运用贝叶斯网络进行疾病诊断与预后：一项全面综述

Carlos Segundo Muñoz-Valencia[1], José Antonio Quesada[2,3], Domingo Orozco[2], Xavier Barber[1, 3*]

1. 运筹学中心。米格尔·埃尔南德斯大学 2. 临床医学系。米格尔·埃尔南德斯大学 3. STAT-SALUT UMH-FISABIO 联合研究单位。米格尔·埃尔南德斯大学

* 通讯作者：xbarber@umh.es

摘要

背景：贝叶斯网络（BNs）是一种概率图模型，利用贝叶斯定理描述变量之间的依赖关系和因果关系。这类网络在健康科学领域日益受到重视，尤其是在诊断流程中，因为它们能够将医学知识整合到模型中，并以概率方式处理不确定性。

目的：本综述旨在全面概述贝叶斯网络在疾病诊断与预后中的当前应用状况。此外，还将向读者介绍贝叶斯网络的基本方法学，并重点阐述其在不同医学领域中的多功能性与适用性。

方法：我们采用严谨的检索策略，在多个科学数据库中使用 MeSH 主题词进行检索，共确定了 190 篇相关文献。经过严格分析，最终保留 60 篇论文进行深入综述。我们采用的稳健方法最大限度地降低了选择偏倚风险。

结果：所选研究涵盖广泛的医学领域，揭示了贝叶斯网络的统计方法、实施可行性和预测准确性；其平均曲线下面积超过 75%。全面分析凸显了贝叶斯网络在不同临床场景中的适应性和有效性。

讨论：大多数纳入研究表明，贝叶斯网络有望成为临床决策的可靠辅助工具。本综述的研究结果肯定了贝叶斯网络作为医疗保健领域中易于使用且用途广泛的人工智能工具所发挥的作用。它们为应对复杂的医学挑战提供了可行方案，有助于在不确定条件下及时、审慎地做出决策。

结论：本综述对贝叶斯网络的全面探讨凸显了其在疾病诊断和预后领域中的重要性及日益增长的影响力。这也强调了进一步开展研究与开发的必要性，以优化其能力，并扩大其在应对多样且复杂的医疗保健挑战方面的适用性。

关键词：贝叶斯网络、疾病诊断、疾病预后、有向无环图、贝叶斯分类器。

引言

在医学领域，确定某个事件的原因往往并非易事。专家会发现许多可能的不确定性来源、模糊且不完整的测量值，以及难以确立因果关系的事件。因此，概率图是有用的工具，能够以直观、可视化的方式帮助理解各个因素如何影响系统的其他部分。

贝叶斯网络（BN）是一种旨在重现真实系统的概率图模型。贝叶斯网络广泛应用于基础研究、应用研究和人工智能领域，其基础是贝叶斯定理，并以有向无环图（DAG）的形式呈现，用于表示变量之间的依赖关系或因果关系。通过这种方式，可以在不确定条件下生成新知识，从而借助概率论更轻松地进行决策和推理 [1] 贝叶斯网络于 20 世纪 80 年代作为一种形式化方法被提出，用于表示和推理涉及不确定性的问题，并以概率论为基本框架[2]。此后，贝叶斯网络不仅在医学领域得到成功应用，还在许多其他领域的各类应用开发中发挥了核心作用，包括环境科学 [3]，生产流程 [4]，金融 [5]，人工智能程序调试[6], 和遗传学[7], 等。

在健康科学领域，贝叶斯网络被用于改进治疗、诊断和预后，帮助医生更快、更准确地预测，从而做出可靠的决策 [8]。根据[9], 贝叶斯网络广泛应用于医学诊断的原因，在于它们能够表达专家知识、对不确定性建模并处理不完整数据。

本综述旨在全面介绍贝叶斯网络及其在医学中的一般应用，尤其是在诊断和预后流程中的应用，同时展示这一方法相较于人工智能或机器学习领域其他方法的优势。这些领域近来受到越来越多的关注。

在介绍所进行的检索并分析文章内容之前，我们将简要概述贝叶斯网络、其类型、分类器和评估方法。此举旨在向读者介绍相关主题，从而帮助读者更好地理解后续将要分析的文章中所使用的结果和术语。

贝叶斯网络 现在我们将介绍

贝叶斯网络（BN）的基本概念、网络的类型，以及称为贝叶斯分类器的特殊结构。我们还会简要讨论参数贝叶斯网络和结构贝叶斯网络的学习，最后介绍贝叶斯网络的计算，并描述可用于贝叶斯网络应用的软件。

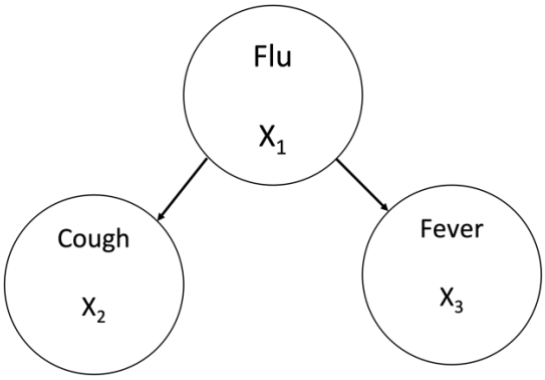


图1. 变量之间关系的表示（有向无环图，有向无环图）。

我们先来看图 1中的示例，它定义了流感、咳嗽和发烧这几个变量之间的因果关系，其中流感被认为会导致咳嗽或发烧。咳嗽和发烧这两个变量并非相互独立。如果一个人咳嗽了，他可能患有流感，继而很可能会发烧。

然而，如果一个人患了流感，那么可以合理地认为，是否发烧并不取决于是否咳嗽。因此，我们假设，在给定流感变量 (X_1) 的条件下，咳嗽变量 (X_2) 和发烧变量 (X_3) 条件独立。形式化地说，这可以表示如下 [10]

$$P(X_2|X_1,X_3) = P(X_2|X_1)$$

$$P(X_3|X_1,X_2) = P(X_3|X_1)$$

因此

$$P(X_1,X_2,X_3) = P(X_2|X_1)P(X_3|X_1).$$

变量 X_1 会影响 X_2 和 X_3, ，但假设 X_2 与 X_3之间没有直接关系。这些关系通常通过节点和箭头图来表示，将影响变量（主变量）与受影响变量（次变量）连接起来。Error! Reference source not found. 中所示的结构是一个贝叶斯网络。

考虑到 Error! Reference source not found. 的图结构，更准确地说，考虑每个变量的父节点，联合概率分布可写为如下形式：

$$P(X_1,X_2,X_3) = P(X_1|Pa(X_1)) \cdot P(X_2|Pa(X_2)) \cdot P(X_3|Pa(X_3))$$

其中，$Pa(X_i)$ 是 X_i 的父节点变量。

这个方程是三个变量情况下贝叶斯网络的正式定义：通过分析和分类这三个变量之间的无条件独立性，我们将其转化为 $P(X_1,X_2,X_3)$ 三个条件概率的乘积。

概率网络是对变量及其关系的图形化表示，用于描述某种情境 [11]。其中最常用的是贝叶斯网络 [12] ，它们提供了变量之间存在的依赖与独立条件关系的信息。网络中存在独立关系，使贝叶斯网络成为以一致方式表示知识的绝佳工具，因为所需参数的数量得以减少。这些关系将联合概率函数简化为各变量条件概率函数的乘积。

由于它们代表概率分布，贝叶斯网络具有明确的含义，因此可以用于诊断、学习、解释和推理[13]。根据赋予它们的含义，它们可以表示因果关系 [14] 或相关性 [15]。

因此可以说，贝叶斯网络是一个有向无环图，其节点表示随机变量，其弧表示直接依赖关系，例如因果关系。每个节点都有一个条件概率表，用于量化相连接变量之间的关系 [16]。

BN 是由两个不同部分构成的概率模型：一方面是图结构（有向无环图），用于定义变量之间的关系；另一方面是这些变量之间所确定的概率 [17]。BN 的要素如下 [18]：

