year | double | Năm đến |
| arrival\_date\_month | character | Tháng đến |
| arrival\_date\_week\_number | double | Số tuần trong năm cho ngày đến |
| arrival\_date\_day\_of\_month | double | Ngày đến |
| stays\_in\_weekend\_nights | double | Số đêm cuối tuần mà khách ở hay đặt để ở tại khách sạn |
| stays\_in\_week\_nights | double | Số đêm trong tuần(thứ hai đến thứ sáu) khách đặt hoặc ở tại khách sạn |
| adults | double | Số người lớn |
| children | double | Số trẻ em |
| babies | double | Số em bé |
| meal | character | Loại bữa ăn được đặt. Các hạng mục được hiện trong gói bữa ăn khách sạn tiêu chuẩn:  Không xác định/SC - không có gói bữa ăn;  BB - phục vụ bữa sáng  HB - Half board(bữa sáng và một bữa khác - thướng là bữa tối)  FB - Bao ăn trọn bữa(Đủ 3 bữa) |
| country | character | Nước xuất xứ. Các danh mục được hiện dưới dạng ISO 3155-3:2013 |
| market\_segment | character | Chỉ định phân khúc thị trường.Trong danh mục, thuật ngữ “TA” nghĩa là “Đại lý du lịch” và “TO” có nghĩa là “Nhà điều hành tour” |
| distribution\_channel | character | Kênh phân phối đặt chỗ. Thuật ngữ "TA" có nghĩa là "Đại lý du lịch" và "TO" có nghĩa là "Nhà điều hành tour |
| is\_repeated\_guest | double | Giá trị cho biết tên đặt phòng có phải của khác lặp lại(1) hay không (0) |
| previous\_cancellations | double | Số lượt đặt chỗ trước đó đã bị khách hàng hủy trước lượt đặt chỗ hiện tại. |
| previous\_bookings\_not\_canceled | double | Số lượt đặt phòng trước đo không bị hủy trước lượt đặt chỗ hiện tại |
| reversed\_room\_type | character | Mã phòng đã đặt. Mã được trình bày thay vì chỉ định lý do ẩn danh |
| assigned\_room\_type | character | Mã cho loại phòng được chỉ định cho đặt phòng. Đôi khi loại phòng được chỉ định khác với loại phòng đã đặt vì lý do vận hành khách sạn (ví dụ: đặt trước quá nhiều) hoặc theo yêu cầu của khách hàng. Mã được trình bày thay vì chỉ định vì lý do ẩn danh |
| booking\_changes | double | Số lần thay đổi/sửa đổi được thực hiện đối với đặt chỗ kể từ thời điểm đặt chỗ được nhập vào PMS cho đến thời điểm nhận phòng hoặc hủy |
| deposit\_type | character | Cho biết liệu khách hàng có đặt cọc để đảm bảo đặt phòng hay không. Biến này có thể giả định ba loại: Không gửi tiền – không gửi tiền; Không hoàn tiền – khoản đặt cọc đã được thực hiện bằng giá trị của tổng chi phí lưu trú; Có thể hoàn lại – khoản tiền đặt cọc được thực hiện có giá trị dưới tổng chi phí lưu trú. |
| agent | character | ID của công ty du lịch đã đặt chỗ |
| company | character | ID của công ty/thức thể mà đặt hay chịu trách nhiệm chi trả việc đặt phòng. ID được hiển thị thay vì chỉ định vì lý do ẩn danh |
| days\_in\_waiting\_list | double | Số ngày đặt phòng trong hàng chờ trước khi được xác nhận với khách hàng |
| customer\_type | character | Loại đặt chỗ, giả sử một trong bốn loại: Hợp đồng - khi đặt chỗ có phân bổ hoặc loại hợp đồng khác liên quan đến nó; Nhóm – khi đặt chỗ được liên kết với một nhóm; Tạm thời – khi việc đặt chỗ không phải là một phần của một nhóm hoặc hợp đồng và không liên quan đến việc đặt chỗ tạm thời khác; Bên tạm thời – khi đăng ký tạm thời nhưng được liên kết với ít nhất đăng ký tạm thời khác |
| adr | double | Giá trung bình hàng ngày được xác định bằng cách chia tổng tất cả các giao dịch lưu trú cho tổng số đêm lưu trú |
| required\_car\_parking\_spaces | double | Số chỗ đậu xe theo yêu cầu của khách hàng |
| total\_of\_special\_requests | double | Số lượng yêu cầu đặc biệt của khách hàng (ví dụ: giường đôi hoặc tầng cao) |
| reservation\_status | character | Đặt trạng thái cuối cùng, giả sử một trong ba loại: Đã hủy – việc đặt chỗ đã bị khách hàng hủy; Trả phòng – khách hàng đã nhận phòng nhưng đã khởi hành; Vắng mặt – khách hàng không nhận phòng và đã thông báo cho khách sạn lý do |
| reservation\_status\_date | double | Ngày mà trạng thái cuối cùng được thiết lập. Biến này có thể được sử dụng cùng với Trạng thái đặt chỗ để biết khi nào lượt đặt phòng bị hủy hoặc khi nào khách hàng trả phòng khách sạn |

