

Mạng Bayes trong AI

Contents

Dẫn nhập.....	1
I. Mạng Bayes là gì?	3
II. Vai trò không thể thiếu của mạng Bayes và suy diễn xác suất trong học máy	4
III. Đồ thị có hướng (DAG) trong mạng Bayes là gì?	5
IV. Định lý Bayes là gì và nó liên quan đến mạng Bayes như thế nào?	7
V. Giới thiệu về xác suất.....	8
VI. Phân bố xác suất là gì?	9
VII. Tìm hiểu về mạng Bayes trong AI qua ví dụ.....	11
VIII. Suy diễn xác suất.....	13
IX. Các biến thể của mạng Bayes trong AI.....	14
X. Các ứng dụng của Mạng Bayes trong AI.....	15
XI. Mạng Nơ-ron Bayes (BNN).....	17
Kết luận	18
Tài liệu tham khảo	18

Dẫn nhập

Hãy tưởng tượng về một tình huống trong đó một nhóm bác sĩ phải đối mặt với một vấn đề y học nan giải. Một bệnh nhân có nhiều triệu chứng, mỗi triệu chứng lại có thể liên quan đến nhiều bệnh. Làm thế nào họ có thể điều hướng chẩn đoán, làm sáng tỏ sự phức tạp và đi đến chẩn đoán chính xác? Mạng Bayes có thể là ánh sáng dẫn đường trong việc ra quyết định y tế.[1]

Mạng Bayes, giống như một công cụ điều hướng mạnh mẽ trong biển quyết định, cung cấp một khuôn khổ linh hoạt để lập mô hình và lý luận trong điều kiện không chắc chắn, hay bất định¹. Lấy cảm hứng từ các mối quan hệ nguyên

Mấu chốt: sử dụng Mạng Bayes sẽ gồm hai yếu tố: 1) mô hình, công thức toán học; 2) ý kiến chuyên gia.

¹ Uncertainty: tính bất định. Một số tài liệu có phân biệt rõ tính bất định và rủi ro (uncertainty vs risk) [2]

nhân và kết quả, mô hình đồ họa này cho phép chúng ta gỡ rối các phụ thuộc phức tạp, cân nhắc nhiều yếu tố cùng lúc và đưa ra các lựa chọn sáng suốt dựa trên lý thuyết xác suất và ý kiến chuyên gia.

Tài liệu này cung cấp lý thuyết toàn diện về mạng Bayes trong AI. Tài liệu cũng xem xét các ứng dụng phổ biến của mạng Bayes trong các ngành khác nhau, nêu bật khả năng điều hướng các tình huống phức tạp và cung cấp những hiểu biết sâu sắc về xác suất. Tài liệu sử dụng các khái niệm sau đây để làm sáng tỏ các nguyên tắc cơ bản của mạng Bayes và cung cấp các chiến lược triển khai, ứng dụng thực tế để người đọc có được sự hiểu biết toàn diện.

Các thuật ngữ quan trọng:

- **Lý thuyết xác suất:** Đây là một nhánh của toán học định lượng và phân tích tính bất định và tính ngẫu nhiên. Nó cung cấp một khuôn khổ toán học để hiểu và lý luận về các sự kiện, kết quả hoặc quy trình bất định. Lý thuyết xác suất cho phép chúng ta lập mô hình, đo lường và vận dụng sự bất định một cách chặt chẽ và có hệ thống.
- **Biến (variable):** Biến chỉ các số lượng hoặc thực thể có thể đảm nhận các giá trị hoặc trạng thái khác nhau. Chúng là những yếu tố cơ bản được sử dụng để mô hình hóa và phân tích tính bất định và tính ngẫu nhiên.
- **Biến rời rạc:** Đây là loại biến chỉ có thể có các giá trị cụ thể. Nó không thể có các giá trị ở giữa các giá trị cụ thể đó. Ví dụ: hãy tưởng tượng một biến có tên là “Màu sắc” có thể là “Đỏ”, “Hỗ phách” hoặc “Xanh lục”. Mỗi phép đo hoặc ví dụ thì biến “Màu sắc” chỉ có thể nhận một trong ba giá trị này và không thể nhận giá trị nào nằm giữa chúng. Khái niệm biến rời rạc dùng để phân biệt với khái niệm biến liên tục.
- **Biến liên tục:** Biến liên tục là loại biến có thể nhận bất kỳ giá trị nào trong một phạm vi nhất định. Nó có thể có các giá trị thập phân hoặc phân số, bao gồm cả các số ở giữa. Ví dụ: hãy tưởng tượng một biến có tên là “Tốc độ” đại diện cho tốc độ của một chiếc ô tô. Tốc độ có thể là 20 km/h, 40,5 km/h, 90 km/h hoặc bất kỳ giá trị nào khác trong phạm vi đo lường/ quan sát.
- **Sự phụ thuộc có điều kiện:** khái niệm sự phụ thuộc có điều kiện đề cập đến mối quan hệ thống kê hoặc xác suất giữa các biến trong đó sự phụ thuộc chỉ tồn tại trong những điều kiện nhất định hoặc cho trước các giá trị cụ thể của

các biến khác. Nói cách khác, hai biến phụ thuộc có điều kiện nếu mỗi quan hệ hoặc liên kết của chúng phụ thuộc vào giá trị hoặc trạng thái của một hoặc nhiều biến bổ sung.

- **Độc lập có điều kiện:** Độc lập có điều kiện là một khái niệm trong lý thuyết xác suất mô tả mối quan hệ giữa các biến trong mô hình xác suất. Nó xảy ra khi mỗi quan hệ giữa hai biến số không bị ảnh hưởng bởi thông tin về biến số thứ ba. Nói cách khác, nếu việc biết giá trị của biến thứ ba không cung cấp thêm bất kỳ thông tin nào về sự phụ thuộc giữa hai biến đầu tiên, thì chúng được coi là độc lập có điều kiện.