- 一组构成网络顶点或节点的变量（连续型或离散型）。
- 一组连接一对顶点的有向连边。如果存在方向为 X→ Y 的关系，则称 X 为 Y 的父节点。

该网络满足以下条件：

- 每个顶点 X_i 都与一个条件概率函数 $P(X_i|parents(X_i))$ 相关联。该函数以顶点父节点变量的一组特定值作为输入，并给出表示 Xi 的变量的概率。
- 图中不存在有向环，也就是说，不存在起点和终点为同一节点的有向轨迹或路径。

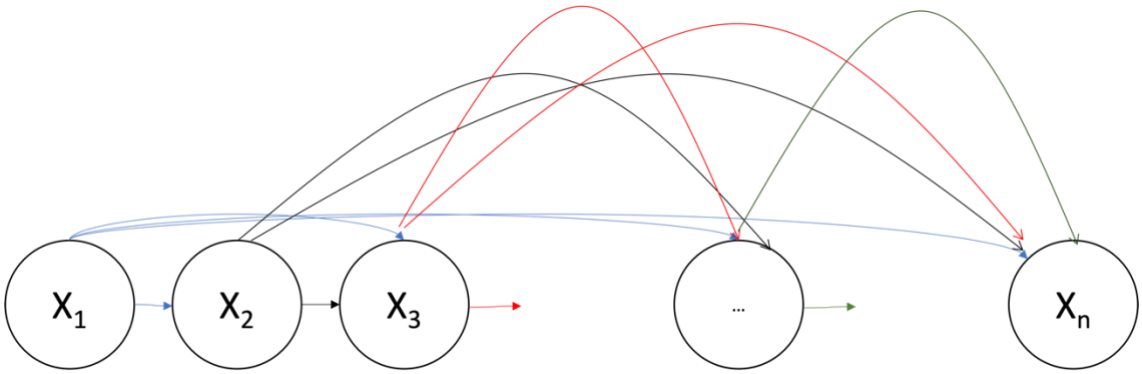


图 2. *P* 的 *BN* 的通用结构（有向无环图），包含 *n* 个随机变量 $X_1,\ldots, X_n$】【。

贝叶斯网络具有一种基于贝叶斯定理的规划算法，可用于描述和预测，从而能够进行推理，并根据已知变量计算未知变量的后验概率。贝叶斯网络提供了一种推理系统，一旦发现有关某些顶点的新证据，就会改变概率分布，同时将新的概率传递给其余节点。这种概率传递被视为概率推理，这意味着可以根据其他变量所提供的证据确定某些变量的概率。在证据出现之前，它们被称为先验概率；之后则被称为后验概率 [18], [21]。

贝叶斯网络的类型根据 rand 的类型

构建贝叶斯网络时所使用的变量可分为离散贝叶斯网络，其中每个变量取有限个值，且与每个变量相关联的概率分布为多项分布。如果用于构建贝叶斯网络的变量是连续型变量，一种方法是将这些变量离散化，也就是将它们划分为

名义区间。然而，离散化会导致一定的信息损失，并且需要指定许多参数[22]。在这种情况下，使用连续变量进行建模是一个不错的替代方案。当构建贝叶斯网络时使用连续变量，且每个变量都服从多元正态分布时，可采用高斯贝叶斯网络 [23]。在构建过程中同时引入离散变量和连续变量时，所构建的网络称为混合贝叶斯网络。

在离散贝叶斯网络中，概率分布由概率表决定；而在高斯贝叶斯网络中，[24] 概率分布由联合密度函数决定。

对于Dean等人[25] 而言，在随时间演变的情境中（例如认知决策过程中脑区的依次激活），我们需要动态贝叶斯网络。前一个贝叶斯网络规定了初始条件。在动态贝叶斯网络中，时间间隔结构完全相同，条件概率也始终相同。因此，动态贝叶斯网络是时不变模型，而“动态”仅表示它们能够对动态系统进行建模。

贝叶斯分类器贝叶斯分类器 a

是贝叶斯网络的一种特例，其中有一个特定变量作为类别，其他变量则是属性或特征。贝叶斯分类器会确定每个类别的后验概率，，使用贝叶斯定理：C_i

$$P(C_i|E) = \frac{P(C_i)P(E|C_i)}{P(E)}$$

许多贝叶斯分类器已被提出用于估计概率 [26], ，例如朴素贝叶斯分类器（NBC）、树增强朴素贝叶斯分类器（TAN）以及贝叶斯网络增强朴素贝叶斯（BAN）分类器。

NBC 允许在给定类别的情况下各特征彼此独立，因此通过将给定类别节点时每个特征的特定条件概率相乘来求得概率 [27]。 是每个类别先验概率的向量，而 是每个特征的条件概率矩阵。给定类别时，各特征在条件上相互独立，因此它们之间没有边，如 错误! 未找到引用源。所示。$P(C_i)$ $P(E_i|C_i)$

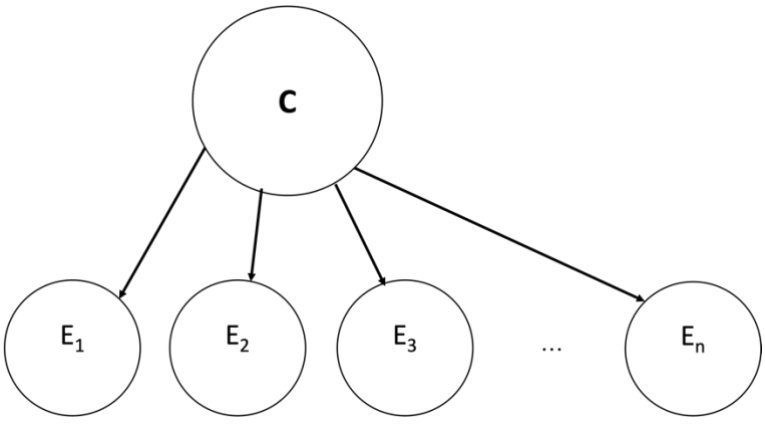


图 3. 朴素贝叶斯分类器示例

朴素贝叶斯分类器在许多领域都展现出很高的分类精度 [28]。然而，有时其性能会受到特征或属性之间依赖关系的影响。解决这一问题的一种方法是扩展朴素贝叶斯分类器的基本结构，在特征之间添加边。已有两种基本方案 [26]:

- 树增强朴素贝叶斯在特征之间添加了树形结构，因此原则上链接较少，结构的复杂度不会显著增加。
- 贝叶斯网络增强朴素贝叶斯在特征之间添加了通用依赖结构，不受任何限制。

贝叶斯网络学习寻找最适合

数据的结构，是使用贝叶斯网络时需要解决的问题之一。这项任务通过两种机器学习方式完成：结构学习从数据中获取网络结构（树、多树或多连接网络）；参数学习则确定每个根节点及其他变量相关的概率（概率表）。为了确定与网络中每个顶点相关联的概率分布，必须了解网络的类型；也就是说，这两种学习方法不能独立进行 [27]。

贝叶斯网络的计算软件平台的使用

在构建贝叶斯网络的结构时发挥着重要作用，因为它可以用图形表示网络，使参与开发的人员能够理解该网络。Madsen 等人 [29] 介绍了 Netica、Elvira 和 Hugin 软件。Netica 和 Hugin 的演示版可免费使用，但部分特征受到限制。使用 Hugin 软件的演示版最多只能处理 20 个变量，这不足以解决序列分析问题，甚至无法与其他工具比较结果。Elvira 是一款用于构建概率图模型并进行推理的软件包[30]。它具有一定的学术风格，运行速度快且可靠；此外，其用户界面还融入了若干出色的创意。它支持对模型进行解释（静态解释），也支持对推理进行解释（动态解释）。Elvira 是西班牙多所大学联合开展的项目成果，可供下载。

Charles River Analytics 的研究 [12] 介绍了 BNet 程序，该程序应用贝叶斯网络来预测和显示天气预报。Murphy [31] 介绍了不同的贝叶斯网络软件应用。许多网页都提供私人和免费的软件。