Yêu cầu thư viện

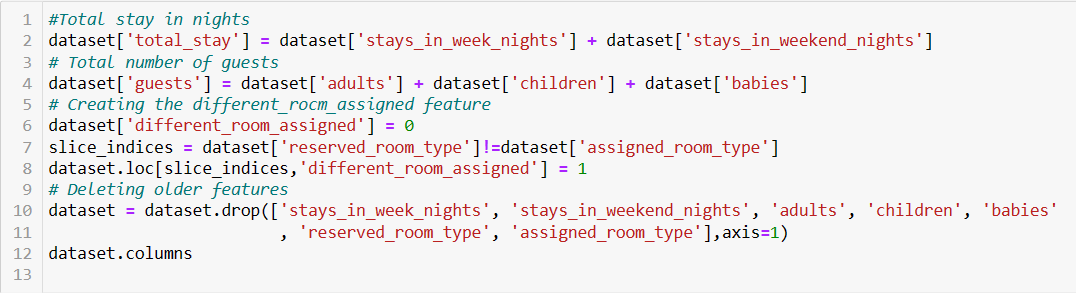
A close up of words

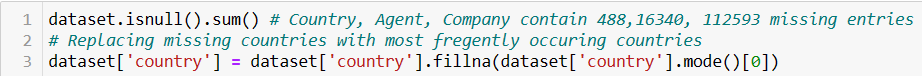
Description automatically generated

Dữ liệu yêu cầu:



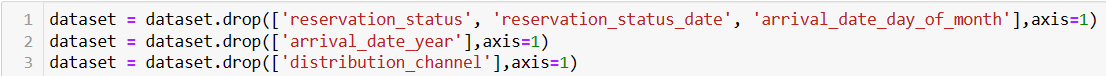
Tạo một số tính năng mới và có ý nghĩa để giảm tính chiều của tập dữ liệu. - Total Stay = stays\_in\_weekend\_nights + stays\_in\_week\_nights - Guests = adults + children + babies - Different\_room\_assigned = 1 nếu reserved\_room\_type và assigned\_room\_type khác nhau, nếu không thì bằng 0.

Chúng tôi cũng xóa các cột khác chứa giá trị NULL hoặc quá nhiều giá trị duy nhất (ví dụ: agent ID). Chúng tôi cũng gán các giá trị còn thiếu của cột quốc gia cho quốc gia thường xuyên nhất. Chúng tôi xóa distribution\_channel vì nó có mức độ trùng lặp khá cao với market\_segment.



Thay thế các quốc gia bị thiếu bằng các quốc gia xảy ra thường xuyên nhất

dataset['country']= dataset['country'].fillna(dataset['country'].mode()[0])



