



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111462036 A

(43)申请公布日 2020.07.28

(21)申请号 202010100257.X

G06K 9/32(2006.01)

(22)申请日 2020.02.18

G06K 9/46(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

(71)申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新区

科技中一路腾讯大厦35层

申请人 中山大学附属第六医院

(72)发明人 杨帆 姚建华 范新娟 刘海玲

陆唯佳 周昵昀

(74)专利代理机构 深圳市深佳知识产权代理事

务所(普通合伙) 44285

代理人 王仲凯

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06T 7/66(2017.01)

G06K 9/00(2006.01)

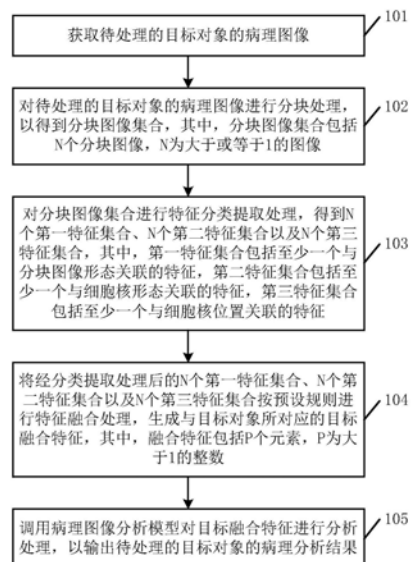
权利要求书4页 说明书29页 附图10页

## (54)发明名称

基于深度学习的病理图像处理方法、模型训练方法及装置

## (57)摘要

本申请公开了一种基于深度学习的病理图像处理方法,包括:获取待处理的目标对象的病理图像;对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合;对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合;生成与目标对象所对应的目标融合特征;调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。本申请还公开了一种模型训练方法。本申请可以直接利用病理图像预测病灶转移的风险,相较于生物检测技术,能够减少等待检测结果的时间,提升检测效率,还能避免因实验误差和操作误差等不可控因素带来的误差,从而提供更为精准的检测结果。



1. 一种基于深度学习的病理图像处理方法,其特征在于,包括:

获取待处理的目标对象的病理图像;

对所述待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,所述分块图像集合包括N个分块图像,所述N为大于或等于1的图像;

对所述分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,所述第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,所述第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,所述第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

将所述经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与所述目标对象所对应的目标融合特征,其中,所述融合特征包括P个元素,所述P为大于1的整数;

调用病理图像分析模型对所述目标融合特征进行分析处理,以输出所述待处理的目标对象的病理分析结果。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,包括:

根据所述分块图像集合获取苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,其中,所述苏木精染色图像集合包括N个苏木精染色图像,所述伊红染色图像集合包括N个伊红染色图像,所述苏木精染色图像与所述分块图像具有对应关系,所述伊红染色图像与所述分块图像具有对应关系;

根据所述分块图像集合获取细胞核图像集合,其中,所述细胞核图像集合包括N个细胞核图像,所述细胞核图像与所述分块图像具有对应关系;

根据所述苏木精染色图像集合以及所述伊红染色图像集合,获取所述分块图像集合所对应的所述N个第一特征集合;

根据所述细胞核图像集合,获取所述分块图像集合所对应的所述N个第二特征集合;

根据所述细胞核图像集合,获取所述分块图像集合所对应的所述N个第三特征集合。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述细胞核图像集合,获取所述分块图像集合所对应的所述N个第三特征集合,包括:

根据所述细胞核图像集合,获取每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置;

根据所述细胞核图像集合中所述每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置,生成所述每个细胞核图像所对应的维诺图;

根据所述细胞核图像集合中所述每个细胞核图像所对应的维诺图,获取所述N个第三特征集合。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与所述目标对象所对应的目标融合特征,包括:

根据所述N个第一特征集合、所述N个第二特征集合以及所述N个第三特征集合,获取T个特征维度所对应的统计结果,其中,所述T为大于1的整数;

根据所述T个特征维度所对应的统计结果,生成所述目标对象所对应的融合特征;

从所述目标对象所对应的融合特征中获取Q个元素,其中,所述Q为大于或等于1;