Kenett [32] 列出了用于生成和分析贝叶斯网络的软件包，其中包括：

GeNIe 是用于图形概率模型推理的开发环境，而 SMILE 是其推理引擎。GeNIe 可免费用于任何用途，并提供多项实用功能，例如用于探索和分析数据集，以及根据数据学习贝叶斯网络及其数值参数的模块。它还设有专门处理诊断相关问题的模块 [10]。

R 的 bnlearn 软件包功能强大且免费。与其他现有的贝叶斯网络软件相比，它能够执行更多基于约束和基于评分的方法。

Bayesia 还开发了一项用于分析贝叶斯网络的专有技术。公司与实验室和大型研究项目合作，开发创新的技术解决方案。其产品包括：1）BayesianLab，一款学习程序；2）Bayesia Market Simulator，一套模拟软件，可用于比较一组相互竞争的产品在特定人群中的影响；3）Bayesian Engines，一个软件组件库，可将贝叶斯网络的建模与应用集成其中；以及 4）Bayesian Graph Layout Engine，一个软件组件库，可将图形的自动布局功能集成到特定应用程序中。

模型 验证

模型的验证证明了其正确性。验证通常包括检查模型的性能并进一步改进模型。模型性能可以通过若干度量来表示 [10]，如表1所示。

	真实类别（金标准）			
s s a l c d e r c d e r P		阳性	阴性	度量
	阳性		阳性	阴性
	阴性	阳性	真阳性 (TP)	假阳性（假阳性）
	度量	阴性	假阴性 (FN)	真阴性（TN）

表*1.* 敏感度、特异度、准确率以及阳性和阴性预测值的计算。

真阳性（*TP*）——正确识别为阳性的 *N* 个项目；真阴性（*TN*）——正确识别为阴性的 *N* 个项目；假阳性（*FP*）——错误识别为阳性的 *N* 个项目；假阴性（*FN*）——错误识别为阴性的 *N* 个项目；阳性预测值（*PPV*）——检测结果为阳性的人确实患有该疾病/病症的可能性；阴性预测值（*NPV*）——检测结果为阴性的人未患有该疾病/病症的可能性。

有时，除了检测模型产生的错误类型外，测试还必须满足较高的敏感度和特异度要求。在这方面，测量受试者工作特征曲线（ROC）[33], 并以图形方式观察这两个测量值之间的关系很有用。曲线下面积（AUC）可以很好地衡量贝叶斯网络模型或分类器的表现。面积越接近 1，模型或分类器就越接近理想模型或分类器（真阳性率为 100%，假阳性率为 0%）。

鉴于上述所提供的信息，我们相信读者将能够理解以下各节中将介绍的所有文章。

健康科学中的贝叶斯网络

自创建以来，贝叶斯网络一直与医学研究密切相关，因为概率图非常适合解决临床问题。理解导致生理过程的因果关系是临床操作中的一项挑战；此外，健康科学经常需要在不确定性条件下对复杂问题进行推理。

近几十年来，概率诊断在医学文献中越来越受到关注。根据 Warner 等人 [34], 以及 Gorry和 Bamett [35], 的研究，20 世纪60 年代，贝叶斯方法开始在美国和英国的诊断程序中得到采用。这些诊断采用频率主义概率方法来选择一个包含可能诊断结果的变量，以及若干个通常对应于症状的变量。另一方面，在 20 世纪 80 年代，Schwartz 等人，[36] 以及Spiegelhalter 和 Knill-Jones， [37] 描述了贝叶斯网络和影响图在医学领域的发展，从其定义到用于高效处理确定性的算法构建。

在应用概率图模型时，研究人员遇到不确定性和不准确性的主要原因有三种：随机性、数据收集缺乏精确性以及模型缺陷。在临床流程中，这表现为临床病史不完整、医生或患者带有主观性的陈述，以及测量值不准确 [38]。

构建贝叶斯网络时会考虑两种方法：从数据集出发，应用网络学习技术；或者借助专家，由健康

专业人员将自身经验融入模型中，纳入具有因果关系的变量。这两种方法可以结合使用：利用学习技术构建模型，再根据个人标准删除或添加关系。

第一种方法是在医学领域构建贝叶斯网络最快的途径，但前提是观察结果的数量必须足够多。不过，这种方法也有缺点：除了诊断结果外，每条观察记录通常只包含少量测量值。这些变量可能不足以确定它们之间的条件独立性，而且也未必会纳入医疗专业人员的诊断过程。

与上述情况一致，通常会有关于模型的专家意见。基于个人判断构建贝叶斯网络可分为两个阶段：第一阶段收集定性数据，确定临床相关变量，并根据它们之间的关系构建因果网络。第二阶段收集定量信息：先验概率、条件概率和边缘概率。

统计学和信息技术领域的专家越来越关注如何培训医生，使他们能够恰当地使用模型。因此，医学领域的贝叶斯网络可能面临一些挑战，例如构建算法，以降低贝叶斯网络发展过程中的难度 [Arora 等人, 2019]。

值得注意的是，概率图模型常用于预测基因检测中的依赖关系 [7]。与此同时，Correa 和 Goodacre [39] 开发了贝叶斯网络，通过代谢物之间相互作用和相互修饰来解释同化网络。类似地，在神经病学领域，贝叶斯网络已被广泛用于细胞组织中的依赖关系建模 [22]。

贝叶斯网络在疾病诊断和预后中的应用

医学诊断往往被简化为一种推理过程：根据患者观察到的发现，为每种疾病构建假设。诊断结果是从一组观察结果中选出最可能的假设。形式上，可以用方程 [10] 表示：

$$\text{Diagnosis} = \max_i P(D_i|E)$$

$P(D_i|E)$ 是疾病的概率 在给定证据的情况下 ，D_i 其中证据代表观察到的发现集合，包括体征和症状以及实验室检查结果。

就其而言，医学预后试图根据一组观察到的发现和所实施的治疗来预测患者的未来状态。从形式上看，它可以用以下方程表示：

$$\text{Prognosis} = P(O|E,T)$$

变量 是证据，即一组观察到的发现，例如体征、症状和实验室检查结果； 表示为患者规定的治疗，而变量 是结果，例如可以表示预期寿命、健康状况或疾病传播。 E T O

基于上述提供的信息，我们相信读者将能够理解以下各节中将要介绍的所有文章。

材料与方法

本综述涵盖贝叶斯网络及其医学应用领域的最新研究，广义上涉及医学，更具体地涉及疾病的诊断和预后。

数据来源

我们检索了 Web of Science、Scopus、ProQuest Central、Google Scholar 和 PubMed Central，查找包含以下关键词的已发表文章：贝叶斯网络、疾病预测、医学诊断、医学应用、疾病预后。本研究采用预先设定的关键词，并将其与所选数据库的相关描述词相匹配，据此制定检索策略。检索范围涵盖 1983 年至今的文献，以确保全面纳入这一漫长时间段内的相关研究。该方法旨在深入综述现有知识体系，从而有助于细致理解该领域的进展与发现。