Thay thế 1 bằng Đúng và 0 bằng Sai cho các biến thử nghiệm và kết quả

A screen shot of a computer code

Description automatically generated

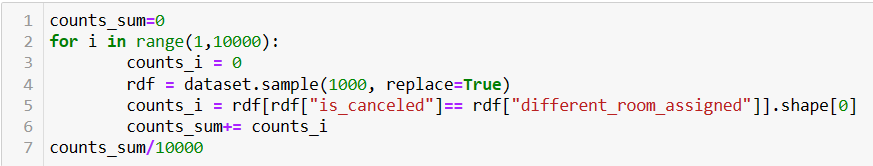
A close-up of a computer screen

Description automatically generated



### 5.2 Tính số lượng dự kiến

Vì số lần hủy và số lần một phòng khác được chỉ định rất mất cân bằng, nên trước tiên chúng tôi chọn ngẫu nhiên 1000 quan sát để xem có bao nhiêu trường hợp thực hiện các biến; ‘is\_cancelled’ và ‘other\_room\_signed’ đạt được cùng giá trị. Toàn bộ quá trình này sau đó được lặp lại 10000 lần và số lượng dự kiến là gần 50% (tức là xác suất hai biến này đạt được cùng một giá trị một cách ngẫu nhiên). Vì vậy, theo thống kê, chúng tôi không có kết luận chắc chắn ở giai đoạn này. Do đó, việc chỉ định các phòng khác với phòng mà khách hàng đã đặt trong quá trình đặt phòng trước đó có thể dẫn đến việc khách hàng hủy đặt phòng đó hoặc có thể không.



Lấy 1000 mẫu trong dataset rồi dùng chúng để tính lượng thỏa mãn yêu cầu ta sẽ cho ra kết quả là 704.331 lần

Bây giờ chúng tôi xem xét tình huống khi không có thay đổi đặt chỗ nào và tính toán lại số lượng dự kiến

# Số lượng dự kiến khi không có thay đổi đặt chỗ

A white screen with text

Description automatically generatedTa có kết quả là 793.3865

Trong trường hợp thứ 2, chúng tôi lấy tình huống khi có thay đổi đặt chỗ (>0) và tính toán lại số lượng dự kiến.

# Số lượng dự kiến khi có thay đổi đặt chỗ = 66,4%

A screen shot of a computer

Description automatically generatedTa có kết quả 666.6219

Kết luận: Chắc chắn có một số thay đổi xảy ra khi số lần thay đổi đặt chỗ khác 0. Vì vậy, nó gợi ý cho chúng tôi rằng Thay đổi đặt phòng có thể ảnh hưởng đến việc hủy phòng.

Kết luận trên cũng mở ra một vấn đề: Nhưng liệu Thay đổi đặt chỗ có phải là biến số gây nhiễu duy nhất không? Điều gì sẽ xảy ra nếu có một số yếu tố gây nhiễu không được quan sát mà chúng tôi không có thông tin (tính năng) nào có trong tập dữ liệu của mình. Liệu chúng ta vẫn có thể đưa ra những tuyên bố tương tự như trước đây chứ?

## 6. Ước tính tác động nhân quả

### 6.1 Thư viện DoWhy là gì?

Dowhy là một thư viện Python được sử dụng trong lĩnh vực Xây dựng Mô hình Nhân quả (Causal Inference) trong khoa học dữ liệu và máy học. Thư viện này cung cấp các công cụ để thực hiện suy luận nhân quả từ dữ liệu quan sát được, giúp xác định mối quan hệ nguyên nhân - kết quả giữa các biến trong mô hình.

Dowhy giúp bạn thực hiện các công việc sau:

Xác định biến nghiên cứu (Treatment), biến kết quả (Outcome) và các biến tiềm ẩn (Confounders).

Xây dựng mô hình nhân quả (Causal Model) dựa trên biến đã xác định, thường sử dụng biểu đồ nhân quả (Causal Graph).

Ước lượng tác động nguyên nhân (Causal Effect) của biến nghiên cứu lên biến kết quả bằng cách sử dụng các phương pháp như mô hình hồi quy tuyến tính, mô hình ghi nhớ (propensity score), hoặc thiết lập thí nghiệm (Randomized Controlled Trials).

Đánh giá độ tin cậy của ước lượng tác động nguyên nhân thông qua kiểm tra nhất quán và sự nhạy cảm của mô hình.

Dowhy giúp thực hiện các công việc này một cách tiện lợi và có cấu trúc, giúp nghiên cứu và phát triển mô hình nhân quả trở nên dễ dàng hơn. Nó cung cấp một cách thức hệ thống và chuẩn mực cho việc thực hiện suy diễn nhân quả trong phân tích dữ liệu. Thư viện Dowhy được xây dựng trên nền tảng của ngôn ngữ Python và sử dụng các thư viện và công cụ khác như numpy, pandas, scikit-learn, và PyMC.

### 6.2 Sử dụng DoWhy để ước tính tác động nhân quả.

**Bước 1. Tạo biểu đồ nhân quả**

Trình bày kiến thức trước đây về vấn đề lập mô hình dự đoán dưới dạng biểu đồ CI bằng cách sử dụng các giả định.