将所述Q个元素进行拼接处理,得到所述目标对象所对应的目标融合特征。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述根据所述N个第一特征集合、所述N个第二特征集合以及所述N个第三特征集合,获取T个特征维度所对应的统计结果,包括:

根据所述N个第一特征集合、所述N个第二特征集合以及所述N个第三特征集合,对所述N个分块图像在所述T个特征维度上的分布进行统计,得到T个频数分布直方图,其中,所述特征维度与所述频数分布直方图具有对应关系;

根据所述T个频数分布直方图中的每个频数分布直方图,生成所述每个频数分布直方图所对应的统计结果;

根据所述每个频数分布直方图所对应的统计结果,生成所述T个特征维度所对应的统计结果;

所述根据所述T个特征维度所对应的统计结果,生成所述目标对象所对应的融合特征,包括:

对所述T个特征维度所对应的统计结果进行拼接处理,得到所述目标对象所对应的融合特征。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述调用病理图像分析模型对所述目标融合特征进行分析处理,以输出所述待处理的目标对象的病理分析结果,包括:

调用病理图像分析模型对所述目标融合特征进行分析处理,以输出所述待处理的目标对象的病灶转移概率以及至少一个重要性特征;

所述调用病理图像分析模型对所述目标融合特征进行分析处理,以输出所述待处理的目标对象的病理分析结果之后,所述方法还包括:

展示所述病理分析结果;

或,

将所述病理分析结果发送至客户端,以使所述客户端展示所述病理分析结果。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合之后,所述方法还包括:

根据所述N个第一特征集合、所述N个第二特征集合以及所述N个第三特征集合,从所述N个分块图像中确定至少一个目标分块图像;

在所述待处理的目标对象的病理图像中突出展示所述至少一个目标分块图像,或,向客户端发送至少一个目标分块图像,以使所述客户端在所述待处理的目标对象的病理图像中突出展示所述至少一个目标分块图像。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合之后,所述方法还包括:

调用分子分型模型对所述分块图像集合进行处理,以输出所述分块图像中每个分块图像所对应的分子分型;

对所述分块图像集合中所述每个分块图像所对应的分子分型进行统计,得到H个统计计数结果,其中,所述H为大于1的整数;

根据所述H个统计计数结果确定所述待处理病理图像所对应的目标分子分型;

根据所述目标分子分型,从待选择病理图像分析模型集合中获取所述病理图像分析模

型,其中,所述待选择病理图像分析模型集合包括至少一个待选择病理图像分析模型,每个待选择病理图像分析模型对应一类分子分型,且所述病理图像分析模型对应于所述目标分子分型。

9. 根据权利要求1至8中任一项所述的方法,其特征在于,所述对所述待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,包括:

从所述待处理的目标对象的病理图像中提取感兴趣ROI区域;

通过滑窗法从所述ROI区域中获取所述分块图像集合。

10. 一种模型训练方法,其特征在于,包括:

获取待训练病理图像集合,其中,所述待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

针对所述待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,所述待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,所述待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,所述M为大于或等于1的图像;

针对所述待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据所述待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,所述第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,所述第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,所述第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

针对所述待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据所述M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

针对所述待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

基于所述每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型,其中,所述病理图像分析模型为上述权利要求1至9中任一项所采用的模型。

11. 一种基于深度学习的病理图像处理装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取待处理的目标对象的病理图像;

所述获取模块,还用于对所述待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,所述分块图像集合包括N个分块图像,所述N为大于或等于1的图像;

处理模块,用于对所述分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,所述第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,所述第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,所述第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

生成模块,用于将所述经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与所述目标对象所对应的目标融合特征,其中,所述融合特征包括P个元素,所述P为大于1的整数;

输出模块,用于调用病理图像分析模型对所述目标融合特征进行分析处理,以输出所述待处理的目标对象的病理分析结果。

12. 一种模型训练装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取待训练病理图像集合,其中,所述待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

所述获取模块,还用于针对所述待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,所述待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,所述待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,所述M为大于或等于1的图像;

所述获取模块,还用于针对所述待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据所述待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,所述第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,所述第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,所述第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

生成模块,用于针对所述待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据所述M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