医学主题词：医学信息学、决策制定、计算机辅助、诊断、计算机-
辅助和预后，计算机辅助。

数据提取检索时间段 时间范围为1983年至2023年。纳入文章的参考文献通过人工检索 d以识别基于标题、摘要和全文，确定其他相关记录。

综合纳入的研究

根据其主要重点进行分类：（1）贝叶斯网络；（2）贝叶斯网络在健康科学中的应用；（3）贝叶斯网络在疾病诊断和预后中的应用。分组依据数据确定。

结果

检索共获得190条记录；经过筛选，最终将60篇聚焦于贝叶斯网络在医学中的诊断和预后应用的文章纳入综述（图4）

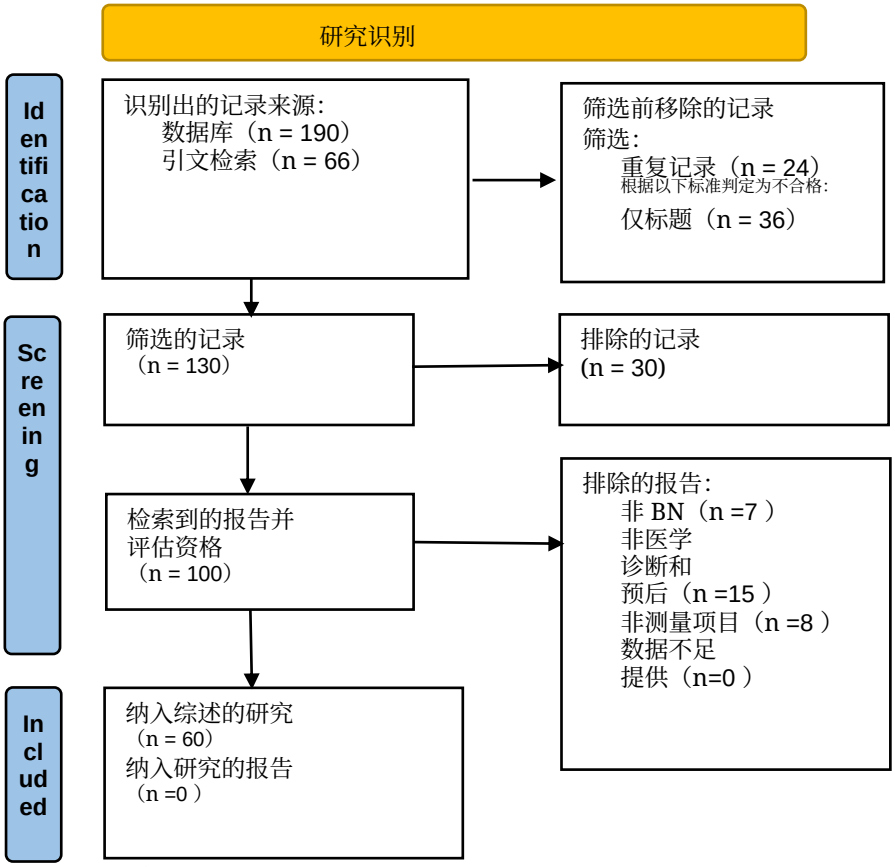


图4. PRISMA流程图

已有许多用于医学诊断的贝叶斯网络模型。这些模型可以基于数据、知识、医学文献、本体、其他医学证据来源，或上述内容的组合来构建。例如，Moreira等人 [20]提出了一种基于知识构建的贝叶斯网络模型，用于诊断先兆子痫。Seixas等人[[40] 比较了多个基于知识和数据构建的贝叶斯网络模型与其他完全通过数据学习的分类器，以诊断阿尔茨海默病、痴呆和轻度认知障碍。对于上述每种疾病，基于知识的贝叶斯网络模型的曲线下面积值分别为0.86、0.96和0.97，与表现最佳的数据驱动分类器相当；后者的曲线下面积分别为0.90、0.98和0.97。相比之下，Yin等人[41] 分析数据以确定最重要的变量，随后基于这些信息训练贝叶斯网络来诊断阿尔茨海默病。Sa-Ngamuang等人[42] 提出了一种贝叶斯网络模型，用于区分登革热与其他急性发热性疾病，该模型结合了专家知识、已发表的证据和数据。Farmer等人 [43]利用专家知识、医学文献以及回顾性数据，构建了一个用于诊断肩部肌肉骨骼疾病的贝叶斯网络。专家知识 elicitation 分两个阶段进行：初始模型经骨科专家小组审查后得到更新。

一些作者建议从词典或医学本体中提取医学知识。Bucci等人 [44] 构建了一个用于诊断的双层贝叶斯网络模型，该模型从本体中自动提取医学知识；诊断部分则通过一个决策网络进行补充，利用临床医生指定的效用值评估可用的检测项目。在Zhang等人 [45], 的研究中，他们结合多种方法（包括从SNOMED本体中获得的见解），自动开发了若干模型，其中包括一个贝叶斯网络模型，用于诊断轻度认知障碍。

其他研究仅使用数据来构建贝叶斯网络模型。例如，Moreira和Namen [20]将结构化数据与从医疗记录（即文本）中提取的信息相结合，构建了一个

用于诊断痴呆的贝叶斯网络模型。在另一项研究中，Somnay等人[46] 训练了四种基于数据的分类模型（规则、逻辑回归、树模型和贝叶斯网络），用于识别原发性甲状旁腺功能亢进症。

关键研究的详细考察[47] 呈现了基于洞察的BN 模型

用于诊断类风湿性关节炎的方法。作者解释说，贝叶斯网络模型在预测绝经后女性骨质疏松症方面表现出很强的预测能力。此外，这些网络能够更直观地呈现疾病与各种因素之间复杂的风险机制相互作用。作者表示，贝叶斯网络能够更清晰地呈现各种因素与疾病之间复杂的风险机制相互作用。另一项采用类似方法学的研究使用多元线性回归和贝叶斯网络模型研究骨矿物质密度 [48]。

Cruz-Ramirez等人[49]评估了七种贝叶斯网络分类器作为诊断乳腺癌潜在工具的有效性，所使用的是两个真实世界数据库，其中分别包含由单名观察者和多名观察者采集的乳腺病变细针穿刺物。结果显示，数据中存在一定程度的主观性：单名观察者数据集的平均准确率为93.0%，而多名观察者数据集的平均准确率为83.3%。这些发现表明，观察者在显微镜下检查样本时看到的内容各不相同，这种情况显著降低了这些分类器对该疾病进行诊断时的性能。

Lee 等人 [50] 提出了一种贝叶斯网络模型，用于识别导致乳腺癌确诊时分期存在种族差异的可干预因素。他们“采用多种贝叶斯模型评估工具，评估这两条潜在路径以及四个观测变量，以阐明确诊时分期方面的种族差异。

Yaneli 等人 [51]根据乳腺癌相关属性的预测价值，使用热成像技术进行乳腺癌的预诊断。所用贝叶斯网络包含一个由 98 名患者组成的数据库。结果表明，这些属性不足以在乳腺癌预诊断中取得良好效果。模型显示，热成像属性之间存在意料之外的相互作用，尤其是那些与类别变量直接相关的属性。Djebbar 和 Merouani [52] 使用贝叶斯网络对基于案例的推理进行建模，并将其应用于肝病诊断。他们发现，贝叶斯网络凭借清晰的图形表示以及基于相似度函数的条件概率定律，是对不确定性进行建模的出色工具；此外，它能够选出最相似的案例作为恢复阶段的案例，并对其进行优化。他们使用 JLO 和 Pearl 两种精确推理算法计算条件概率，以提升基于案例的推理性能。

Vila-Francés等人 [17] 提出了一项决策支持方案，利用贝叶斯网络根据临床数据预测发生不稳定型心绞痛的概率。最终模型被开发为一款网页应用，目前正在由临床专家进行验证。Seixas等人 [40]提出了一种贝叶斯网络检测模型，用于早期检测阿尔茨海默病、痴呆和轻度认知障碍。该结构由这一领域的专家构建，其参数通过对真实世界数据集应用学习算法进行估算。与大多数其他已知分类器相比，该贝叶斯网络在诊断阿尔茨海默病、痴呆和轻度认知障碍方面表现出更高的准确性。此外，它还向临床医生提供了其他有用信息，例如某些因素对诊断的影响。Zhou等人 [53] 介绍了BiotinNet的开发。这是一款基于互联网的程序，利用贝叶斯网络整合已发表的有关生物素代谢各方面的数据。用户可以输入生物素相关代谢物水平的一组数值，从而获得未指定的其他代谢物的预测结果。该系统有助于研究人员设计未来的实验，同时也支持持续纳入新数据。

Shen等人[54] 探索了基于电子病历构建临床贝叶斯网络，以对医学本体进行概率推理。通过将学习得到的拓扑结构与专家临床医生的意见进行比较并开展熵计算，以及根据本体计算诊断分类，该研究表明，利用医疗记录直接、自动地构建高质量的健康拓扑结构和本体是可行的。