Dưới đây là danh sách các giả định sau đó đã được chuyển thành Sơ đồ nhân quả:

Phân khúc thị trường có 2 cấp độ, “TA” dùng để chỉ “Đại lý du lịch” và “TO” có nghĩa là “Nhà điều hành tour” nên nó sẽ ảnh hưởng đến Thời gian thực hiện (đơn giản là số ngày từ khi đặt chỗ đến khi đến).

Quốc gia cũng sẽ đóng vai trò quyết định xem một người có đặt chỗ sớm hay không (do đó có nhiều Thời gian thực hiện hơn) và loại Bữa ăn mà một người sẽ thích hơn.

Thời gian thực hiện chắc chắn sẽ ảnh hưởng đến số Ngày trong Danh sách chờ (Có ít cơ hội tìm được đặt chỗ hơn nếu bạn đặt chỗ muộn). Ngoài ra, Thời gian thực hiện cao hơn cũng có thể dẫn đến việc Hủy bỏ.

Số Ngày trong Danh sách chờ, Tổng số đêm lưu trú và số lượng Khách có thể ảnh hưởng đến việc đặt phòng bị hủy hay được giữ lại.

Tỷ lệ giữ chân đặt phòng trước đó sẽ ảnh hưởng đến việc khách hàng có phải là khách hàng hay không. Ngoài ra, cả hai biến này sẽ ảnh hưởng đến việc lượt đặt phòng có bị hủy hay không (Ví dụ- Một khách hàng đã giữ lại 5 lượt đặt phòng trước đây của mình có cơ hội giữ lại điều này cao hơn một cái nữa. Tương tự, một người đã hủy đặt chỗ này có cơ hội lặp lại điều tương tự cao hơn).

Thay đổi đặt phòng sẽ ảnh hưởng đến việc khách hàng có được chỉ định phòng khác hay không, điều này cũng có thể dẫn đến việc hủy đặt phòng.

Cuối cùng, số lượng Thay đổi đặt chỗ là biến số duy nhất ảnh hưởng đến Điều trị và Kết quả rất khó xảy ra và có thể có một số Yếu tố gây nhiễu không được quan sát mà chúng tôi không có thông tin nào được ghi lại trong dữ liệu của mình.

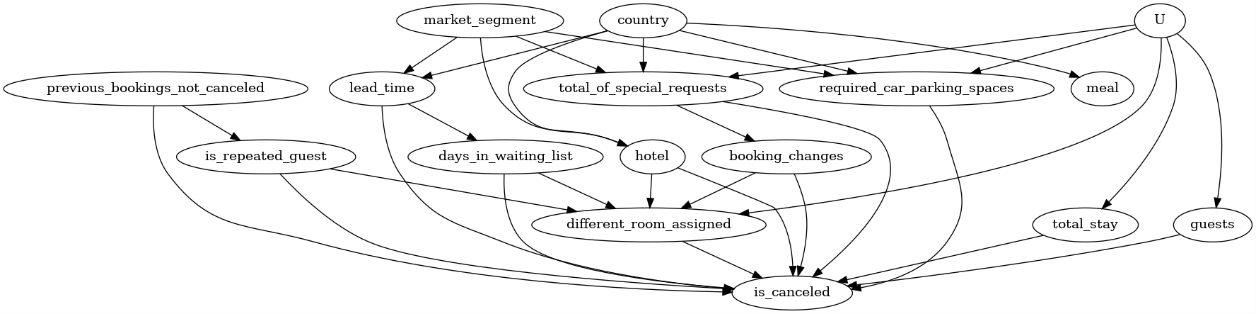
A screenshot of a computer code

Description automatically generated

Ở đây, Phương pháp xử lý đang chỉ định cùng một loại đặt phòng cho khách hàng trong quá trình Đặt phòng. Kết quả sẽ là liệu đặt phòng có bị hủy hay không. Nguyên nhân chung thể hiện các biến số mà theo chúng tôi có ảnh hưởng nhân quả đến cả Kết quả và Phương pháp điều trị. Theo chúng tôi giả định nhân quả, 2 biến thỏa mãn tiêu chí này là Thay đổi đặt chỗ và Yếu tố gây nhiễu không được quan sát. Vì vậy, nếu chúng ta không chỉ định biểu đồ một cách rõ ràng (Không được đề xuất!), thì người ta cũng có thể cung cấp những biến này dưới dạng tham số trong hàm được đề cập bên dưới.