I. Mạng Bayes là gì?

Mạng Bayes là mô hình đồ thị xác suất được sử dụng trong AI để biểu diễn một nhóm các biến và các phụ thuộc có điều kiện của chúng. Mạng được biểu diễn bằng Đồ thị có hướng (Directed Acyclic Graph - DAG). Mạng Bayes, bắt nguồn từ nghiên cứu của Reverend Thomas Bayes, một nhà toán học và triết gia đáng kính của Thế kỷ 18, người đã đưa ra Định lý Bayes và từ Định lý Bayes được diễn giải bằng nhiều tên, bao gồm mạng Bayes, mạng niềm tin Bayes (Bayesian Belief Networks) [3] và mạng quyết định.

Đặc điểm chính của mạng Bayes trong AI là năng lực dự đoán khả năng xảy ra các nguyên nhân đã biết khác nhau của một sự kiện đã xảy ra. Nói cách khác, với một sự kiện được quan sát, mạng Bayes có thể giúp ước tính xác suất của các nguyên nhân hoặc yếu tố tiềm ẩn khác nhau có thể dẫn đến sự kiện đó. Điều này làm cho mạng Bayes có giá trị trong việc phân tích các mối quan hệ nhân quả và đưa ra các suy diễn xác suất trong các tình huống mà có nhiều nguyên nhân hoặc yếu tố tiềm tàng có thể ảnh hưởng đến kết quả.

Về cơ bản, mạng Bayes biểu diễn một tập hợp các biến ngẫu nhiên và mối quan hệ xác suất của chúng. Trong đồ thị mạng, các nút biểu thị các biến ngẫu nhiên và các cạnh mô tả sự phụ thuộc hoặc ảnh hưởng giữa các biến. Sơ đồ mạng kiểu này cho phép suy diễn theo xác suất hiệu quả, khiến nó trở thành một công cụ có giá trị trong nhiều lĩnh vực khác nhau như học máy (machine learning - ML), AI và phân tích quyết định. Mỗi nút trong đồ thị được gắn với một Bảng xác suất có điều kiện

(Conditional Probability Table - CPT [1] hay Node Probability Table - NPT [2, 3]) là phân bố xác suất của nút đó khi đã biết phân bố của (các) nút cha của nó.

II. Vai trò không thể thiếu của mạng Bayes và suy diễn xác suất trong học máy

Mạng Bayes và suy diễn xác suất đóng một vai trò then chốt trong học máy, giúp cải tiến lĩnh vực này theo nhiều cách.

Một tác động đáng kể của mạng Bayes là giúp đối phó với tính bất định (không chắc chắn). Các mô hình học máy thường phải đối mặt với dữ liệu không xác định hoặc không đầy đủ. Mạng Bayes cung cấp một framework mạnh mẽ cho việc lập mô hình và suy diễn trong điều kiện không chắc chắn. Bằng cách biểu diễn rõ ràng sự phụ thuộc giữa các biến và kết hợp các công thức, thông tin về xác suất, mạng Bayes cho phép mô hình hóa các hệ thống phức tạp một cách chính xác và mạnh mẽ hơn. Điều này cho phép các thuật toán học máy đưa ra những dự đoán và quyết định sáng suốt hơn, tính đến sự bất định vốn có trong dữ liệu.

Một tác động quan trọng khác là trong việc hỗ trợ ra quyết định. Mạng Bayes trong AI hỗ trợ việc phân tích quyết định bằng cách kết hợp suy diễn xác suất. Mạng Bayes định lượng những sự bất định và đánh giá lợi ích dự kiến của các hành động khác nhau, hỗ trợ đưa ra quyết định tối ưu. Điều này đặc biệt có giá trị khi cần đưa ra quyết định dựa trên dữ liệu hạn chế hoặc bị nhiễu. Bằng cách tận dụng suy diễn xác suất, thuật toán học máy có thể đưa ra quyết định sáng suốt và thực hiện các hành động nhằm tối đa hóa kết quả mong đợi.

Mạng Bayes cũng góp phần vào phân tích quan hệ nhân quả trong học máy. Chúng cho phép mô hình hóa rõ ràng mối quan hệ nhân quả giữa các biến, vượt ra ngoài mối tương quan đơn thuần. Khả năng biểu diễn mối quan hệ nhân quả này là điều cần thiết để hiểu các hiện tượng phức tạp và đưa ra những dự đoán đáng tin cậy. Bằng cách sử dụng mạng Bayes, các thuật toán học máy có thể xác định và tận dụng các yếu tố có mối quan hệ nhân quả với nhau, dẫn đến các mô hình chính xác và dễ hiểu hơn.

Học từ dữ liệu là một lĩnh vực khác mà mạng Bayes vượt trội. Mạng Bayes có thể giúp huấn luyện dữ liệu bằng cách sử dụng các kỹ thuật ước lượng tham số Bayes, kỹ thuật này tích hợp kiến thức (xác suất) trước đó với dữ liệu được quan sát. Điều này cho phép các mô hình thích ứng và cập nhật niềm tin của chúng dựa trên thông tin mới. Mạng Bayes cho phép học lặp đi lặp lại và cải tiến, nâng cao hiệu suất và khả năng thích ứng của các thuật toán học máy khi có nhiều dữ liệu hơn.

Hơn nữa, mạng Bayes trong AI cung cấp một khung xác suất có cấu trúc để mô hình hóa các hệ thống phức tạp trong học máy. Chúng cung cấp một đồ thị mô tả trực quan các mối phụ thuộc và xác suất có điều kiện, làm cho các mô hình trở nên dễ diễn giải, dễ hiểu hơn. Sự minh bạch này giúp đạt được những hiểu biết sâu sắc về các mối quan hệ cơ bản và giúp truyền đạt các mô hình tới các bên liên quan một cách hiệu quả.

