



### 第三章

## 数智病理诊断模式

本章整体结构如图3-0所示。本章系统阐述数智病理的四种主要发展模式（图3-1）：数字化病理诊断模式以全切片成像（whole slide imaging, WSI）与AI算法为核心，将病理切片转化为可量化分析的数字图像，实现高效精准的临床诊断；智能辅助诊断模式依托深度学习与多模态数据融合，构建可解释、可迭代的诊断模型，提升肾脏病理等专科诊断的客观性与一致性；远程病理会诊模式借助高速网络与协同平台，突破地域限制，实现疑难病例的跨机构会诊与医疗资源下沉基层；数智病理学科建设模式则统筹规划与布局、工作流程数字化、智能设备集成、信息系统构建与人才培养五大维度，形成可持续发展的科室管理体系。四种模式相互关联、相互支撑，共同构成数智病理的整体运作体系<sup>[1-3]</sup>。

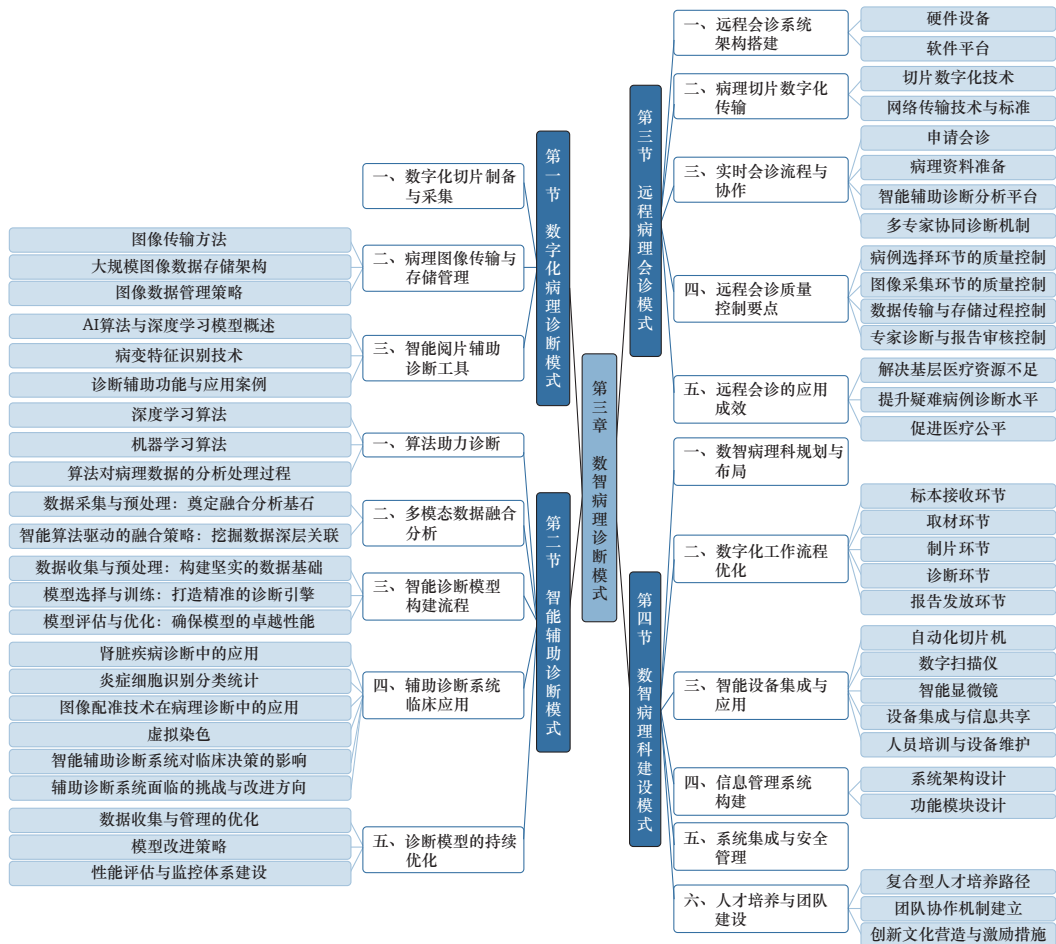


图 3-0 第三章思维导图

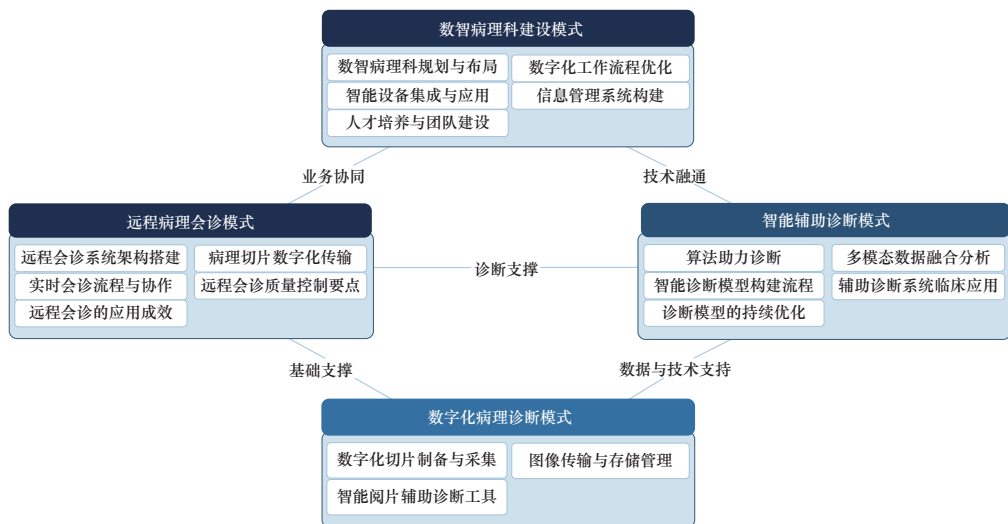


图 3-1 数智病理的四种主要模式

(基础数字化 → 远程会诊 → AI 辅助诊断 → 智慧建设)



## 第一节

## 数字化病理诊断模式

数字化病理诊断模式将数字技术与病理诊断流程相整合,实现了病理诊断的高效、准确与智能化。其基本原理在于利用数字化设备获取病理切片的高分辨率图像,再借助图像分析软件和AI算法进行处理与诊断<sup>[4]</sup>。