确定模块,用于针对所述待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

训练模块,用于基于所述每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型,其中,所述病理图像分析模型为上述权利要求1至9中任一项所采用的模型。

13.一种计算机可读存储介质,包括指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行如权利要求1至9中任一项所述的方法,或,执行如权利要求10所述的方法。

## 基于深度学习的病理图像处理方法、模型训练方法及装置

### 技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能领域,尤其涉及基于深度学习的病理图像处理方法、模型训练方法及装置。

### 背景技术

[0002] 结直肠癌作为一种恶性肿瘤,发病率和死亡率均较高。结直肠癌症患者体内,随着原发灶癌细胞浸润,逐层突破肠壁,有可能浸润至肠附近淋巴结,进一步通过淋巴系统转移至远处淋巴结。在结直肠癌症切除手术前,需要对淋巴结转移进行准确预测,从而辅助医生术前决策,判定是否清扫癌症区域附近肠系淋巴结。

[0003] 目前,对于淋巴结转移预测这一任务,可以采用结直肠癌淋巴结转移预测的技术。主要为基于前期实验筛选并验证的生物标志物(biomarker),建立体外检测试剂盒,提取患者血液,在试剂盒中检测相应的核糖核酸(ribonucleic acid, RNA),从而确定淋巴结转移情况。

[0004] 然而,采用上述结直肠癌淋巴结转移的预测技术会存在较多不可控因素,试剂盒中包含提取分离外泌体的实验,反转录的实验以及荧光定量聚合酶链式反应的实验,而这一系列的实验会因为医院操作者而异,导致结果具有较大的实验误差和操作误差。

### 发明内容

[0005] 本申请实施例提供了一种基于深度学习的病理图像处理方法、模型训练方法及装置,可以直接利用病理图像预测病灶转移的风险,相较于生物检测技术,能够减少等待检测结果的时间,提升检测效率。与此同时,还能避免因实验误差和操作误差等不可控因素带来的误差,从而提供更为精准的检测结果。

[0006] 有鉴于此,本申请第一方面提供一种基于深度学习的病理图像处理方法,包括:

[0007] 获取待处理的目标对象的病理图像;

[0008] 对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0009] 对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0010] 将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0011] 调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0012] 本申请第二方面提供一种模型训练方法,包括:

[0013] 获取待训练病理图像集合,其中,待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

[0014] 针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,待训练分块图像集合包括N个待训练分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0015] 针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据待训练分块图像集合获取N个第一待训练特征集合、N个第二待训练特征集合以及N个第三待训练特征集合,其中,第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0016] 针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据N个第一待训练特征集合、N个第二待训练特征集合以及N个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

[0017] 针对待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

[0018] 基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型,其中,病理图像分析模型为上述第一方面所采用的模型。

[0019] 本申请第三方面提供一种基于深度学习的病理图像处理装置,包括:

[0020] 获取模块,用于获取待处理的目标对象的病理图像;

[0021] 获取模块,还用于对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0022] 处理模块,用于对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0023] 生成模块,用于将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0024] 输出模块,用于调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0025] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第一种实现方式中,

[0026] 处理模块,具体用于根据分块图像集合获取苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,其中,苏木精染色图像集合包括N个苏木精染色图像,伊红染色图像集合包括N个伊红染色图像,苏木精染色图像与分块图像具有对应关系,伊红染色图像与分块图像具有对应关系;

[0027] 根据分块图像集合获取细胞核图像集合,其中,细胞核图像集合包括N个细胞核图像,细胞核图像与分块图像具有对应关系;

[0028] 根据苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第一特征集合;