Tóm lại, bằng cách kết hợp mạng Bayes vào các thuật toán học máy, các nhà nghiên cứu và các nhà thực hành có thể phát triển các mô hình mạnh mẽ, chính xác và dễ hiểu hơn cho nhiều ứng dụng.

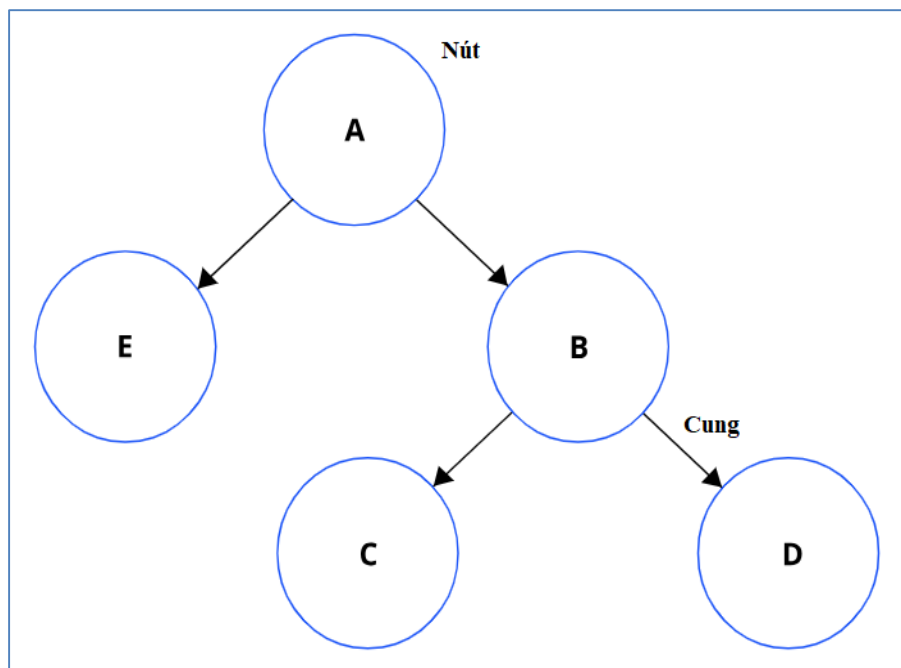
III. Đồ thị có hướng (DAG) trong mạng Bayes là gì?

3.1. Đồ thị có hướng (DAG)

Đồ thị có hướng (DAG) là một loại biểu đồ bao gồm các nút được kết nối bởi các cạnh có hướng (còn gọi là cung/liên kết), trong đó các cạnh có hướng cụ thể và không tạo thành chu trình. Trong bối cảnh của mạng Bayes, DAG thể hiện sự phụ thuộc xác suất giữa các biến ngẫu nhiên.

Trong DAG, mỗi cung trở từ một nút (cha) đến một nút khác (con). Ví dụ: trong hình trên, nút 'A' là nút cha của các nút 'E' và 'B.' Tương tự, 'B' là nút cha của 'C' và 'D.'

Đặc điểm chính của DAG là nó không chứa bất kỳ chu trình định hướng nào. Điều này có nghĩa là không thể bắt đầu tại một nút và đi theo các cạnh được định hướng để quay lại cùng nút đó.



Hình 1. Biểu diễn đồ thị có hướng trong mạng Bayes [1]

3.2. Các thành phần của DAG

Một DAG bao gồm các thành phần sau:

- **Nút:** Trong mạng Bayes, mỗi nút trong DAG đại diện cho một biến ngẫu nhiên. Ví dụ: trong trường hợp chẩn đoán y tế, các nút có thể biểu thị các biến như “Triệu chứng A”, “Triệu chứng B” và “Bệnh”.
- **Các cạnh/ cung:** Trong DAG, các cạnh hoặc cung thể hiện sự phụ thuộc xác suất giữa các biến. Các mũi tên hướng này thiết lập mối liên hệ giữa một cặp nút trong đồ thị, biểu thị hướng ảnh hưởng hoặc mối quan hệ nhân quả giữa chúng. Chẳng hạn, một cạnh từ nút A đến nút B chỉ ra rằng biến B phụ thuộc vào biến A.
- **Bảng xác suất có điều kiện (CPT hoặc NPT):** Mỗi nút trong DAG được liên kết với Bảng xác suất có điều kiện (CPT, hoặc bảng xác suất nút NPT). CPT là bảng về phân bố xác suất của nút dựa trên các nút cha của nó. Nó là biểu diễn dạng số về sự phụ thuộc có điều kiện giữa các biến trong mạng. Các phân bố xác suất ban đầu có thể có được nhờ đơn giản dựa vào ý kiến chuyên gia, dữ liệu khảo sát hoặc các tính toán khác. Do đó phương pháp tiếp cận theo xác suất Bayes bao gồm các tính toán và ý kiến chuyên gia [2].

- Suy diễn: DAG tạo điều kiện thuận lợi cho việc suy diễn xác suất có hiệu quả trong mạng Bayes. Bằng cách tích hợp xác suất vào biểu diễn đồ họa (đồ thị), thuật toán suy diễn có thể tính toán xác suất hậu nghiệm của các biến không quan sát được dựa trên các bằng chứng quan sát được. Việc DAG không có chu trình đảm bảo rằng các thuật toán suy luận có thể tiến hành mà không bị mắc kẹt trong các vòng lặp vô hạn.

IV. Định lý Bayes là gì và nó liên quan đến mạng Bayes như thế nào?

Định lý Bayes là một khái niệm cốt lõi trong lý thuyết xác suất và thống kê, được đặt theo tên của Thomas Bayes. Nó mô tả mối quan hệ giữa các xác suất có điều kiện, cho phép chúng ta cập nhật niềm tin của mình về một sự kiện dựa trên bằng chứng mới.