在流程方面,涵盖样本采集与处理、图像采集、图像传输与存储、图像分析诊断等环节。在大型医院病理科,数字病理和AI辅助诊断技术的应用已显著提升了病理诊断的效率和准确性。例如,在肿瘤诊断中,这些技术助力于精准分级分期,同时,它们还广泛应用于远程会诊、科研教学等领域,推动了病理诊断水平的整体提升。

### 一、数字化切片制备与采集

数字化切片制备与采集是数字化病理诊断的基石,其过程涉及多个关键步骤,旨在将传统病理切片转化为高质量的数字形式,为精准诊断提供可靠依据。

图像采集设备是获取高质量数字化切片的关键,产品表现形式为数字病理切片扫描仪。当前市场上主流的数字病理切片扫描仪有多种划分形式,根据外观开放形式可以划分为:开放式和封闭式扫描仪,根据扫描相机的成像方式可以分为:线扫描成像和全局成像扫描仪,根据光源的不同,可以划分为:明场扫描仪和激光扫描仪,甚至可以根据扫描病理组织的类型的不同划分为专用的扫描仪:细胞(妇科和非妇科)、组织、组织化学、涂片(细胞和分泌物等)类型的扫描仪。在技术要点上,数字病理切片扫描仪的光学系统至关重要,需配备高分辨率和高帧率的数字成像相机单元、适合合适等效接口的镜筒、高质量物镜以及专业照明系统。相机主要分为CCD芯片和CMOS芯片两类,目前主流的明场扫描相机多采用500万像素以上的CMOS芯片,物镜的数值孔径(NA)越大,分辨率通常越高。目前主流的明场数字病理切片扫描设备多配备APO级物镜,其倍率主要有20倍和40倍两种,对应的NA值分别为:20倍时为0.75/0.8,40倍时为0.9/0.95,以确保能够清晰成像病理切片的细胞级的细微结构,如细胞核的形态、染色质分布等。照明装置则需提供均匀、稳定且色温适宜的光源,避免因光线不均匀导致图像亮度和色彩偏差,明场扫描仪均采用科勒照明(或准科勒照明)系统。