- [0029] 根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第二特征集合;
- [0030] 根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第三特征集合。
- [0031] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第二种实现方式中,
- [0032] 处理模块,具体用于根据细胞核图像集合,获取每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置;
- [0033] 根据细胞核图像集合中每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置,生成每个细胞核图像所对应的维诺图;
- [0034] 根据细胞核图像集合中每个细胞核图像所对应的维诺图,获取N个第三特征集合。
- [0035] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第三种实现方式中,
- [0036] 生成模块,具体用于根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,获取T个特征维度所对应的统计结果,其中,T为大于1的整数;
- [0037] 根据T个特征维度所对应的统计结果,生成目标对象所对应的融合特征;
- [0038] 从目标对象所对应的融合特征中获取Q个元素,其中,Q为大于或等于1;
- [0039] 将Q个元素进行拼接处理,得到目标对象所对应的目标融合特征。
- [0040] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第四种实现方式中,
- [0041] 生成模块,具体用于根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,对N个分块图像在T个特征维度上的分布进行统计,得到T个频数分布直方图,其中,特征维度与频数分布直方图具有对应关系;
- [0042] 根据T个频数分布直方图中的每个频数分布直方图,生成每个频数分布直方图所对应的统计结果;
- [0043] 根据每个频数分布直方图所对应的统计结果,生成T个特征维度所对应的统计结果;
- [0044] 对T个特征维度所对应的统计结果进行拼接处理,得到目标对象所对应的融合特征。
- [0045] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第五种实现方式中,
- [0046] 输出模块,具体用于调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病灶转移概率以及至少一个重要性特征;
- [0047] 处理模块,还用于在输出模块调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果之后,展示病理分析结果;
- [0048] 或,
- [0049] 将病理分析结果发送至客户端,以使客户端展示病理分析结果。
- [0050] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第六种实现方式中,
- [0051] 获取模块,还用于在处理模块对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合之后,根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,从N个分块图像中确定至少一个目标分块图像;
- [0052] 处理模块,还用于在待处理的目标对象的病理图像中突出展示至少一个目标分块图像,或,向客户端发送至少一个目标分块图像,以使客户端在待处理的目标对象的病理图像中突出展示至少一个目标分块图像。
- [0053] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第七种实现方式中,



[0054] 输出模块,还用于处理模块对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合之后,调用分子分型模型对分块图像集合进行处理,以输出分块图像中每个分块图像所对应的分子分型;

[0055] 处理模块,还用于对分块图像集合中每个分块图像所对应的分子分型进行统计,得到H个统计计数结果,其中,H为大于1的整数;

[0056] 获取模块,还用于根据H个统计计数结果确定待处理病理图像所对应的目标分子分型;

[0057] 获取模块,还用于根据目标分子分型,从待选择病理图像分析模型集合中获取病理图像分析模型,其中,待选择病理图像分析模型集合包括至少一个待选择病理图像分析模型,每个待选择病理图像分析模型对应一类分子分型,且病理图像分析模型对应于目标分子分型。

[0058] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第八种实现方式中,

[0059] 获取模块,具体用于从待处理的目标对象的病理图像中提取感兴趣ROI区域;

[0060] 通过滑窗法从ROI区域中获取分块图像集合。

[0061] 本申请第四方面提供一种模型训练装置,包括:

[0062] 获取模块,用于获取待训练病理图像集合,其中,待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

[0063] 获取模块,还用于针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,M为大于或等于1的图像;

[0064] 获取模块,还用于针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0065] 生成模块,用于针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

[0066] 确定模块,用于针对待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

[0067] 训练模块,用于基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型,其中,病理图像分析模型为基于深度学习的病理图像处理方法所采用的模型。

[0068] 本申请第五方面提供一种终端设备,包括:存储器、收发器、处理器以及总线系统;

[0069] 其中,存储器用于存储程序;

[0070] 处理器用于执行存储器中的程序,包括如上述任意一个方面的实现方式;

[0071] 总线系统用于连接存储器以及处理器,以使存储器以及处理器进行通信。

[0072] 本申请第六方面提供一种服务器,包括:存储器、收发器、处理器以及总线系统;

[0073] 其中,存储器用于存储程序;

