

## Tính nhân quả và độc lập

Ta sẽ khai thác sâu thêm về cấu trúc trung tâm đằng sau mạng Bayes, cho phép chúng biểu diễn ngắn gọn các bản phân phối cực lớn.

Hãy cùng xem xét hình 1, cùng với bảng CPT. Mỗi xác suất xuất hiện trong một trong những bảng CPT này chỉ định một quan hệ phụ thuộc được thỏa mãn bởi phân phối có được từ mạng. Ví dụ, phân phối phải gán xác suất .01 vào sự kiện “having Smoke without Fire”,  $\Pr(S = \text{true} | F = \text{false})$ , bởi vì điều này được chỉ định bởi bảng CPT của biến S. Những quan hệ phụ thuộc này, tuy nhiên, lại không đủ để xác định một phân phối xác suất đặc trưng. Vậy thông tin nào phải được thêm vào?

Câu trả lời nằm trong cấu trúc của mạng Bayesian chỉ định quan hệ phụ thuộc bổ sung trong mô hình xác suất độc lập có điều kiện. Cụ thể là, tất cả mọi biến trong cấu trúc phải được giả định là độc lập với các non-descendant của nó khi mà cha của nó đã biết. Ví dụ, trong hình 1, biến L được giả định là độc lập với các non-descendant của nó, T, F, S, khi mà node cha là A đã được biết. Nói cách khác, khi mà giá trị của A được biết, phân phối xác suất của biến L sẽ không thay đổi khi thông tin về các biến T, F và S thay đổi. Một ví dụ khác từ hình 1: biến A được giả sử là độc lập với non-descendant của nó là S, khi mà cha của nó là F và T được biết. Các ràng buộc độc lập này được biết đến như là các giả thuyết Markovian của một mạng Bayesian. Cùng với sự ràng buộc có thứ tự được chỉ định trong các bảng CPT, chúng được thỏa mãn bởi duy nhất một phân phối xác suất.

Điều này có phải nghĩa là cứ khi nào mạng Bayesian được xây dựng, người ta phải kiểm tra tính độc lập có điều kiện có được xác định bởi cấu trúc của nó không? Điều này thực sự phụ thuộc vào phương pháp xây dựng. Ta sẽ thảo luận về ba phương pháp chính trong phần “How Are Bayesian Networks Constructed?”, bao gồm xây dựng theo phương pháp chủ quan, theo mô hình có sẵn, xây dựng từ dữ liệu. Phương pháp đầu tiên có ít tính hệ thống nhất, nhưng kể cả trong trường hợp đó thì cũng ít người nghĩ đến tính độc lập có điều kiện khi xây dựng mạng. Thay vì thế, người ta nghĩ đến tính nhân quả, thêm cạnh  $X \rightarrow Y$  bất cứ khi nào X được đặt là 1 nguyên nhân trực tiếp của Y. Điều này dẫn đến một cấu trúc nhân quả mà giả thuyết Markovian đã ghi: mỗi biến phải độc lập với các yếu tố phi ảnh hưởng của nó khi mà nguyên nhân trực tiếp của nó được biết. Tính đồng thời của toàn bộ thành phần trong mạng Bayesian bắt nguồn từ việc con người khá giỏi trong việc nhận biết các nguyên nhân trực tiếp được cho từ 1 tập các biến, và việc quyết định tập các biến có chứa tất cả các nguyên nhân trực tiếp phù hợp hay không. Khả năng này là tất cả những gì người ta cần có để xây dựng nên một cấu trúc nhân quả.

Phân phối có được bởi một mạng Bayesian thông thường sẽ thỏa mãn các tính độc lập bổ sung, mặt khác của giả thuyết Markovian như người ta đã thảo luận ở trên. Ngoài ra, tất cả những tính chất độc lập này có thể được xác định một cách hiệu quả việc sử dụng một thử nghiệm đồ họa gọi là d-separation. Theo thử nghiệm này, biến X và Y được bảo đảm là độc lập bởi biến Z nếu mọi đường dẫn giữa X và Y được chặn bởi Z.