近年来，已有许多研究探讨贝叶斯网络在疾病预后方面的应用：

Cao 等人 [55] 比较了贝叶斯网络、卷积神经网络和多变量逻辑回归在预测术后长期健康状况方面的表现。贝叶斯网络对 2 型糖尿病和血脂异常表现出优异的预测能力（曲线下面积分别为 0.94 和 0.92），对高血压和睡眠呼吸暂停综合征表现出良好的预测能力（曲线下面积分别为 0.89 和 0.83），对抑郁症则表现出尚可的预测能力（曲线下面积为 0.75）。该研究表明，贝叶斯网络是预测减重手术后患者长期健康状况及合并症的有效工具。

Siga 等人 [56] 提出了一种贝叶斯网络模型，用于预测血液透析患者的全因死亡率。该模型的曲线下面积为 0.78（标准差 [SD] 0.01）；真阳性率（敏感度）为 72%（标准差 2%）；真阴性率（特异度）为 69%（标准差 2%）；阳性预测值（PPV）为 70%（标准差 1%）；阴性预测值为 71%（标准差 2%）。与逻辑回归所得结果相比，贝叶斯网络提供了最可靠的预测。

Spyroglou 等人 [57], [58] 评估了贝叶斯网络分类器根据多种患者参数（包括客观测量值和病史数据）预测哮喘急性发作的性能。所提出的半朴素网络分类器能够预测患者在最后一次评估后是否会出现病情加重，准确率为 93.8%，敏感度为 90.9%。此外，所得结构和条件概率表清晰地呈现了各因素之间的概率关系。该网络可帮助临床医生识别停药后病情加重风险较高的患者，并确认哪些因素最为重要。

Cai 等人 [58] 将贝叶斯网络与重要性度量相结合，以识别对肝细胞癌患者肝切除术后的生存时间有显著影响的关键因素。贝叶斯网络模型的准确率为 67.2%。该模型的真阳性率（TPR）为 83.22%，假阳性率（FPR）为 48.67%。

Verduijn 等人 [59] 提出了一种贝叶斯网络，采用面向过程的动态视角进行预测。该方法优化了结果预测，并考虑到患者在早期阶段退出的情况。论文介绍了如何应用预后贝叶斯网络解决一系列与医学预后相关的信息问题。

Tian 等人 [60] 旨在阐明心血管疾病风险与代谢健康之间的多变量概率关联，以及这些关联与肥胖状况的关系，并辨别影响中国成年人中这些关系的潜在因素。作者总结指出，利用网络建模有助于整合专家知识与观察性数据，并通过图形表示，直接识别变量之间的概率依赖关系和条件独立关系。

Agrahari 等人 [61] 提出了一种基于贝叶斯网络分析的方法，用于区分两种血液系统恶性肿瘤：急性髓系白血病和骨髓增生异常综合征。该贝叶斯网络分类器的准确率为 93%，精确率为 98%，优于其他研究人员在同一数据集上取得的结果。

Elazmeh 等人 [62] 构建了一个可靠的贝叶斯网络模型，用于早期评估儿童哮喘急性发作的急诊病例。该预测模型能够以医学上可接受的性能水平，区分轻度哮喘发作患者与中度或重度哮喘发作患者。

Wang 等人 [63] 提出了一种贝叶斯网络模型，用于描述和预测肺癌脑转移的发生情况；在平均抽样敏感度方面，该模型优于朴素贝叶斯、逻辑回归和支持向量机模型。此外，与其他方法相比，该贝叶斯网络模型在解释肺癌脑转移的发生机制方面更具优势。

Wu 等人 [64] 开发了一种贝叶斯网络模型，通过预测骨髓炎患儿最可能的致病病原体，以及预期效用最佳的抗生素，在诊疗现场指导个体化靶向抗生素治疗。贝叶斯网络能够明确建模未观测到的感染病原体、已观测到的培养结果以及临床和人口统计学变量之间的复杂关系，并在因果推断框架下整合数据与关键专家知识。

Takenaka 等人 [65] 使用贝叶斯网络预测由腰椎退行性疾病导致的足下垂患者的术后临床恢复情况。所得结果表明，临床医生能够直观地理解贝叶斯网络模型中各预测因子之间的分层相关性；该模型还能成功提供胫骨前肌术后肌力的概率估计，为治疗提供参考。

Sesen 等人[66] 利用肺癌数据库（LUCADA）评估了贝叶斯网络在肺癌诊疗中提供准确、个性化的生存估计和治疗选择建议的可行性。

Prochazka 等人 [67] 提出将贝叶斯网络建模作为预测滤泡性淋巴瘤患者早期疾病进展的工具。该论文表明，在预测一线免疫化疗后 24 个月内疾病进展（POD24）方面，贝叶斯网络模型的预后能力优于多变量逻辑回归。与逻辑回归模型不同，贝叶斯网络能够可视化预测因子之间的复杂关系，并对与 POD24 相关的风险进行个体化预测，即使某些预测因子未知也不例外。

Kaewprag 等人 [68] 基于电子病历开发了一种贝叶斯网络预测模型，使临床医生能够更好地理解和探索临床患者数据以及重症监护病房患者发生压力性溃疡的风险因素。与逻辑回归模型相比，该贝叶斯网络模型提高了预测的敏感度，同时不降低总体准确率。

Park 等人 [69] 采用进化优化排序方法，利用贝叶斯网络构建了代谢综合征预后模型。该模型的表现优于传统贝叶斯网络模型及其他神经网络模型。

Velikova 等人 [70] 提出了一种用于对乳腺癌检测进行建模的 BN 分解方法，展示了该方法的一些优势：能够以自然且更直观的方式表示乳腺异常及其特征；能够紧凑地表示并高效地处理大型条件概率表；还可能改进知识获取和表示的过程。

最后，Derevitskii 等人 [71] 开发了一种基于贝叶斯网络的方法，用于预测重要的临床指标，以改善新冠肺炎的治疗。这些模型通过专家知识、当前临床建议、既往研究和经典预测指标进行了验证。在对其他医院的新冠肺炎数据集进行验证后，所提出的

模型可作为决策-支持系统的一部分，用于改善新冠肺炎的治疗。

讨论

正如前文所引文章所述，贝叶斯网络是健康科学领域中极具价值的工具。它们能够为医疗专业人员提供很大帮助，且准确率相当可观。本节将讨论贝叶斯网络在疾病诊断和预后方面取得的结果，以及相关的考量、优势与不足

另一项重要发现是新冠肺炎与非新冠肺炎之间存在显著差异。鉴于科学期刊上已发表或已上传至存储库的相关论文数量众多，本文并未进一步深入探讨新冠研究。研究人员采用了多种贝叶斯网络方法，探究这种疾病引发的不同问题，例如根据图像以及患者的临床数据和流行病学数据诊断肺炎等。基于临床数据对这类肺炎进行预后判断，也是一个重要的研究领域。不过，这些方面将在后续工作中探讨。

贝叶斯网络能够以可接受的精度识别阿尔茨海默病的因果遗传生物标志物；研究人员将学习得到的贝叶斯网络与临床医生的专家意见及熵计算结果进行评估，并开发了基于本体的诊断分类，证明了基于医疗记录直接、自动地构建高质量健康拓扑和本体的可行性[54]

构建了一个基于贝叶斯网络的乳腺疾病诊断系统；该系统利用新数据重新训练自身，从而使网络获益，改善了结果分析。 [72]模型涉及对该领域专家的意见征询，以及使用可用数据集进行学习的阶段，这使决策模型更加稳健可靠。贝叶斯网络能够处理部分观测和不确定性，因此适用于临床环境。临床诊断决策支持系统原型展现出一定潜力，具有较高的有效性和可靠性；然而，研究指出，在考虑临床证据之前，仍需进一步研究与底层贝叶斯信念网络、样本量较小以及将放射影像用作金标准测量相关的问题。