Định lý có thể được phát biểu ở dạng đơn giản như sau:

$$P(A|B) = (P(B|A) * P(A)) / P(B) \quad (1)$$

Trong đó:

- $P(A|B)$ là xác suất/ khả năng xảy ra sự kiện A khi sự kiện B đã xảy ra.
- $P(B|A)$ là xác suất/ khả năng xảy ra sự kiện B nếu sự kiện A đã diễn ra.
- $P(A)$ và $P(B)$ là xác suất của các sự kiện A và B xảy ra độc lập mà không có bất kỳ sự hiểu biết hoặc xem xét nào về nhau.

Định lý Bayes cung cấp một khuôn khổ toán học để điều chỉnh xác suất dựa trên thông tin mới. Nó được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực khác nhau, bao gồm thống kê, học máy và trí tuệ nhân tạo.

Mạng Bayes trong trí tuệ nhân tạo tận dụng định lý Bayes để biểu diễn và định lượng sự bất định. Điều này cho phép các hệ thống AI đưa ra dự đoán hoặc đưa ra kết luận dựa trên bằng chứng sẵn có. Cấu trúc của mạng biểu diễn sự phụ thuộc có điều kiện giữa các biến, trong khi các bảng xác suất liên quan thể hiện phân bố xác suất. Bằng cách quan sát bằng chứng ở một số biến, mạng có thể tính toán và cập nhật xác suất của các biến khác.

V. Giới thiệu về xác suất

Xác suất nói nôm na là một cách để tính toán khả năng xảy ra điều gì đó. Nó được biểu thị bằng một số từ 0 đến 1. Xác suất bằng 0 có nghĩa là điều gì đó không thể xảy ra và sẽ không xảy ra, trong khi xác suất bằng 1 có nghĩa là điều gì đó chắc chắn sẽ xảy ra.

Ví dụ: hãy xem xét một biến có tên là "Quốc gia" đại diện cho quốc gia nơi một người sinh sống. Nếu chúng ta gán xác suất 0,2 cho giá trị "Việt Nam", điều đó có nghĩa là chúng ta tin rằng có 20% khả năng một người sống ở Việt Nam. Điều này có thể được viết là $P(\text{Quốc gia}=\text{Việt Nam}) = 0,2$. Ngoài ra, nếu biết ngữ cảnh, chúng ta có thể viết $P(\text{Việt Nam}) = 0,2$ để biểu thị xác suất của quốc gia cụ thể "Việt Nam".

Mặc dù có nhiều loại xác suất khác nhau dựa trên lý thuyết xác suất, nhưng xét về mặt mạng Bayes, hai loại xác suất là vô cùng quan trọng là xác suất kết hợp (joint probability) và xác suất có điều kiện.

5.1. Xác suất kết hợp

Xác suất kết hợp là xác suất của hai hoặc nhiều sự kiện xảy ra đồng thời. Nó được ký hiệu là $P(A,B)$, biểu thị xác suất xảy ra cả hai sự kiện A và B.

Xác suất kết hợp thể hiện khả năng nhiều biến nhận các giá trị cụ thể cùng một lúc. Ví dụ: hãy xem xét hai biến: "Mưa" và "Gió". Mỗi biến có thể có hai trạng thái: Đúng hoặc Sai. Xác suất chung của mưa là đúng và gió là đúng được ký hiệu là $P(\text{Mưa}=\text{Đúng}, \text{Gió}=\text{Đúng})$. Điều này có nghĩa là chúng ta muốn biết xác suất xảy ra đồng thời cả mưa và gió.

5.2. Xác suất có điều kiện

Xác suất có điều kiện là khả năng xảy ra một tình huống nào đó nếu một sự kiện khác đã xảy ra. Nó được ký hiệu là $P(A|B)$, biểu thị xác suất xảy ra sự kiện A nếu sự kiện B đã xảy ra. Ở đây, thanh dọc "|" được hiểu là "nếu có" hoặc "với điều kiện".

Xác suất có điều kiện cho phép chúng ta tính xác suất xảy ra một sự kiện trong khi xem xét các điều kiện hoặc thông tin cụ thể về các sự kiện liên quan khác. Ví dụ: chúng ta muốn tìm xác suất có điều kiện của mưa là đúng, với điều kiện gió là đúng.

Điều này được biểu diễn dưới dạng $P(\text{Mưa}=\text{Đúng} \mid \text{Gió}=\text{Đúng})$. Nó chỉ ra rằng chúng ta quan tâm đến xác suất xảy ra mưa với điều kiện gió đã được biết là đúng.

Định lý Bayes ở công thức (1) cũng có thể được phát biểu dưới dạng:

$$P(A|B) = P(A,B)/P(B) \quad (2)$$

Chính công thức này biểu diễn mối quan hệ giữa xác suất kết hợp $P(A,B)$ và xác suất có điều kiện $P(A|B)$. Để ý công thức (1) ta sẽ thấy tính chất đối xứng: $P(A,B) = P(A|B)*P(B) = P(B|A)*P(A)$ (3)

Ta có thể mở rộng công thức trên với ba biến như sau:

$$P(A,B,C) = P(A|B,C)*P(B,C) = P(A|B,C)*P(B|C)*P(C) \quad (4)$$

Và có thể tổng quát hóa với n biến như sau [2]:

$$P(A_1,A_2,\dots,A_n) = P(A_1|A_2, \dots, A_n)*P(A_2|A_3, \dots, A_n)*\dots*P(A_{n-1}|A_n)*P(A_n) \quad (5)$$

Công thức (4) và (5) thường được gọi là “Luật chuỗi”, nói lên rằng trong mạng Bayes, phân bố xác suất kết hợp hoàn chỉnh là tích của tất cả các phân bố có điều kiện được chỉ ra trong mạng.