Theo trực giác, một đường nối bị chặn khi nó không thể được sử dụng để chứng minh một phụ thuộc giữa X và Y khi có Z. Ví dụ, xem xét đường  $\alpha$ :  $S \leftarrow F \rightarrow A \leftarrow T$  trong hình 1 và giả sử chúng ta biết chuông báo được kích hoạt (biến A). Đường này có thể sau đó được sử dụng để hình thành nên một phụ thuộc giữa biến S và T như sau. Đầu tiên, xem xét khói làm gia tăng khả năng có lửa bởi vì lửa là nguyên nhân trực tiếp của khói theo như đường dẫn  $\alpha$ . Ngoài ra, việc gia tăng khả năng có lửa cũng sẽ thanh minh cho việc lục lợi hộp chuông báo khiến chuông kêu, dẫn tới việc giảm xác suất của việc lục lợi này. (Lửa và lục lợi là 2 nguyên nhân đối nghịch nhau của chuông báo theo như đường dẫn  $\alpha$ ). Do đó, đường dẫn có thể được sử dụng để hình thành nên sự phụ thuộc giữa S và T trong trường hợp này. Biến S và T vì thế cho nên không độc lập bởi A vì sự có mặt của đường nối không bị chặn. Tuy nhiên, người ta có thể kiểm tra, đường dẫn này không thể được sử dụng để hình thành một phụ thuộc giữa S và T. Vì vậy, đường nối này bị chặn bởi F.

Mặc dù chúng ta đã yêu cầu phải có khái niệm nhân quả khi mô tả d-separation test, nhưng người ta có thể biểu diễn và chứng minh bài test mà không có bất cứ yêu cầu nào về tính nhân quả - ta chỉ cần giả thuyết Markovian. Mẫu test d-separation đầy đủ đưa ra các điều kiện nghiêm ngặt là một đường dẫn giữa 2 biến phải bị chặn, bất cứ khi nào tất cả các đường nối đều bị chặn thì tính độc lập được bảo đảm. Mẫu test có thể được cài đặt trong thời gian tuyến tính trong cấu trúc mạng Bayes, mà không cần phải đếm hết các đường nối như đã được gợi ý lúc trước.

Các thử nghiệm d-separation có thể được sử dụng để trực tiếp lấy được kết quả đã được chứng minh cho mô hình xác suất chuyên biệt được sử dụng trong nhiều lĩnh vực. Một ví dụ là các mô hình Markov ẩn, được sử dụng để mô hình hóa các hệ thống động mà các trạng thái không thể quan sát được, nhưng kết quả đầu ra thì lại quan sát được. Người ta sử dụng một HMM khi muốn có những suy luận về những trạng thái đang thay đổi, đưa ra trình tự của các kết quả đầu ra mà họ đã tạo ra. HMMs được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng đòi hỏi mô hình nhận dạng tạm thời, bao gồm nhận dạng tiếng nói, chữ viết tay và cử chỉ, và nhiều vấn đề trong tin sinh học. Hình 2a miêu tả một HMM mô hình hóa 1 hệ thống với 3 trạng thái (a,b,c) và 3 đầu ra (x,y,z). Hình minh họa này miêu tả các quá trình chuyển đổi có khả thi giữa các trạng thái hệ thống cần được chú thích thêm bằng xác suất của chúng. Chẳng hạn, trạng thái b có thể chuyển đổi sang trạng thái a hoặc c, với 30% cơ hội cho việc chuyển sang trạng thái c. Mỗi trạng thái có thể phát ra một lượng các đầu ra có thể quan sát được, với 1 số các giá trị xác suất. Trong ví dụ này, trạng thái b có thể phát ra bất kì đầu ra nào trong 3 đầu ra, với cơ hội có đầu ra z là 15%.

Mô hình HMM này có thể được biểu diễn bởi mạng Bayes trong hình 2b. Ở đây, biến  $S_t$  có 3 giá trị là a, b, c và biểu diễn trạng thái của hệ thống tại thời điểm t, trong khi biến  $O_t$  có các giá trị là x, y, z và biểu diễn đầu ra của hệ thống tại thời điểm t. Sử dụng d-separation trong mạng này, người ta có thể lấy được thuộc tính đặc trưng của các mô hình HMM, khi mà trạng thái của hệ thống tại thời điểm t được biết, các trạng thái của

nó và đầu ra tại các thời điểm  $> t$  trở nên độc lập với các trạng thái của nó và đầu ra tại các thời điểm  $< t$ .

Chúng ta cũng chú ý là mạng trong hình vẽ 2b là một trong những minh họa đơn giản nhất của cái mà được biết đến là mạng Bayes động (DBN). Một lượng các mở rộng được xem xét cho các mô hình HMM có thể được xem như là các minh họa có tính cấu trúc hơn của các mạng DBN. Tuy nhiên, khi đưa ra các phần mở rộng này, người ta phải cung cấp một bộ công cụ thuật toán tương ứng cho kết luận. Bằng việc xem các mô hình HMM mở rộng này như các minh họa cho mạng Bayes, người ta cũng kế thừa ngay lập tức các thuật toán mạng Bayes tương ứng cho mục đích này.