数字病理切片扫描仪的扫描成像过程依赖X、Y和Z轴的联动。由于病理切片尺寸通常较大,为确保图像的准确性和完整性,扫描仪会通过X、Y和Z轴的协同移动,对切片进行逐行或逐区域的图像采集,随后利用算法实现图像拼接,最终生成WSI图像。扫描仪通常具备自动对焦功能,对焦过程借助算法识别并判断采集图片的清晰程度,进而控制Z轴位置,以保证物镜与组织间的距离(物距),整个扫描过程需不断重复计算与调整,确保切片图像的每个采集视野都清晰。扫描速度是数字病理切片扫描仪一个重



要参数，通常以 $15\text{mm} \times 15\text{mm}$ 区域的扫描成像速度来评价数字病理切片扫描仪的扫描性能，扫描速度涵盖定位、寻焦、扫描和拼接四个环节，目前市场主流明场数字病理切片扫描仪在40倍下扫描速度 $<1$ 分钟，20倍下 $<30$ 秒；扫描速度的核心取决于扫描方式、控制系统和相机帧率；为了确保图像的一致性和可重复性，扫描仪需要定期进行校准和维护，校准核心是光学系统校准，涵盖物镜、相机校准以及光源亮度和颜色调整，确保每次扫描的图像在色彩、亮度和分辨率等方面保持一致。

在实际操作中，不同类型的病理样本和诊断需求可能对切片制备和图像采集提出不同要求。例如，对于某些神经组织样本，由于其细胞结构复杂且脆弱，在样本处理过程中需要更加精细地操作，避免对细胞造成损伤。在图像采集时，可能需要更高的放大倍数和分辨率，以观察神经细胞的突触结构、轴突髓鞘等细微特征。对于肿瘤组织样本，为了精确判断肿瘤的边界和浸润范围，组织样本采集时需确保样本的完整性与连续性。在病理切片的制作过程中，应特别关注肿瘤细胞与周围正常组织的交界区域，并采取适当的固定和处理方法，如使用固定液和控制固定时间，以保持组织的新鲜度和结构完整性。图像采集时，应调整扫描参数，例如增加对比度和优化色彩平衡，以突出肿瘤细胞的形态和分布特征。

数字化切片制备与采集过程的每个步骤紧密相连，任一环节出现问题，都可能影响最终数字化切片的质量，进而影响病理诊断的准确性。因此，严格依照标准操作流程，注重细节，持续优化和改进技术方法，是获取高质量数字化切片的关键。这不仅要求有先进的设备和技术支持，还要求操作人员具备专业知识和丰富经验，且高度重视质量控制。唯有如此，才能为后续的病理诊断、科研教学等工作提供坚实可靠的数据支撑，推动数字化病理技术在医疗领域发挥更大作用。

## 二、病理图像传输与存储管理

在数字化病理诊断中，图像传输与存储管理是至关重要的环节，直接关系到病理诊断的及时性、准确性以及数据的安全性与可利用性。

### （一）图像传输方法

#### 1. 网络架构与协议选择

为确保数字化病理图像在不同系统、机构间安全、高效传输，需构建专用的网络架构。通常采用基于互联网的虚拟专用网络（VPN）或医疗专用网络，以此保障数据传输的安全性与稳定性。VPN技术借助加密通道在公用网络上构建专用网络，加密传输数据，防止数据被窃取或篡改，确保病理图像在传输过程中的机密性与完整性。在选择网络协议时，常采用安全可靠的传输控制协议（TCP），该协议能提供可靠的数据传输服务，确保病理图像数据准确无误地抵达目的地。TCP协议通过确认机制、重传机制等保