- [0074] 处理器用于执行存储器中的程序,包括如上述任意一个方面的实现方式;
- [0075] 总线系统用于连接存储器以及处理器,以使存储器以及处理器进行通信。
- [0076] 本申请第七方面提供一种医疗系统,包括:探头、电路、处理器以及显示器;
- [0077] 电路,用于激励探头获取待处理的目标对象的病理图像;
- [0078] 处理器,用于对待处理的目标对象的病理图像进行处理;
- [0079] 显示器,用于显示病理分析结果;
- [0080] 其中,处理器还执行如下步骤:
- [0081] 对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;
- [0082] 对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;
- [0083] 将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;
- [0084] 调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。
- [0085] 本申请的第八方面提供了一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质中存储有指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行上述各方面的方法。
- [0086] 从以上技术方案可以看出,本申请实施例具有以下优点:
- [0087] 本申请实施例中,提供了一种基于深度学习的病理图像处理方法,首先获取病理图像中的分块图像集合,然后对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,再基于经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,最后调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。通过上述方式,基于病理图像分析模型可以直接利用病理图像预测病灶转移的风险,相较于生物检测技术,能够减少等待检测结果的时间,提升检测效率。与此同时,还能避免因实验误差和操作误差等不可控因素带来的误差,从而提供更为精准的检测结果。

## 附图说明

- [0088] 图1为本申请实施例中病理图像处理系统的一个架构示意图;
- [0089] 图2为本申请实施例中病理图像处理的一个流程示意图;
- [0090] 图3为本申请实施例中病理图像处理方法的另一个流程示意图;
- [0091] 图4为本申请实施例中基于深度学习的病理图像处理的一个实施例示意图;
- [0092] 图5为本申请实施例中基于待处理病理图像切分得到分块图像集合的一个示意图;
- [0093] 图6为本申请实施例中基于分块图像生成关联图像的一个示意图;

- [0094] 图7为本申请实施例中基于不同特征的一个频数分布直方示意图；
- [0095] 图8为本申请实施例中病理分析结果展示界面的一个示意图；
- [0096] 图9为本申请实施例中目标分块图像位置展示界面的一个示意图；
- [0097] 图10为本申请实施例中基于分子分型模型进行图像识别的一个流程示意图；
- [0098] 图11为本申请实施例中基于分子分型模型进行模型训练的一个流程示意图；
- [0099] 图12为本申请实施例中基于病理图像分析模型进行图像识别的一个流程示意图；
- [0100] 图13为本申请实施例中基于深度学习的病理图像处理装置一个流程示意图；
- [0101] 图14为本申请实施例中模型训练方法一个实施例示意图；
- [0102] 图15为本申请实施例中基于深度学习的病理图像处理装置的一个实施例示意图；
- [0103] 图16为本申请实施例中模型训练装置的一个实施例示意图；
- [0104] 图17为本申请实施例中终端设备的一个结构示意图；
- [0105] 图18为本申请实施例中服务器的一个结构示意图；
- [0106] 图19为本申请实施例中医疗系统的一个结构示意图。

### 具体实施方式

[0107] 本申请实施例提供了一种基于深度学习的病理图像处理方法、模型训练方法及装置,可以直接利用病理图像预测病灶转移的风险,相较于生物检测技术,能够减少等待检测结果的时间,提升检测效率。与此同时,还能避免因实验误差和操作误差等不可控因素带来的误差,从而提供更为精准的检测结果。

[0108] 本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本申请的实施例例如能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“对应于”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0109] 应理解,本申请提供的基于深度学习的病理图像处理方法应用于人工智能(Artificial Intelligence, AI)的医学领域,具体可以应用于基于计算机视觉技术(Computer Vision, CV)的医学图像识别领域。AI是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说,人工智能是计算机科学的一个综合技术,它企图了解智能的实质,并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法,使机器具有感知、推理与决策的功能。

[0110] 人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

[0111] CV计算机视觉是一门研究如何使机器“看”的科学,更进一步的说,就是指用摄影机和电脑代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量等机器视觉,并进一步做图形处理,使电脑

处理成为更适合人眼观察或传送给仪器检测的图像。作为一个科学学科,计算机视觉研究相关的理论和技术,试图建立能够从图像或者多维数据中获取信息的人工智能系统。计算机视觉技术通常包括图像处理、图像识别、图像语义理解、图像检索、光学字符识别(Optical Character Recognition,OCR)、视频处理、视频语义理解、视频内容/行为识别、三维物体重建、3D技术、虚拟现实、增强现实、同步定位与地图构建等技术,还包括常见的人脸识别、指纹识别等生物特征识别技术。