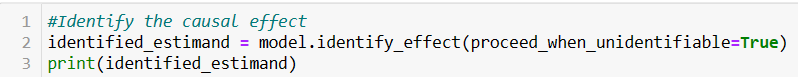
Để hỗ trợ xác định tác động nhân quả, chúng tôi loại bỏ nút gây nhiễu không quan sát được khỏi biểu đồ. (Để kiểm tra, bạn có thể sử dụng biểu đồ gốc và chạy đoạn mã sau. Phương thức detect\_effect sẽ thấy rằng không thể xác định được hiệu ứng.

A screenshot of a computer code

Description automatically generated

**Bước 2. Xác định tác động nhân quả**

Chúng ta nói rằng Phương pháp điều trị gây ra Kết quả nếu việc thay đổi Phương pháp điều trị dẫn đến thay đổi về Kết quả, giữ cho mọi thứ khác không đổi. Vì vậy, trong bước này, bằng cách sử dụng các thuộc tính của biểu đồ nhân quả, chúng ta xác định được tác động nhân quả được ước tính



A close-up of a computer screen

Description automatically generated

**Bước 3. Ước tính kết quả đã xác định**

A close up of text

Description automatically generated

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Như vậy, việc chỉ định một phòng khác sẽ làm giảm khả năng bị hủy. Còn nhiều điều cần giải thích ở đây: đây có phải là kết quả nhân quả chính xác không? Có thể các phòng khác nhau chỉ được chỉ định khi không còn phòng trống, và do đó việc chỉ định một phòng khác có tác động tích cực đến khách hàng (ngược lại với việc không chỉ định phòng)?

Cũng có thể có các cơ chế khác đang hoạt động. Có lẽ việc chỉ định một phòng khác chỉ xảy ra khi nhận phòng và khả năng hủy phòng khi khách hàng đã ở khách sạn là thấp? Trong trường hợp đó, biểu đồ thiếu một biến quan trọng trên khi những sự kiện này xảy ra. different\_room\_assigned có xảy ra chủ yếu vào ngày đặt phòng không? Việc biết biến đó có thể giúp cải thiện biểu đồ và phân tích của chúng tôi.

Mặc dù phân tích liên kết trước đó chỉ ra mối tương quan tích cực giữa được is\_canceled và different\_room\_assigned, nhưng việc ước tính tác động nhân quả bằng cách sử dụng Do Why đưa ra một bức tranh khác. Nó ngụ ý rằng một quyết định/chính sách nhằm giảm số lượng phòng different\_room\_assigned tại các khách sạn có thể phản tác dụng.

**Bước 4. Bác bỏ kết quả**

Lưu ý rằng phần nguyên nhân không đến từ dữ liệu. Nó xuất phát từ các giả định của bạn dẫn đến nhận dạng. Dữ liệu chỉ được sử dụng để ước tính thống kê. Do đó, việc xác minh xem các giả định của chúng tôi có đúng trong bước đầu tiên hay không là rất quan trọng!

Điều gì xảy ra khi có một nguyên nhân chung khác? Điều gì xảy ra khi phương pháp điều trị đó là giả dược?

Phương pháp-1

Nguyên nhân chung ngẫu nhiên: - Thêm các đồng biến được rút ngẫu nhiên vào dữ liệu và chạy lại phân tích để xem liệu ước tính nguyên nhân có thay đổi hay không. Nếu giả định ban đầu của chúng tôi là đúng thì ước tính nhân quả sẽ không thay đổi nhiều.

A close-up of a computer code

Description automatically generated

A black text on a white background

Description automatically generated

Phương pháp-2

Người phản đối điều trị bằng giả dược:- Chỉ định ngẫu nhiên bất kỳ đồng biến nào làm phương pháp điều trị và chạy lại phân tích. Nếu giả định của chúng tôi là đúng thì ước tính mới được phát hiện này sẽ bằng 0.

A white background with black and red text

Description automatically generated A black text on a white background

Description automatically generatedPhương pháp-3

Trình phản hồi tập hợp con dữ liệu: - Tạo các tập hợp con của dữ liệu (tương tự như xác thực chéo) và kiểm tra xem các ước tính nguyên nhân có khác nhau giữa các tập hợp con hay không. Nếu giả định của chúng tôi là đúng thì sẽ không có nhiều khác biệt.