通过这些结果，贝叶斯网络作为一种机器学习技术，即使在轻度疾病的情况下，也能在无人干预的情况下准确地进行某些诊断。将这一工具整合到电子病历系统中，可能有助于识别这些诊断不足的疾病。Cruz-Ramírez 等人[49] 报告的结果显示，数据中隐含地包含了某种主观性。所得发现表明，观察者在显微镜下观察样本时会看到不同的情况，这种情况显著降低了用于乳腺癌诊断的贝叶斯分类器的性能。与此同时，Djebbar等人[52] 的实验结果表明，将贝叶斯网络和基于案例的推理应用于肝病诊断，可以提高案例检索的效率。

一种基于网络的医疗决策支持系统，旨在最大限度地提高阴性预测值，从而减少因心脏病发作风险而因非特异性胸痛入院急诊室的患者中未被发现的风险情形。该模型在验证数据集上取得了较高的阴性预测值。关于该机制的许多方面尚未得到充分研究，因此计算机程序必须能够整合散见于各类出版物、涉及各种不同实验的信息。贝叶斯网络尤其适用于

这一任务，因为贝叶斯图模型具有灵活性，可用于知识综合 [17]。对于这一应用，不确定性的量化与预测本身同样重要。标准差非常大，表明当前知识存在不足，也说明需要针对相应的代谢物开展进一步实验。因此，贝叶斯网络也具有优势，因为它们能够自动提供关于未直接测量的代谢物可能水平范围的信息。

我们指出，与基于简单参数、预后精确度较低的传统临床预测方法相比，使用贝叶斯网络分类器预测疾病的基本优势在于，它们能够同时利用多个与症状相关的因素 [57]。贝叶斯网络分类器的缺点之一是，假设各属性相互独立；但在哮喘病例中，这一假设并不成立，因为某些症状或患者特征之间的相互作用可能引发病情加重。这种方法的优势在于，它考虑了属性之间可能存在的依赖关系。Cai 等人 [58] 强调，要利用贝叶斯网络实现较高的预测准确性，必须获取患者的充足数据；他们还指出，可在医学领域采用术中失血量、肿瘤大小、门静脉癌栓（PVTT）等重要度量，分析不同变量对特定结局的影响。

贝叶斯网络可根据任意数量的观测变量进行概率推断；这一特性使我们即使在信息不完整的情况下，也能利用预测贝叶斯网络进行预测。随着更多信息的获取，可以更新预测结果。在患者数据有限的情况下，估计概率趋近于患者群体的总体均值；而模型纳入的信息越多，估计结果就越能体现患者个体特征 [59]。因此，贝叶斯网络所依据的贝叶斯方法包含一种动态的预测理念，即根据新信息进行概率更新。预后贝叶斯网络可在诊疗后续阶段为临床医生提供与早期阶段病程相符的预测，例如复杂外科手术的情形。除经调整的风险估计外，早期预测时点估计概率的变化（例如用风险指数进行量化）也包含有关风险进展的重要信息。Wang 等人 [63] 阐述了所提出的贝叶斯网络相较于其他参考模型的优势：（1）临床医生容易理解该模型；（2）该模型在线性与非线性建模方面均具有效率；（3）该模型能够解决随机医疗决策问题，例如肺癌脑转移的发生问题：通过已知父节点参数值求得子节点的概率分布，反之亦然；（4）该模型能够处理信息缺失的情况，这一点在依据部分条件进行的各种医疗咨询或决策中均有体现；（5）所提出的贝叶斯网络的敏感度高于所有参考方法，这对于识别癌症患者至关重要。

贝叶斯网络的一项显著优点是，可以利用新的临床数据更新概率估计。结果表明，临床医生能够直观地理解贝叶斯网络模型中各预测因子之间的分层相关性。基于这些模型，决策支持工具成功估算了治疗腰椎退行性疾病所致足下垂时的胫骨前肌术后肌力概率 [65]。这些模型在内部验证中表现稳健，但仍需在其他人群中进行外部验证。
Kaewprag 等人的 [68] 贝叶斯网络模型性能总体上可与最佳经典机器学习算法媲美，敏感度几乎提高了两倍，而特异度仅略有下降，且总体准确率仍然很高。这一结果颇具前景，因为对于可能发生压疮的患者，较高的敏感度有助于更好地开展预防性护理，而预防性护理的成本低于治疗。从定性角度来看，研究发现，公认与压力性溃疡相关的风险因素之间存在密切联系。准确识别压力性溃疡的风险因素，是了解其负担的关键，

并改善护理。临床合作者根据自身经验发现，贝叶斯模型有助于识别压力性溃疡与风险因素之间的依赖关系。

本综述的主要局限性源于机器学习和人工智能技术的快速发展。尽管所引用的部分文章可能显得有些过时，但必须强调，贝叶斯网络在方法论方面仍在不断进步。然而，就应对挑战和构建结果而言，十年前发表的文献仍然具有有效性。采用当代混合网络有可能提高预测的准确性。

结论

这篇对60篇文章的系统综述表明，贝叶斯网络（贝叶斯网络）在疾病诊断和预后过程中表现良好，准确率很高。尽管新的机器学习技术不断进步，可能会略微提高准确率，但通过有向无环图对这一过程进行建模，能够显著帮助人们更好地理解结果，并开展因果关系研究，而其他分类方法无法做到这一点。越来越多的新发表文献描述了相关模型的开发，这表明预测模型在临床流程中的价值可能日益提升（根据 PubMed，2023年发表的、包含我们检索中所定义描述词的文章有54篇，而 WOS 中则超过90篇）。其目的之一是通过考虑每位患者的具体特征，计算其患某种疾病或出现某种问题的概率（诊断和预后），以帮助临床决策。这篇综述提供了证据，支持使用贝叶斯网络而非其他方法来改善疾病预测。

贝叶斯网络可成功用于对需要在不确定条件下进行推理的复杂医学问题建模。大量提出医学贝叶斯网络的文献，以及为开发支持医学诊断的贝叶斯网络所投入的研究工作，反映了人们对这些方法的极大兴趣。

由于贝叶斯网络用途广泛，同一模型可用于评估、预测、诊断和优化决策，从而提升贝叶斯网络构建工作的成效和市面上软件的质量 [9] 在研究中，研究人员实施了一种医学诊断辅助系统，用于解决数据完整情况下的决策问题，旨在为医生提供计算机推理工具，以改进其决策。该系统发挥专家支持系统的作用，这是因为贝叶斯网络提供了一种知识表示方法学，可用于表达变量之间的关系，并借助概率论处理医学中的不确定性问题，使决策过程能够被非专业人士理解。

就未来的发展方向而言，开发改进的预处理方法和替代性学习策略至关重要。此外，应优先考虑建立更多可公开访问的数据库，以便训练出更优的贝叶斯网络。

鉴于上述考虑，以及人工智能在过去2—3年中经历的指数级增长，我们认为，对贝叶斯网络领域开展持续研究是不可或缺的（与其他机器学习技术一样，这些技术在疾病诊断和预后领域能够产生同等或更好的结果）。这一论断源于所开发智能系统所展现出的显著精准度，这有助于医疗保健专业人员在更低不确定性的情况下更迅速地作出决策。无论这些决策是基于图像还是临床数据，且涉及广泛的病理类型，这一点都同样成立。

致谢

X.B.谨此感谢西班牙科学与创新部—国家研究署提供的PID2022-136455NB-I00项目资助（该项目由欧洲区域发展基金共同资助）。

作者贡献

正式分析，X.B.、C.S.；资金获取，D.O. 和 X.B.；研究，X.B.、C.S.、D.O.、JA.Q.；方法学，X.B.、C.S.；撰写—初稿，C.S. 和 X.B.；撰写—审阅与编辑，X.B.、D.O. 和 JA.Q.。所有作者均已阅读并同意发表的稿件版本

利益冲突

无。

多媒体附录

我们提供了包含检索策略的补充材料。

.