VI. Phân bố xác suất là gì?

Phân bố xác suất đề cập đến một hàm toán học hoặc một tập hợp xác suất mô tả khả năng xảy ra các kết quả hoặc sự kiện khác nhau trong một kịch bản cụ thể. Nó cung cấp một cách có hệ thống để gán xác suất cho tất cả các giá trị hoặc sự kiện có thể xảy ra trong một phạm vi hoặc miền nhất định.

Phân bố xác suất có thể được biểu diễn dưới nhiều dạng khác nhau, tùy thuộc vào bản chất của biến đang được xem xét. Đối với các biến rời rạc, phân bố thường được biểu thị dưới dạng Hàm khối xác suất (PMF), hàm này gán xác suất cho từng giá trị có thể. Đối với các biến liên tục, sự phân bố thường được mô tả bằng Hàm mật độ xác suất (PDF), hàm này chỉ ra khả năng tương đối của các giá trị khác nhau trong một phạm vi liên tục.

Mục đích chính của phân bố xác suất là diễn tả các xác suất liên quan đến từng kết quả hoặc sự kiện có thể xảy ra theo cách có cấu trúc và có tổ chức. Nó tóm tắt khả năng quan sát các giá trị khác nhau và cung cấp cơ sở để đưa ra dự đoán xác suất và suy diễn thống kê.

Trong lý thuyết xác suất, hai khái niệm cốt lõi được sử dụng để mô tả mối quan hệ giữa nhiều biến ngẫu nhiên, đó là phân bố xác suất kết hợp và phân bố xác suất có điều kiện.

6.1. Phân bố xác suất kết hợp

Phân bố xác suất kết hợp mô tả xác suất của nhiều biến ngẫu nhiên nhận các giá trị cụ thể cùng một lúc. Nó cung cấp một mô tả đầy đủ về xác suất của tất cả các kết hợp giá trị có thể có của các biến liên quan.

Ví dụ, hãy xem xét phân bố xác suất chung của các biến “mưa” và “gió”. Sự phân bố này cho phép chúng ta xác định xác suất của từng sự kết hợp có thể có giữa điều kiện mưa và gió. Ký hiệu toán học biểu thị phân bố xác suất kết hợp này là $P(\text{Mưa}, \text{Gió})$.

Mưa	Gió	Xác suất $P(\text{Mưa}, \text{Gió})$
Đúng	Đúng	0.10
Đúng	Sai	0.15
Sai	Đúng	0.25
Sai	Sai	0.50

6. Phân bố xác suất có điều kiện

Phân bố xác suất có điều kiện mô tả xác suất của một sự kiện hoặc kết quả khi một sự kiện hoặc kết quả khác đã xảy ra hoặc đã biết. Nó tập trung vào xác suất của một biến dựa trên giá trị hoặc sự xuất hiện của một biến khác.

Ví dụ: hãy xem xét phân bố xác suất có điều kiện trên các biến “mưa” và “gió”. Sự phân bố này cho phép chúng ta thu được giá trị xác suất có điều kiện cho từng sự kết hợp có thể có của điều kiện mưa và gió.

Ký hiệu toán học biểu thị phân bố xác suất có điều kiện này là $P(\text{Mưa} | \text{Gió})$.

Mưa	Gió	Xác suất $P(\text{Mưa} \text{Gió})$
Đúng	Đúng	0.286
Đúng	Sai	0.231
Sai	Đúng	0.714
Sai	Sai	0.769

VII. Tìm hiểu về mạng Bayes trong AI qua ví dụ

Hãy xem xét một ví dụ đơn giản để hiểu mạng Bayesian trong AI.

Giả sử chúng ta muốn lập mô hình mối quan hệ giữa ba biến số này: “Hút thuốc”, “Ung thư phổi” và “Ho”. Và giả sử, chúng ta quan tâm đến việc tìm hiểu xem hút thuốc lá và ung thư phổi ảnh hưởng như thế nào đến khả năng bị ho. Chúng ta có thể xây dựng mạng Bayes để nắm bắt các mối quan hệ này.

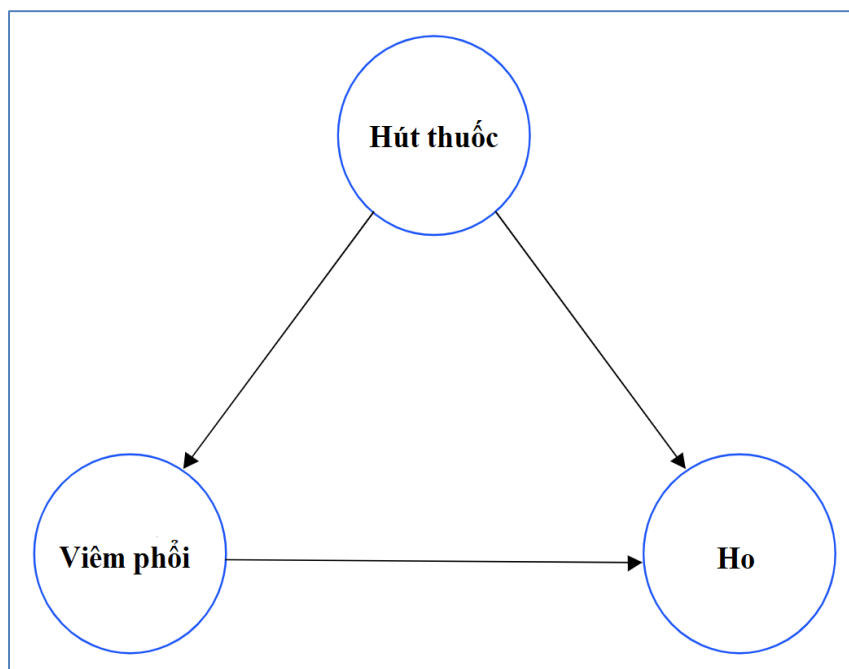
Định nghĩa các biến:

- Hút thuốc: Biến này thể hiện việc một người là người hút thuốc hay không hút thuốc và có thể nhận các giá trị “Có” hoặc “Không”.
- Ung thư phổi: Biến này biểu thị một người bị ung thư phổi hoặc không bị ung thư phổi, như vậy có thể nhận giá trị “Có” hoặc “Không”.
- Ho: Biến này biểu thị liệu một người có bị ho hay không và có thể nhận các giá trị “Có” hoặc “Không”.