[0112] 随着科技的快速发展,AI在医疗行业的应用也越来越广泛,在医学领域中最常见的医学图像包含但不限于内窥镜图像、血管摄影图像、心血管造影图像、电子计算机断层扫描(computerized tomography,CT)图像、B超图像以及病理图像。具体地,本申请涉及的病理图像为通过专业病理扫描仪采集到的活检病理图像,例如全切片图像(Whole Slide Image,WSI),以WSI图像为例,WSI图像的边长通常在1万像素至10万像素,对于WSI图像而言往往需要缩放或者切割成小尺寸图像来进一步处理,在对图像进行处理的过程中,需要分割出有病理组织切片的区域。

[0113] 由于病理图像直接反映出组织内部所发生的病变,因此,是医生进行疾病诊断的重要依据,甚至是进行某些疾病诊断的最终依据,例如,在结直肠癌诊断中需要利用活检得到的病理图像预测淋巴结转移的风险,可以理解的是,结直肠癌作为一种恶性肿瘤,发病率和死亡率均较高。结直肠癌患者体内,随着原发灶癌细胞浸润,逐层突破肠壁,有可能浸润至肠附近淋巴结,进一步通过淋巴系统转移至远处淋巴结,这类转移是结直肠癌患者治疗失败和死亡的最主要原因。因此在结直肠癌切除手术前,需要对淋巴结转移进行准确预测,从而辅助医生术前决策,判定是否清扫癌症区域附近肠系淋巴结。对淋巴结转移的精准清扫是降低结直肠癌复发转移和改善预后的关键环节。而盲目过度清扫可能会引起水肿等副作用。可以理解的是,在实际应用中,还可以对其他类型的癌症进行淋巴转移预测,包含但不限于乳腺癌、胃癌、肝癌和肺癌等,此处不做限定。

[0114] 本申请提供的病理图像处理方法可以基于已有患者活检病理图像以及手术中实际发现的淋巴结转移情况作为标注,利用大数据进行学习,提取活检病理图像中的隐层信息进行学习。从而在患者术前,根据活检病理图像即可预测淋巴结转移风险,有效辅助术前决策。本申请所采用的活检病理图像作为癌症诊断的“金标准”,在临床上易于获取,而且不需要进行额外的检测或数据收集,从而能够广泛地应用。

[0115] 为了便于理解,本申请提出了一种医学图像识别方法,该方法应用于图1所示的病理图像处理系统,请参阅图1,图1为本申请实施例中病理图像处理系统的一个架构示意图,如图所示,病理图像处理系统可以包括医疗设备,医疗设备具体可以是病理扫描仪内窥镜设备或者电子显微镜等,医疗设备在采集到WSI图像之后,可以直接对该WSI图像进行切分处理,得到N个分块(patch)图像,再对每个patch图像提取不同层面的特征,基于这些patch图像在不同层面上的特征进行融合处理,得到融合特征,再从融合特征中选择具有更强表达能力的特征作为目标融合特征,最后通过调用病理图像分析模型输出病理分析结果。此外,医疗设备生成病理分析结果之后,还可以在WSI图像上定位出病灶区域,并且展示发生淋巴转移的概率。

[0116] 可选地,医疗设备在采集到WSI图像之后,将该WSI图像发送至终端设备,由终端设备对WSI图像进行切分处理,再执行上述类似的处理,最后通过调用病理图像分析模型输出

病理分析结果。此外,终端设备生成病理分析结果之后,还可以在WSI图像上定位出病灶区域,并且展示发生淋巴转移的概率。

[0117] 可选地,医疗设备在采集到WSI图像之后,将该WSI图像发送至服务器,由服务器对WSI图像进行切分处理,再执行上述类似的处理,最后通过调用病理图像分析模型输出病理分析结果。此外,服务器生成病理分析结果之后,还可以将病理分析结果发送至医疗设备或者终端设备,由医疗设备或者终端设备在WSI图像上定位出病灶区域,并且展示发生淋巴转移的概率。

[0118] 需要说明的是,终端设备包含但不仅限于平板电脑、笔记本电脑、掌上电脑、手机、语音交互设备及个人电脑(personal computer,PC),此处不做限定。