障数据的完整性，避免数据丢失或损坏，适用于对数据准确性要求极高的病理图像传输场景。

## 2. 图像数据压缩与传输优化

鉴于病理图像数据量庞大，为提升传输效率，需压缩图像。可采用TIFF等图像格式，并根据诊断需求选择无压缩或LZW、Deflate等无损压缩方式，以减少数据量并降低网络传输负担。TIFF格式支持多种压缩算法，如LZW、Deflate等，这些算法通过对图像数据中的冗余信息进行编码，实现数据压缩。在实际应用中，可依据图像特点与传输需求选择合适的压缩算法。同时，结合优化的传输技术，如多线程传输、断点续传等，进一步提高传输速度。多线程传输能够同时开启多个数据传输线程，以此充分利用网络带宽，进而加快传输速度；断点续传功能允许在传输中断后，从断点处继续传输，避免因网络故障或其他原因造成重复传输，节省时间与资源。

## 3. 安全传输机制与加密技术

病理图像传输的首要任务是确保数据安全，而采用SSL或TLS协议等加密技术来处理传输数据是至关重要的。这些协议在网络传输层加密数据，确保了数据在传输过程中的保密性。通过建立加密通道，防止数据被窃取或篡改，保证病理图像安全传输。传输前加密病理图像数据，仅授权接收方用解密密钥查看内容。此外，可采用数字证书技术对传输双方身份认证，确保传输合法真实，防止非法接入和数据泄露。

# (二) 大规模图像数据存储架构

## 1. 分布式存储系统

面对海量的病理图像数据，分布式存储系统是一种行之有效的解决方案。它把数据分散存储于多个存储节点上，借助数据冗余和分布式管理策略，提升数据的可靠性与可用性。例如，Ceph分布式文件系统将文件分割成多个数据块，并将这些数据块存储在不同的存储节点上，同时采用冗余副本的方式保障数据的安全性。当某个存储节点出现故障时，系统能够自动从其他节点上的冗余副本中恢复数据，确保数据的完整性和业务的连续性。根据2025年至2031年中国病理图文报告系统行业投资前景及策略咨询研究报告，分布式存储系统具备良好的扩展性，能够根据数据量的增长动态添加存储节点，以应对病理图像数据存储需求的显著增长。

## 2. 云存储服务

云存储服务为病理图像数据存储提供了便捷且灵活的方案。医疗机构可以将病理图像数据上传至云端存储，利用云平台的大规模存储资源和强大的数据管理能力，实现数据的安全存储和便捷访问。云存储所采用的数据冗余技术与分布式架构，有力保

障了数据的安全性，且具备弹性扩展的显著优势，医疗机构可依据实际业务需求灵活调整存储容量，无须顾虑本地存储设备的容量局限。此外，云存储服务还提供了便捷的数据管理功能，如数据分类、索引和检索等，方便医疗机构快速查找和使用所需的病理图像数据。

### （三）图像数据管理策略

为了提高病理图像数据的管理效率和检索便捷性，建立一个完善的元数据管理体系是至关重要的。元数据包含了与病理图像相关的重要信息，如患者基本信息（姓名、年龄、性别、病历号等）、病理类型、切片编号、采集时间、图像分辨率等。通过对元数据进行详细记录与分类管理，可实现对病理图像数据的管理。

## 三、智能阅片辅助诊断工具

在数字化病理诊断领域，智能阅片辅助诊断工具借助AI算法与深度学习模型，对数字化病理图像展开深度分析，为病理医生提供有力支持，极大提升了病变特征发现能力、诊断准确性与效率。