参考文献

[1] J. Vila-Francés 等，“基于贝叶斯网络预测不稳定型心绞痛的专家系统”，*Expert Syst Appl*，第40卷，第12期，第5004–5010页，2013年。[2] J. Pearl，《智能系统中的概率推理：合理推断网络》。Morgan kaufmann，1988年。[3] R. K. McCann、B. G. Marcot 和 R. Ellis，“贝叶斯信念网络：在生态学和自然资源管理中的应用”，*Canadian Journal of Forest Research*，第36卷，第12期，第3053–3062页，2006年。[4] S. Nannapaneni、S. Mahadevan 和 S. Rachuri，“利用贝叶斯网络评估不确定条件下制造过程的性能”，*J Clean Prod*，第113卷，第947–959页，2016年。[5] R. Demirer、R. R. Mau 和 C. Shenoy，“贝叶斯网络：改进投资组合风险分析的决策工具”，*Journal of applied finance*，第16卷，第2期，第106页，2006年。[6] A. Ram\'\irez 和 J. R. Romero，“人工智能与软件工程之间的协同：演进与趋势”，载于人工智能赋能应用软件工程手册：第*1*卷：智能软件系统工程的新方法，Springer，2022年，第11–36页。[7] K. Sachs、O. Perez、D. Pe’er、D. A. Lauffenburger 和 G. P. Nolan，“从多参数单细胞数据推导出的因果蛋白信号网络”，*Science (1979)*，第308卷，第5721期，第523–529页，2005年。[8] M. Langarizadeh 和 F. Moghbeli，“将朴素贝叶斯网络应用于疾病预测：系统综述”，*Acta Informatica Medica*，第24卷，第5期，第364页，2016年。[9] E. Kyrimi、S. McLachlan、K. Dube、M. R. Neves、A. Fahmi 和 N. Fenton，“医疗保健领域贝叶斯网络的全面范围综述：过去、现在与未来”，*Artif Intell Med*，第117卷，第102108页，2021年。[10] O. Pourret、P. Na、B. Marcot 等，《贝叶斯网络：应用实用指南》。John Wiley & Sons，2008年。[11] J. Whittaker，《应用多元统计中的图模型》。Wiley Publishing，2009年。[12] I. Charles River Analytics，“关于贝叶斯信念网络”，*Charles River LaboratoriesInternational Inc*，2004年。[13] D. Heckerman 和 J. S. Breese，“利用贝叶斯网络进行概率评估和推断的因果独立性”，*IEEE Transactions on Systems, Man, andCybernetics-Part A: Systems and Humans*，第26卷，第6期，第826–831页，1996年。[14] P. Spirtes、C. Glymour 和 R. Scheines，“因果关系、预测与搜索。1993年”，*Lecture Notes in Statistics*，第81卷，1993年。[15] J. Pearl，“图模型、因果关系与干预”，2011年。

[16] M. J. Flores, A. E. Nicholson, A. Brunskill, K. B. Korb, and S. Mascaro，“学习贝叶斯网络结构时纳入专家知识：一项医学案例研究”，*Artif Intell Med*，第 53 卷，第 3 期，第 181–204 页，2011 年。[17] J. Vila-Francés 等，“基于贝叶斯网络预测不稳定型心绞痛的专家系统”，*Expert Syst Appl*，第 40 卷，第 12 期，第 5004–5010 页，2013年。[18] J. Russell Stuart 和 P. Norvig，人工智能：一种现代方法。Prentice Hall，2009年。[19] P. Fuster-Parra, P. Tauler, M. Bennasar-Veny, A. Ligeza, A. A. Lopez-Gonzalez, and A. Aguiló，“贝叶斯网络建模：心血管风险流行病学系统分析案例研究”，*Comput Methods Programs Biomed*，第 126 卷，第 128–142 页，2016年。[20] L. B. Moreira 和 A. A. Namen，“一种用于诊断临床疑似痴呆患者的混合数据挖掘模型”，*Comput Methods Programs Biomed*，第 165 卷，第 139–149 页，2018年。[21] C. Huang 和 A. Darwiche，“信念网络中的推理：程序指南”，近似推理国际期刊，第 15 卷，第 3 期，第 225–263 页，1996年。[22] C. Bielza 和 P. Larrañaga，“神经科学中的贝叶斯网络：综述”，*FrontComput Neurosci*，第 8 卷，第 131 页，2014年。[23] R. D. Shachter 和 C. R. Kenley，“高斯影响图”，*Manage Sci*，第 35 卷，第 5 期，第 527–550 页，1989年。[24] D. Geiger 和 D. Heckerman，“高斯网络学习”，载于不确定性会议录 *1994*，Elsevier，1994年，第 235–243 页。[25] T. Dean 和 K. Kanazawa，“一种用于推理持续性与因果关系的模型”，*Comput Intell*，第 5 卷，第 2 期，第 142–150 页，1989年。[26] N. Friedman, D. Geiger, and M. Goldszmidt，“贝叶斯网络分类器”，*Mach Learn*，第 29 卷，第 131–163 页，1997年。[27] R. E. Neapolitan 等，贝叶斯网络学习，第 38 卷。Pearson Prentice Hall Upper Saddle River，2004年。[28] E. Frank, M. Hall, and B. Pfahringer，“局部加权朴素贝叶斯”，载于第十九届人工智能不确定性会议论文集，UAI'03。美国加利福尼亚州旧金山：Morgan Kaufmann Publishers Inc.，2002年，第 249–256 页。[29] A. L. Madsen, F. Jensen, U. B. Kjaerulff, and M. Lang，“用于概率图模型的 Hugin 工具”，人工智能工具国际期刊，第 14 卷，第 03 期，第 507–543 页，2005年。[30] C. Lacave, M. Luque, and F. J. Diez，“Elvira 中贝叶斯网络和影响图的解释”，*IEEE* 系统、人类与控制论汇刊 *B* 部分（控制论），第 37 卷，第 4 期，第 952–965 页，2007年。[31] K. Murphy，“图模型/贝叶斯网络软件包”，国际贝叶斯分析学会，2007年。

[32] R. S. Kenett，“贝叶斯网络的应用”，可在*SSRN 2172713* 获取，2012年。[33] T. Fawcett，“ROC 图：研究人员的注释与实践考量”，*MachLearn*，第31 卷，第 1 期，第1–38 页，2004 年。[34] H. R. Warner、A. F. Toronto、L.G. Veasey和R. Stephenson，“医学诊断的数学方法：先天性心脏病的应用”，*JAMA*，第177卷，第 3 期，第 177–183 页，1961 年。[35] G. A. Gorry 和 G. O. Barnett，“序贯诊断模型的应用经验”，*Computers and Biomedical Research*，第 1卷，第 5 期，第 490–507 页，1968 年。[36] S. M. Schwartz、J.Baron 和J. R. Clarke，“用于阑尾炎诊断的因果贝叶斯模型”，载于 *Machine Intelligence and Pattern Recognition*，第5卷，Elsevier，1988 年，第 423–434 页。[37] D. J. Spiegelhalter 和 R.P. Knill-Jones，“临床决策支持系统的统计学方法与基于知识的方法及其在胃肠病学中的应用”，*J R Stat SocSer A*，第 147卷，第 1 期，第35–58 页，1984 年。[38] F. J. Diez、J. Mira、E.Iturralde 和S. Zubillaga，“用于超声心动图的 DIAVAL 贝叶斯专家系统”，*Artif Intell Med*，第 10卷，第 1 期，第 59–73 页，1997 年。[39] E. Correa 和R.Goodacre，“用于代谢组学和光谱数据分析的遗传算法-贝叶斯网络方法：应用于快速识别芽孢杆菌孢子和分类芽孢杆菌物种”，*BMC Bioinformatics*，第 12 卷，第1–17 页，2011年。[40] F.L. Seixas、B. Zadrozny、J. Laks、A.Conci和D.C.M. Saade，“支持痴呆、阿尔茨海默病和轻度认知障碍诊断的贝叶斯网络决策模型”，*Comput Biol Med*，第 51卷，第 140–158 页，2014年。[41] Z.Yin、Y. Zhao、X.Lu、H.Duan 等，“一种基于多种神经心理评定量表的阿尔茨海默病快速筛选混合智能诊断方法”，*Comput Math Methods Med*，第 2015 卷，2015 年。[42] C. Sa-Ngamuang、P.Haddawy、V. Luvira、W. Piyaphanee、S. Iamsirithaworn和S.Lawpoolsri，“有无 NS1 抗原快速检测时登革热临床诊断的准确性：人与贝叶斯网络模型决策的比较”，*PLoS NeglTrop Dis*，第12卷，第 6 期，第 e0006573 页，2018年。[43] N.Farmer，“在初级保健环境中使用的肩部肌肉骨骼疾病基于知识的临床诊断决策支持系统的更新与进一步测试”，*J Eval Clin Pract*，第 20 卷，第 5 期，第 589–595 页，2014 年，doi：https://doi.org/10.1111/jep.12153。[44] G. Bucci 、V.Sandrucci和 E. Vicario，“医学诊断中的本体与贝叶斯网络”，载于 *2011 44th Hawaii International Conference on System Sciences*，2011年，第1–8 页。[45] X. Zhang、B.Hu、X.Ma、P.Moore和 J. Chen，“由本体驱动的轻度认知障碍诊断决策支持”，*Comput Methods Programs Biomed*，第 113 卷，第 3 期，第 781–791 页，2014年。