Biểu diễn đồ họa: Chúng ta xây dựng mạng Bayes bằng cách kết nối các biến với các cạnh có hướng, biểu thị mối quan hệ nhân quả hoặc sự phụ thuộc.

Trong mạng này, “Hút thuốc” là nút cha cho cả “Ung thư phổi” và “Ho”. “Ung thư phổi” là nút cha của “Ho”. Biểu đồ thể hiện mối quan hệ giữa các biến này.

Bảng xác suất có điều kiện (CPT)/ Bảng xác suất nút (NPT): Mỗi nút trong mạng Bayes được liên kết với bảng xác suất có điều kiện chỉ ra phân bố xác suất của nút đối với các nút cha của nó.



Hình 2. Quan hệ giữa các biến Hút thuốc, Viêm phổi và Ho

Hút thuốc: Giả sử xác suất một người hút thuốc là 30% như vậy xác suất người đó không hút thuốc là 70%. CPT/NPT cho “Hút thuốc” có thể trông như thế này:

Hút thuốc	Xác suất $P(\text{Hút thuốc})$
Có	0.3
Không	0.7

Ung thư phổi: Do “Ung thư phổi” là nút con của “Hút thuốc” nên CPT/NPT cho “Ung thư phổi” có thể trông như thế này:

Hút thuốc	Xác suất $P(\text{Ung thư phổi} =$	Xác suất $P(\text{Ung thư phổi} =$
-----------	------------------------------------	------------------------------------

	Có)	Không)
Có	0.85	0.15
Không	0.01	0.19

Ho: tương tự, CPT/NPT cho “Ho” với quan hệ với nút con “Hút thuốc” có thể trông như thế này:

Hút thuốc	Xác suất $P(Ho = Có)$	Xác suất $P(Ho = Không)$
Có	0.8	0.2
Không	0.1	0.9

Các giá trị trong CPT/NPT biểu thị xác suất của các kết quả khác nhau dựa trên trạng thái nhất định của các nút cha.

VIII. Suy diễn xác suất

Suy diễn xác suất đề cập đến quá trình suy luận và đưa ra dự đoán dựa trên thông tin quan sát được hoặc có sẵn bằng cách sử dụng các nguyên tắc của lý thuyết xác suất. Nó liên quan đến việc cập nhật niềm tin hoặc kiến thức của chúng ta về các sự kiện hoặc biến số bất định dựa trên bằng chứng hoặc dữ liệu mới.

Suy diễn xác suất trong mạng Bayes đề cập đến quá trình suy luận và đưa ra dự đoán về phân bố xác suất của các biến không quan sát được dựa trên bằng chứng hoặc dữ liệu quan sát được. Nó sử dụng cấu trúc đồ họa và các phụ thuộc xác suất được mã hóa trong mạng Bayes để thực hiện suy luận.

Trong mạng Bayes, phân bố xác suất kết hợp của tất cả các biến có thể được nhân tử hóa bằng cách sử dụng quy tắc xác suất chuỗi và các giả định độc lập có điều kiện được biểu thị bằng cấu trúc của mạng. Hệ số hóa này cho phép suy luận xác suất hiệu quả.

Suy diễn xác suất trong mạng Bayes bao gồm hai nhiệm vụ chính:

Truy vấn: Khi được cung cấp bằng chứng quan sát được, mục tiêu là xác định phân bố xác suất của một hoặc nhiều biến mục tiêu quan tâm. Điều này liên quan đến việc điều chỉnh bằng chứng quan sát được và truyền xác suất trên toàn mạng để đạt được phân bố xác suất mong muốn.

Học tập: Nhiệm vụ này liên quan đến việc cập nhật các xác suất hoặc tham số trong mạng Bayes dựa trên dữ liệu được quan sát. Nó nhằm mục đích tinh chỉnh cấu trúc và bảng xác suất của mạng để phản ánh dữ liệu tốt hơn.

IX. Các biến thể của mạng Bayes trong AI

Có một số loại hoặc biến thể của mạng Bayes trong AI, mỗi loại có những đặc điểm và ứng dụng riêng. Dưới đây là một số loại phổ biến:

Mạng Bayes tĩnh: Đây là loại mạng Bayes cơ bản nhất, trong đó mối quan hệ giữa các biến là cố định và không thay đổi theo thời gian. Chúng được sử dụng để mô hình hóa sự phụ thuộc giữa các biến trong một hệ thống tĩnh.

Mạng Bayes động: Không giống như mạng Bayes tĩnh, mạng Bayes động (DBN) cho phép mô hình hóa các phụ thuộc và thay đổi theo thời gian theo thời gian. Chúng có thể biểu diễn các mối quan hệ xác suất phát triển hoặc chuyển tiếp giữa các trạng thái khác nhau.

Mô hình Markov ẩn (HMM): HMM là một loại mạng Bayes động được sử dụng rộng rãi trong mô hình hóa dữ liệu tuần tự. Chúng liên quan đến một tập hợp các trạng thái ẩn không thể quan sát được trực tiếp nhưng có thể suy ra từ các biến có thể quan sát được. HMM thường được sử dụng trong nhận dạng giọng nói, xử lý ngôn ngữ tự nhiên và tin sinh học.

Mạng Bayes liên tục: Hầu hết các mạng Bayes truyền thống đều giả định các biến rời rạc. Tuy nhiên, mạng Bayes liên tục xử lý các biến liên tục và sử dụng phân bố xác suất như phân bố Gaussian hoặc phân bố mũ để thể hiện mối quan hệ giữa các biến.