### （一）AI算法与深度学习模型概述

#### 1. 深度学习基础原理

深度学习模型基于人工神经网络架构，模仿人类大脑神经元结构及信息处理模式。病理图像分析常用的深度学习模型有CNN、RNN及其变体。CNN通过卷积层自动提取图像局部特征，借助池化层进行特征降维，利用全连接层整合全局特征，从而自动学习病理图像中细胞形态、组织结构等特征。例如在肿瘤病理图像分析中，CNN可精准识别癌细胞的细胞核大小、形状、染色质分布等特征，以及癌细胞与周围正常细胞的边界及组织结构关系。而RNN适用于处理序列数据，如病理图像中的时间序列信息或连续切片间的关联信息，有助于分析疾病的动态变化过程。

#### 2. 模型训练与优化

模型训练是智能阅片辅助诊断工具的关键环节。训练数据一般源自大量病理图像样本，这些样本涵盖各类疾病类型、不同病变阶段以及多样化的患者群体。在训练过程中，深度学习模型通过模拟人脑神经网络的运作机制，自动学习和提取病理图像数据中的特征信息。模型依据预设的算法和目标函数进行学习，通过调整网络参数，优化模型结构，以最小化预测结果与真实标注之间的误差，从而提高病理图像分析的准确性和效率。为了提高模型的泛化能力和性能，常采用多种优化技术。例如，使用随机梯度下降（SGD）及其变种（如Adagrad、Adadelata、Adam等优化算法）来更新模型参数，加快

训练收敛速度；采用正则化技术防止模型过拟合，确保模型在新数据上的表现能力。同时，通过交叉验证等方法对模型进行评估和调优，不断提高模型的准确性和稳定性。

## （二）病变特征识别技术

### 1. 细胞形态分析

智能阅片辅助诊断工具可对病理图像中的细胞形态展开精确分析。针对癌细胞的识别，模型能通过学习大量样本里癌细胞的形态特征，精准判断细胞核的大小、形状的不规则性、核质比的异常变化等关键特征。例如，在乳腺癌病理图像中，深度学习模型不仅能够区分癌细胞与正常乳腺组织细胞，还能识别出导管原位癌（DCIS）和浸润性导管癌（IDC）等不同亚型细胞的细微差异。例如，基于深度学习的乳腺癌病理图像自动分类研究显示，使用卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）和长短时记忆网络（long short term memory, LSTM）等模型在ISBI和MICCAI数据集上的分类准确率分别达到了91.2%和92.5%。此外，美国东北大学团队开发的AI系统在乳腺癌检测方面的准确率高达99.72%，表明深度学习技术在提高诊断准确率方面具有显著效果。在肺癌诊断中，AI病理模型能够高效地检测肺部组织病理图像中的癌细胞形态，准确判断其类型，如腺癌、鳞癌或小细胞癌等，其准确率接近94%，为病理诊断提供了重要依据<sup>[5]</sup>。

### 2. 组织结构分析

除了细胞形态之外，对组织的分析同样是病变特征识别的重要方面。深度学习模型可以学习病理图像中组织的排列方式、细胞间的连接关系、血管分布等结构特征，判断组织是否存在病变。例如，在神经系统疾病的病理诊断中，分析脑组织病理切片中神经元的排列、神经纤维的走向、神经胶质细胞的分布等特征，以此辅助诊断阿尔茨海默病、帕金森病等神经退行性疾病。而在心血管疾病方面，则评估心脏组织病理切片中心肌细胞的排列、血管壁的厚度和结构完整性，进而检测心肌梗死、心肌病等病变。

### 3. 病变区域检测与标注

智能阅片辅助诊断工具能够自动检测病理图像中的病变区域，并对其进行标注和定位。借助图像分割技术，深度学习模型可以将病变区域从背景和正常组织中准确分割出来，从而为病理医生提供直观的病变位置和范围信息。例如，在肿瘤病理图像中，模型能够精确勾勒出肿瘤的边界，标注其大小、形状和位置，进而帮助医生快速定位病变区域，提高诊断效率。与此同时，通过对病变区域的特征分析，还可以获取病变的严重程度、浸润程度等相关信息，从而为疾病的分级和治疗方案制订提供参考。