A close-up of a text

Description automatically generated A black text on a white background

Description automatically generated

Chúng ta có thể thấy rằng ước tính của chúng tôi đã vượt qua cả ba bài kiểm tra bác bỏ. Điều này không chứng minh tính đúng đắn của nó nhưng nó làm tăng độ tin cậy trong ước tính.

## 7. Đánh giá, kết luận của đề tài.

### 7.1 Đánh giá

Hiểu rõ Nguyên Nhân Hủy Đặt: Dự án đã đạt được mục tiêu chính là hiểu rõ và phân tích các nguyên nhân chính khiến khách hàng hủy đặt phòng. Các yếu tố như giá cả, chính sách hủy, và chất lượng dịch vụ đã được nghiên cứu kỹ lưỡng.

Giải Pháp Hiệu Quả: Các giải pháp đề xuất như tối ưu hóa chính sách hủy và quản lý dự trữ thông minh là có tính ứng dụng cao và có thể đem lại lợi ích rõ ràng cho ngành khách sạn.

Nghiên Cứu Dữ Liệu Chính Xác: Quá trình thu thập và phân tích dữ liệu đã được thực hiện một cách chính xác và có hệ thống, giúp xây dựng cơ sở kiến thức vững chắc về tình hình hủy đặt.

### 

### 7.2 Kết luận

Tác Động Nguyên Nhân:

Kết quả từ mô hình nguyên nhân cho thấy có một ảnh hưởng nguyên nhân từ việc gán phòng khác cho khách hàng đến khả năng hủy đặt. Sự điều chỉnh từ phía sau (backdoor adjustment) bằng cách sử dụng trọng số dựa trên propensity score đã giúp chúng ta xác định tác động nguyên nhân một cách chính xác hơn.

Đánh Giá Tính Robust(độ ổn đinh, tin cậy của mô hình):

Quá trình chối bác đã được thực hiện để kiểm tra tính robust của ước lượng. Các phương pháp chối bác đã giúp chúng ta đánh giá xem mô hình có đủ mạnh mẽ và có thể chống lại nhiễu loạn từ các biến không xác định không được kiểm soát hay không.

Những Yếu Tố Khác Ảnh Hưởng:

Mô hình cũng đã xác định một số yếu tố khác như thời gian chờ đợi (days\_in\_waiting\_list), số lần thay đổi đặt phòng (booking\_changes), và quốc gia (country) có thể ảnh hưởng đến quyết định hủy đặt.

Kiểm Soát Thực Hiện Thành Công:

Dữ liệu đã được xử lý và kiểm soát chặt chẽ để giảm thiểu sự chệch lệch và làm tăng tính tin cậy của mô hình. Việc thực hiện chặt chẽ giúp đảm bảo tính chính xác và ổn định của kết quả.

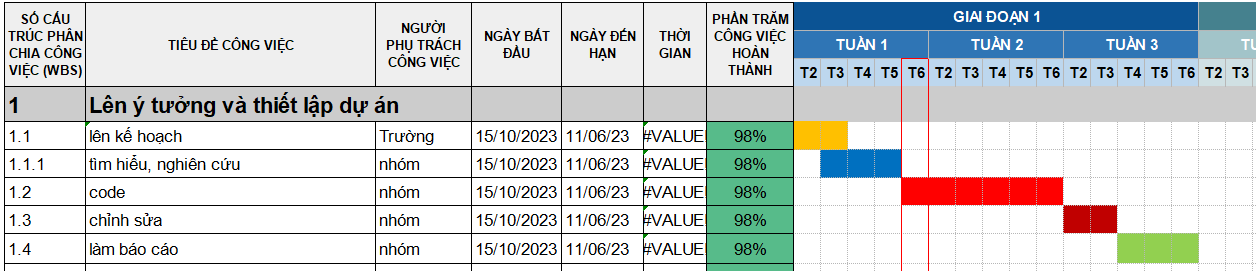
Hướng Phát Triển Tiếp Theo:

Trong tương lai, nghiên cứu có thể mở rộng bằng cách thêm vào các biến khác và nghiên cứu sâu hơn về mối quan hệ giữa các yếu tố và khả năng hủy đặt. Các mô hình có thể được cải thiện và mở rộng để đối mặt với các tình huống phức tạp hơn.