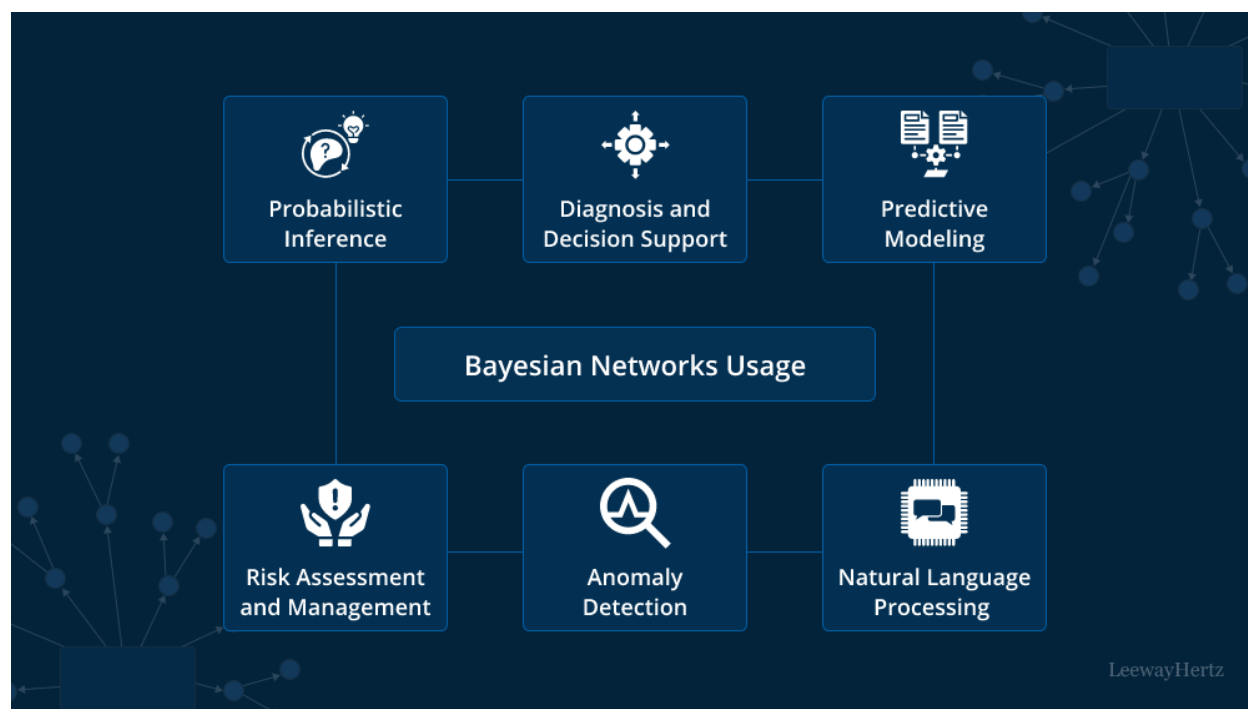
Mạng Bayes lai: Mạng Bayes lai kết hợp các biến rời rạc và liên tục trong một mô hình duy nhất. Chúng có thể xử lý đồng thời cả biến rời rạc và biến liên tục và rất hữu ích trong các ứng dụng mà dữ liệu có các loại biến hỗn hợp.

Sơ đồ ảnh hưởng: Sơ đồ ảnh hưởng là một loại mạng Bayes không chỉ thể hiện sự phụ thuộc xác suất mà còn kết hợp các nút quyết định và các nút tiện ích. Chúng được sử dụng để phân tích quyết định và các vấn đề tối ưu hóa, cho phép mô hình hóa rõ ràng các quyết định, tính bất định và tiện ích.

Mạng Bayes nhân quả: Trong khi mạng Bayes thường thể hiện mối liên hệ và sự phụ thuộc giữa các biến, mạng Bayes nhân quả nhằm mục đích mô hình hóa các mối quan hệ nhân quả. Chúng nắm bắt rõ ràng mối quan hệ nhân quả giữa các biến số, khiến chúng trở nên hữu ích trong việc hiểu và dự đoán các tác động nhân quả.

Trên đây là một số loại mạng Bayes chính. Mỗi loại đều có ưu điểm riêng và phù hợp với các ứng dụng và lĩnh vực vấn đề khác nhau.

X. Các ứng dụng của Mạng Bayes trong AI



Hình 3. Các ứng dụng của mạng Bayes [1]

Mạng Bayes có thể được sử dụng cho nhiều ứng dụng trong AI và học máy (machine learning - ML). Dưới đây là một số cách sử dụng phổ biến của mạng Bayes:[1]

10.1. Suy diễn xác suất (hay Suy diễn Bayes): Mạng Bayes cho phép suy diễn xác suất, có nghĩa là chúng có thể trả lời các truy vấn về phân bố xác suất của các biến qua các bằng chứng quan sát được. Mạng Bayes có thể giúp tính toán xác suất hậu nghiệm của các biến không được quan sát dựa trên sự phụ thuộc xác suất trong mạng.

10.2. Chẩn đoán và hỗ trợ quyết định: Mạng Bayes được sử dụng rộng rãi trong các hệ thống hỗ trợ quyết định và chẩn đoán y tế. Bằng cách quan sát các triệu chứng hoặc bằng chứng, mạng Bayes có thể tính toán xác suất của các bệnh hoặc tình trạng khác nhau, hỗ trợ quá trình chẩn đoán. Mạng Bayes cũng có thể hỗ trợ việc ra quyết định bằng cách xem xét các xác suất và lợi ích gắn với các lựa chọn khác nhau.

10.3. Mô hình hóa dự đoán: Mạng Bayes có thể được sử dụng cho các nhiệm vụ mô hình hóa dự đoán. Với các biến quan sát được, mạng Bayes có thể giúp dự đoán giá trị của các biến không quan sát được hoặc ước tính xác suất của chúng. Điều này làm cho chúng hữu ích trong nhiều lĩnh vực khác nhau, chẳng hạn như dự báo thời tiết, phân tích tài chính và phân tích hành vi khách hàng.