### （三）诊断辅助功能与应用案例

#### 1. 辅助诊断决策

通过对病理图像的深入分析，智能阅片辅助诊断工具可为病理医生提供诊断建议与决策支持。例如，模型可依据病变特征识别结果，结合临床信息与病理知识库，预测疾病类型、分级及预后，助力医生做出更精准的诊断决策。实际应用中，病理医生诊断疑难病例时，智能阅片工具提供的辅助信息可作参考，减少诊断的主观性与不确定性，提升诊断的准确性与一致性。

#### 2. 提高诊断效率

智能阅片辅助诊断工具可快速处理大量病理图像数据，显著缩短阅片时长。传统人工阅片，病理医生需在显微镜下逐一观察切片，耗时费力且易疲劳，而该工具可瞬间处理大量图像。例如，在对大量宫颈癌筛查病理图像的分析中，人工阅片可能需要数小时，使用智能工具仅需几分钟，极大提升了初筛速度。它能同时对多张切片进行分析对比，快速定位可疑病变区域，还可自动生成初步报告，为医生提供关键信息参考，使医生能将更多精力投入到复杂病例的精准诊断中，从而整体提高病理诊断效率。

## 第二节

## 智能辅助诊断模式

智能辅助诊断模式借助AI与大模型技术，深度革新传统病理诊断模式，显著提升诊断的精准度与效率，在现代医疗领域发挥着愈发关键的作用。其核心原理是运用先进算法对病理数据进行深度剖析，挖掘潜在的诊断信息，为医生提供有力的决策支撑<sup>[6-8]</sup>。

该模式涵盖算法设计、模型构建、数据融合分析以及临床应用等关键环节。在算法设计方面，综合运用深度学习、机器学习等多种算法来处理病理图像、临床信息及基因数据。模型构建需历经严谨的数据收集、预处理、选择、训练以及评估优化等环节，确保模型的可靠性。多模态数据融合分析整合多种与病理相关的数据，挖掘全面且准确的信息，提升诊断的精准度。在临床应用中，智能辅助诊断系统通过实际案例，展现出其在提高诊断效率、降低误诊率方面的显著优势，同时持续优化模型，以适应不断变化的诊断需求，有力推动病理诊断水平迈向新高度<sup>[9-11]</sup>。

### 一、算法助力诊断

智能辅助诊断模式中，多种AI算法对病理数据进行深度剖析与处理，为精准诊断提供强有力的技术支撑。

### （一）深度学习算法

深度学习算法作为智能辅助诊断的核心技术之一，在病理图像分析等方面呈现出卓越的性能。以CNN为例，其通过构建多层卷积层、池化层与全连接层，自动学习病理图像的特征表示。在对病理切片图像进行分析时，CNN能够聚焦于细胞形态、组织结构等微观特征。例如，在识别癌细胞时，它能精准捕捉癌细胞细胞核的大小、形状、染色质分布及细胞质纹理等细节特征，通过对大量标注数据的学习，建立起癌细胞特征模式库。面对新的病理图像，CNN可快速比对图像中的细胞特征与模式库信息，准确判断细胞是否癌变及癌症类型，如区分腺癌、鳞癌等不同肺癌亚型，为病理诊断提供关键依据。

循环神经网络（recurrent neural network, RNN）及其变体，例如长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（gated recurrent unit, GRU），在处理医疗健康领域的序列数据方面表现出色。例如，在分析病理切片的时间序列数据或连续切片之间的关联信息时，RNN能够学习到细胞形态变化、病变发展趋势等动态特征。在疾病进展监测中，RNN可以跟踪细胞在不同阶段的变化情况，预测疾病的发展方向，辅助医生制定更具前瞻性的治疗方案。这一点在慢性疾病预测中尤为重要，RNN通过其记忆机制和参数共享，能够处理时间序列健康数据中的长期依赖关系，有效捕捉序列中的动态特征。

GAN在病理图像分析中也具有独特应用价值。GAN由生成器和判别器构成，生成器可依据学习到的病理图像分布特征生成新图像样本，这些样本能扩充训练数据、增加数据多样性，进而提升模型泛化能力。判别器负责区分真实与生成图像，通过二者对抗训练，持续优化模型性能。例如在罕见病诊断中，由于病例数据有限，GAN可以生成模拟罕见病病理特征的图像，帮助模型更好地学习和识别罕见病的特征模式，从而提高对罕见病的诊断准确性。