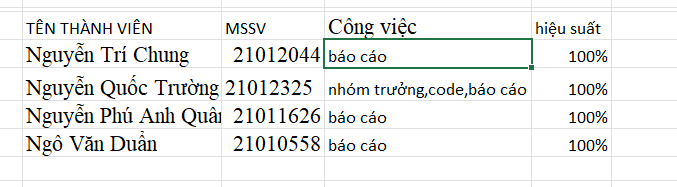
# III. Một số thành phần khác của đồ án

## 1. Kế hoạch dự án

Mô tả chi tiết kế hoạch, phân công công việc của từng thành viên. Có kèm biểu đồ Grantt Chart (biểu đồ găng).



## 2. Đảm bảo thực hiện đúng làm việc nhóm



## 3. Ứng dụng của suy luận nhân quả trong khoa học dữ liệu

Suy luận nhân quả là điều cần thiết cho khoa học, vì chúng ta thường muốn đưa ra kết luận nhân quả. những tuyên bố chứ không chỉ đơn thuần là những tuyên bố mang tính liên kết. Ví dụ, nếu chúng ta đang lựa chọn giữa các phương pháp điều trị một căn bệnh, chúng tôi muốn chọn phương pháp điều trị khiến nhiều người được chữa khỏi nhất mà không gây ra quá nhiều tác dụng phụ không tốt. Nếu chúng ta muốn một thuật toán học tăng cường tối đa hóa phần thưởng, chúng ta muốn nó thực hiện những hành động để đạt được mục tiêu phần thưởng tối đa. Nếu chúng ta đang nghiên cứu ảnh hưởng của mạng xã hội đến tinh thần sức khỏe, chúng tôi đang cố gắng tìm hiểu nguyên nhân chính của một tình trạng nhất định kết quả sức khỏe tâm thần và sắp xếp các nguyên nhân này theo tỷ lệ phần trăm kết quả có thể được quy cho mỗi nguyên nhân.

Suy luận nhân quả là điều cần thiết cho việc ra quyết định nghiêm ngặt. Ví dụ, cho biết chúng tôi đang xem xét triển khai một số chính sách khác nhau nhằm giảm phát thải khí nhà kính, và chúng ta chỉ phải chọn một do ngân sách hạn chế. Muốn đạt hiệu quả cao nhất chúng ta nên thực hiện phân tích nguyên nhân để xác định chính sách nào sẽ gây ra mức giảm phát thải lớn nhất. Một ví dụ khác, giả sử chúng ta đang xem xét một số can thiệp nhằm giảm nghèo toàn cầu. Chúng tôi muốn biết chính sách nào sẽ tạo ra sự giảm nghèo lớn nhất.

Suy luận nhân quả giúp chúng ta hiểu rõ mối quan hệ nguyên nhân-hậu quả giữa các biến trong dữ liệu. Điều này có ý nghĩa quan trọng khi muốn xác định ảnh hưởng của một biến đối với biến khác và làm thế nào chúng tương tác.

Trong việc xây dựng mô hình, suy luận nhân quả giúp ta ưu tiên các biến quan trọng có ảnh hưởng nguyên nhân và tránh các biến không quan trọng hoặc chỉ là biến nhiễu loạn. Suy luận nhân quả cung cấp phương pháp để xử lý nhiễu loạn và chệch lệch trong dữ liệu, đảm bảo tính chính xác và độ tin cậy của các ước lượng.

Trong Khoa học Dữ liệu, suy luận nhân quả không chỉ giúp xây dựng mô hình dự đoán mà còn tạo ra khả năng đo lường tác động nguyên nhân, giúp ta hiểu rõ hơn về ảnh hưởng của các biến. Suy luận nhân quả giúp đối mặt với thách thức tính rủi ro trong dữ liệu, như biến lẫn lộn và các yếu tố nhiễu loạn khác, bằng cách áp dụng các phương pháp chính xác để kiểm soát và đối mặt với chúng. Trong Khoa học Dữ liệu, suy luận nhân quả hỗ trợ quyết định dựa trên dữ liệu, giúp đưa ra những chiến lược và quyết định có tính chiến lược và thực tế.

# 

# Tài liệu tham khảo

[1] Theo “Introduction to Causal Inference from a Machine Learning Perspective” của Brady Neal vào 17 tháng 12, 2020

[2] Mẫu dữ liệu “ <https://raw.githubusercontent.com/Sid-darthvader/DoWhy-The-Causal-Story-Behind-Hotel-Booking-Cancellations/master/hotel_bookings.csv> ”