10.4. Đánh giá và quản lý rủi ro: Mạng Bayes có giá trị trong việc đánh giá và quản lý rủi ro. Chúng có thể mô hình hóa sự phụ thuộc giữa các yếu tố rủi ro và ước tính xác suất của các kết quả hoặc sự kiện khác nhau. Điều này rất hữu ích trong các lĩnh vực như bảo lãnh bảo hiểm, [quản lý dự án](#) [2] và phân tích rủi ro môi trường.

10.5. Phát hiện bất thường: Mạng Bayes còn có thể được sử dụng cho các nhiệm vụ phát hiện bất thường. Bằng cách tìm hiểu hành vi bình thường của một hệ thống hoặc quy trình, chúng có thể phát hiện những sai lệch hoặc bất thường so với các mô hình dự kiến. Điều này rất hữu ích trong an ninh mạng, phát hiện gian lận và giám sát các quy trình công nghiệp.

10.6. Xử lý ngôn ngữ tự nhiên: Mạng Bayes cũng được ứng dụng trong các tác vụ xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Chúng có thể được sử dụng cho các tác vụ như gán thẻ một phần lời nói (part-of-speech), nhận dạng thực thể được đặt tên và phân tích ngữ

nghĩa. Mạng Bayes có thể biểu diễn được sự phụ thuộc giữa các yếu tố ngôn ngữ và suy diễn những cách diễn giải hoặc cấu trúc có khả năng xảy ra nhất.

10.7. Mô hình hóa môi trường: Mạng Bayes được sử dụng trong mô hình hóa môi trường để hiểu các hệ thống phức tạp và đánh giá tác động môi trường. Chúng có thể được dùng để lập mô hình tương tác giữa các biến số như khí hậu, các hệ sinh thái và hoạt động của con người, từ đó đưa ra các dự đoán và phân tích kịch bản.

10.8. Tin sinh và gen: Mạng Bayes được sử dụng trong tin sinh học (bioinformatics) và gen để mô hình hóa và phân tích các tương tác di truyền và protein. Chúng có thể giúp hiểu được các mạng điều hòa gen, tương tác protein-protein và các mối liên hệ giữa bệnh-gen.

XI. Mạng Nơ-ron Bayes (BNN)

Mạng nơ-ron Bayes (BNN) là một loại mạng nơ-ron kết hợp các nguyên tắc suy luận Bayes để đưa tính bất định vào các trọng số và độ lệch của mạng. Mạng nơ-ron truyền thống sử dụng các trọng số và độ lệch cố định được học thông qua các thuật toán tối ưu hóa như Gradient Descent. Ngược lại, BNN coi trọng số và độ lệch là các biến ngẫu nhiên có phân bố trước đó (phân bố tiên nghiệm).

Mạng nơ-ron Bayes kết hợp tính linh hoạt và sức mạnh mô tả của mạng nơ-ron với khả năng mô tả sự bất định thông qua suy diễn Bayes. Bằng cách coi trọng số và độ lệch của mạng là các biến ngẫu nhiên, BNN cung cấp một khung xác suất để tìm hiểu và đưa ra dự đoán.

Trong BNN, các phân bố tiên nghiệm được gán cho trọng số và độ lệch, phản ánh niềm tin ban đầu về giá trị của chúng trước khi quan sát bất kỳ dữ liệu nào. Những ưu tiên này có thể được lựa chọn dựa trên kiến thức hoặc giả định trước đó về miền vấn đề. Trong quá trình đào tạo, BNN cập nhật các ưu tiên dựa trên dữ liệu được quan sát, dẫn đến phân bố hậu nghiệm về trọng số và độ lệch.

Thách thức chính trong BNN là tính gần đúng phân bố hậu nghiệm, biểu diễn niềm tin cập nhật về trọng số và độ lệch đối với dữ liệu được quan sát. Suy diễn chính xác

trong BNN nói chung là khó thực hiện do tính chất phi tuyến tính, phức tạp của mạng nơ-ron. Vì vậy, các phương pháp suy luận gần đúng thường được sử dụng để ước tính phân bố hậu nghiệm.

Kết luận

Mạng Bayes trong AI đã nổi lên như một công cụ mạnh mẽ để đưa ra quyết định trong điều kiện bất định. Bằng cách nắm bắt các mối quan hệ phức tạp và kết hợp lý luận xác suất, các mô hình đồ họa này cho phép chúng ta điều hướng các tình huống phức tạp và đưa ra các lựa chọn sáng suốt. Cho dù trong lĩnh vực chăm sóc sức khỏe, tài chính hay các lĩnh vực khác, việc áp dụng mạng Bayes đã tác động đáng kể đến quá trình ra quyết định, trao quyền cho các cá nhân và tổ chức tối ưu hóa việc phân bổ nguồn lực, giảm thiểu rủi ro và đạt được kết quả tốt hơn. Khi chúng ta tiếp tục khai thác tiềm năng của chúng và nắm bắt sức mạnh của lý luận xác suất, mạng Bayes sẽ tiếp tục soi sáng con đường của chúng ta vượt qua sự bất định, mở đường cho những quyết định thông minh hơn trong một thế giới luôn thay đổi.

Tài liệu tham khảo

- [1] LeewayHertz, [BAYESIAN NETWORKS IN AI: A COMPREHENSIVE OVERVIEW](#)
- [2] Nguyễn Ngọc Tuấn (2021), [Quản trị rủi ro trong lập lịch dự án phần mềm sử dụng mạng Bayes \(Risk management in software project scheduling using Bayesian Networks\)](#)
- [3] DTN Reviews (2023), [Mạng Bayes: Chìa khóa để khai mở tiềm năng thực sự của AI](#)