### （二）机器学习算法

机器学习算法在智能辅助诊断中亦发挥重要作用，与深度学习算法相辅相成。决策树算法构建树形结构模型，对病理数据进行分类预测。在病理诊断中，它可依据患者临床表现、检查指标等特征建立决策分支，判断疾病类型与严重程度。例如，判断甲状腺结节良恶性时，决策树算法可依据结节大小、形态、血流信号等特征分类，为医生提供初步诊断依据。

支持向量机（support vector machine, SVM）算法通过寻找最优超平面，对不同类别病理数据进行分类。SVM在处理小样本、非线性数据时具有优势，在于特定病理诊断场景中表现优异。例如在区分炎症性肠病和感染性肠炎时，SVM算法能够利用肠道组织的病理特征、免疫组织化学指标等数据进行准确分类，从而辅助医生做出更为精确的诊断。

朴素贝叶斯算法，基于贝叶斯定理和特征条件独立假设，已被证明在医疗诊断领域具有显著优势。例如，在一项研究中，通过分析569组样本的肿瘤数据集，该算法成功提高了医生对肿瘤性质判断的效率。在另一项研究中，朴素贝叶斯算法被应用于乳腺癌诊断数据集，通过特征变量的提取和目标变量的预测，模型能够有效区分良性与恶性肿瘤。此外，朴素贝叶斯算法在构建亚洲非小细胞肺癌患者预后模型中也显示出了其在处理大规模医疗数据方面的潜力。

### （三）算法对病理数据的分析处理过程

AI算法处理病理数据时，通常遵循以下流程：

首先是数据预处理阶段，对病理图像开展去噪、增强对比度、归一化等操作，以保障图像质量与数据一致性，提升算法对特征的提取能力。针对临床信息与基因数据，开展数据清洗、缺失值处理及标准化等工作，使数据契合算法分析需求。

其次是特征提取环节，深度学习算法借助卷积层等自动提取图像的局部与全局特征，将复杂的病理图像转化为计算机可识别的特征向量。机器学习算法则根据不同算法原理选择合适的特征提取方法，如决策树算法根据信息增益选择重要特征，SVM通过核函数将数据映射到高维空间进行特征提取。

在模型训练阶段，首先将标注好的病理数据划分为训练集、验证集和测试集。算法利用训练集数据进行学习，通过调整模型参数来最小化预测误差。经过多次迭代训练，模型逐步掌握病理数据中的规律和模式。在此过程中，利用验证集对模型性能进行评估和调整，以防止过拟合现象的发生。

最后是诊断预测阶段，训练好的模型对新的病理数据进行分析预测。对于病理图像，模型判断细胞是否存在病变以及病变类型和程度；对于临床信息和基因数据，预测疾病发生的风险、疾病的进展趋势、对治疗的反应等。例如，在癌症诊断中，利用基因测序技术、基因表达谱分析和大数据技术，模型能够根据病理图像特征判断肿瘤细胞的类型（如腺癌、鳞癌等）、分级（高、中、低分化）以及是否发生转移。结合临床信息（如患者年龄、性别、吸烟史等）和基因数据（如特定基因突变情况），预测患者患癌风险、癌症复发可能性以及对放化疗等治疗手段的敏感性。这些技术的应用有助于早期筛查、风险评估、个体化治疗、预后评估，从而为医生制订个性化的治疗方案提供全面、精准的依据，有效提升病理诊断的准确性和可靠性，推动智慧医疗的发展。

## 二、多模态数据融合分析

在数智病理领域，多模态数据融合分析已成为提升诊断精准度的关键路径。其核心在于巧妙融合病理图像、临床信息、基因数据等多模态数据，借助智能算法深度挖掘其中蕴含的丰富信息，进而突破传统单一数据诊断的局限，为病理诊断提供更全面、精准且深入的依据。