[46] Y. R. Somnay 等，“使用机器学习改善原发性甲状旁腺功能亢进症的诊断识别”，《*Surgery*》，第161卷，第4期，第1113–1121页，2017年。[47] Y. Wu、J.Chao、M.Bao、N.Zhang和L. Wang，“基于逻辑回归和贝叶斯网络构建绝经后女性骨质疏松症相关因素的预测模型”，《*PrevMedRep*》，第102378页，2023年。[48] T. Suzuki 等，“日本多雪地区居民骨矿物质密度的影响因素：使用多元线性回归和贝叶斯网络模型进行分析”，《*Interact JMed Res*》，第7卷，第1期，第e8555页，2018年。[49] N.Cruz-Ramirez、H. G.Acosta-Mesa、H. Carrillo-Calvet、L. A. Nava-Fernández和R.E.Barrientos-Martinez，“使用贝叶斯网络诊断乳腺癌：一项案例研究”，*Comput Biol Med*，第37卷，第11期，第1553–1564页，2007年。[50] I. Lee、Y. Luo、H. Carretta、G.LeBlanc、D.Sinha和G.Rust，“用于识别乳腺癌分期诊断中种族差异可干预因素的基于潜在通路的贝叶斯模型”，《*CancerCauses&Control*》，第1–11页，2023年。[51] A.-A.Maria Yaneli、C.-R.Nicandro、M.-M. Efrén、M.-D.-C.-M. Enrique、P.-C.Nancy和A.-M.HéctorGabriel，“评估贝叶斯网络分类器作为基于三种诊断方法区分乳腺癌诊断前状态的工具”，载于《人工智能进展》：第*11*届墨西哥国际人工智能会议，*MICAI 2012*，圣路易斯波托西*g'extit*，墨西哥，*2012*年*10*月*27*日–*2012*年*11*月*4*日。修订精选论文，第*I*部分*11*，2013年，第419–431页。[52] A.Djebbar和H. F.Merouani，“通过Pearl和JLO算法优化基于案例的推理在医学诊断中的检索阶段”，《*International Journal ofAdvancedIntelligenceParadigms*》，第5卷，第3期，第161–181页，2013年。[53] J. Zhou、D. Wang、V. Schlegel和J. Zempleni，“使用贝叶斯网络开发用于生物素代谢建模的互联网系统”，《*ComputMethods Programs Biomed*》，第104卷，第2期，第254–259页，2011年。[54] Y. Shen等，“CBN：基于电子病历数据构建临床贝叶斯网络”，*J Biomed Inform*，第88卷，第1–10页，2018年。[55] Y. Cao、M. Raoof、E. Szabo、J.Ottosson和I. Näslund，“使用贝叶斯网络预测减重手术后的长期健康相关生活质量和合并症：基于斯堪的纳维亚肥胖手术登记处的研究”，《*JClin Med*》，第9卷，第6期，2020年6月，doi：10.3390/jcm9061895。[56] M.M. Siga 等，“使用贝叶斯网络预测血液透析患者的全因死亡率”，《*Nephrology DialysisTransplantation*》，第35卷，第8期，第1420–1425页，2020年8月，doi：10.1093/ndt/gfz295。[57] I. I.Spyroglou、G. Spöck、A.G.Rigas和E.N. Paraskakis，“评估贝叶斯分类器在停药后哮喘急性发作预测中的作用”，《*BMCRes Notes*》，第11卷，第1期，第1–6页，2018年。[58] Z.Cai 等，“基于贝叶斯网络分析肝细胞癌肝切除术后生存的预后因素”，*PLoS One*，第10卷，第3期，第e0120805页，2015年。

[59] M. Verduijn、N. Peek、P. M. J. Rosseel、E.deJonge和 B.A. J.M. deMol，“预后贝叶斯网络：I：理论依据、学习流程和临床应用”，*J Biomed Inform*，第40卷，第6期，第609–618页，2007年。[60] S. Tian、M. Bi、Y.Bi、X. Che 和 Y.Liu，“中国成年人不同肥胖表型与心血管疾病风险之间概率关系的贝叶斯网络分析：中国人群观察性研究”，*JMIR Med Inform*，第10卷，第3期，文章编号 e33026，2022年。[61] R.Agrahari 等，“贝叶斯网络模型在预测血液系统恶性肿瘤类型中的应用”，*Sci Rep*，第8卷，第1期，文章编号6951，2018年。[62] W.Elazmeh、W. Matwin、D. O’Sullivan、W. Michalowski和W.Farion，“从回顾性临床数据预测儿童哮喘急性加重的见解”，载于机器学习评估方法 *II–2007*年*AAAI*研讨会论文，2007年，第10–15页。[63] K.-J.Wang、B. Makond和 K.-M. Wang，“通过贝叶斯网络建模和预测肺癌脑转移的发生：台湾案例研究”，*Comput Biol Med*，第47卷，第147–160页，2014年。[64] Y.Wu 等，“使用贝叶斯网络预测骨髓炎患儿的致病病原体——改善临床实践中的抗生素选择”，*Artif IntellMed*，第107卷，文章编号101895，2020年。[65] S.Takenaka和H.Aono，“通过贝叶斯网络预测由腰椎退行性疾病导致的足下垂术后临床恢复”，*Clin OrthopRelat Res*，第475卷，第872–880页，2017年。[66] M. B. Sesen、A. E.Nicholson、R. Banares-Alcantara、T.Kadir 和 M. Brady，“用于肺癌诊疗临床决策支持的贝叶斯网络”，*PLoS One*，第8卷，第12期，文章编号 e82349，2013年。[67] V. K. Procházka等，“贝叶斯网络建模作为预测滤泡性淋巴瘤患者疾病早期进展的新工具”，*Blood*，第136卷，第20–21页，2020年。[68] P. Kaewprag、C. Newton、B.Vermillion、S. Hyun、K.Huang 和 R.Machiraju，“使用贝叶斯网络从重症监护病房电子健康记录中预测压疮的预测模型”，*BMC Med Inform Decis Mak*，第17卷，第2期，第81–91页，2017年。[69] H.-S. Park 和 S.-B. Cho，“用于预测代谢综合征的贝叶斯网络进化属性排序”，*Expert Syst Appl*，第39卷，第4期，第4240–4249页，2012年。[70] M. Velikova、N. de CarvalhoFerreira和 P. Lucas，“用于乳腺癌检测建模的贝叶斯网络分解”，载于医学人工智能：第*11*届医学人工智能会议，*AIME2007*，阿姆斯特丹，荷兰，*2007*年*7*月*7*日至*11*日。论文集*11*，2007年，第346–350页。[71] I.V.Derevitskii、N. D. Mramorov、S.D.Usoltsev和 S.V Kovalchuk，“混合贝叶斯网络建模：新冠肺炎病例”，*J Pers Med*，第12卷，第8期，文章编号1325，2022年。

[72] A. Refai、H. F. Merouani 和 H. Aouras，《贝叶斯网络的维护：医学诊断中的应用》，*Evolving Systems*，第 7 卷，187–196 页，2016 年。