[0119] 基于上述介绍,可以采用以下两种方式进行病理图像识别,请参阅图2,图2为本申请实施例中病理图像处理的一个流程示意图,如图所示,在第一种识别方式中,仅采用病理图像分析模型即可实现预测,具体地:

[0120] 在步骤A1中,获取待处理的目标对象的病理图像,该目标对象可以是患者或者健康的人;

[0121] 在步骤A2中,对病理图像进行分块处理及识别,得到多组第一特征集合、多组第二特征集合以及多组第三特征集合,将经分类提取处理后的多组第一特征集合、多组第二特征集合以及多组第三特征集合进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征;

[0122] 在步骤A3中,将目标融合特征输入至病理图像分析模型,即调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理;

[0123] 在步骤A4中,由病理图像分析模型输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0124] 请参阅图3,图3为本申请实施例中病理图像处理方法的另一个流程示意图,如图所示,在第二种识别方式中,采用分子分型模型以及病理图像分析模型实现预测,具体地:

[0125] 在步骤B1中,获取待处理的目标对象的病理图像,该目标对象可以是患者或者健康的人;

[0126] 在步骤B2中,对病理图像进行分块处理,得到多个分块图像;

[0127] 在步骤B3中,调用分子分型模型对每个分块图像进行分类,得到对应的分子分型类型,对每个分块图像所对应的分子分型类型进行统计,选择目标分子分型;

[0128] 在步骤B4中,基于目标分子分型选择对应的病理图像分析模型;

[0129] 在步骤B5中,对病理图像进行分块处理及识别,得到多组第一特征集合、多组第二特征集合以及多组第三特征集合,将经分类提取处理后的多组第一特征集合、多组第二特征集合以及多组第三特征集合进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征;

[0130] 在步骤B6中,将目标融合特征输入至病理图像分析模型,即调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理;

[0131] 在步骤B7中,由病理图像分析模型输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0132] 随着人工智能技术研究和进步,人工智能技术在多个领域展开研究和应用,例如常见的智能家居、智能穿戴设备、虚拟助理、智能音箱、智能营销、无人驾驶、自动驾驶、无人机、机器人、智能医疗、智能客服等,相信随着技术的发展,人工智能技术将在更多的领域得

到应用,并发挥越来越重要的价值。结合上述介绍,本申请实施例提供的方案涉及人工智能的图像识别等技术,具体通过如下实施例进行说明,请参阅图4,本申请实施例中病理图像处理方法一个实施例包括:

[0133] 101、获取待处理的目标对象的病理图像;

[0134] 本实施例中,病理图像处理装置获取待处理病理图像,具体地,该待处理病理图像可以是WSI图像,WSI图像通常具有较大的尺寸,因此,需要对这类尺寸较大的待处理病理图像进行切分处理,得到分块图像集合。为了便于介绍,待处理的目标对象的病理图像可以简称为“待处理病理图像”。

[0135] 需要说明的是,病理图像处理装置可以部署于医疗设备、终端设备或者服务器,本申请不作限定。

[0136] 102、对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0137] 本实施例中,病理图像处理装置可以对该目标对象的病理图像进行分块处理,从而得到N个分块图像,这N个分块图像构成分块图像集合。

[0138] 为了便于理解,请参阅图5,图5为本申请实施例中基于待处理病理图像切分得到分块图像集合的一个示意图,如图所示,首先可以通过病理扫描仪采集到待处理病理图像(如活体WSI图像),然后将待处理病理图像调整为20倍率,在20倍率下基于ROI区域通过滑窗法切割出 $512 \times 512$ 尺寸的分块图像,例如图5所示的分块图像集合包括了16个分块图像。需要说明的是,待处理病理图像还可以调整为5倍率、10倍率或者40倍率等,而分块图像的尺寸还可以是 $224 \times 224$ 、 $299 \times 299$ 、 $256 \times 256$ 或者 $1024 \times 1024$ 等,此处不做限定。

[0139] 在实际情况下,分块图像集合可以是对待处理病理图像进行全采样,也可以对待处理病理图像进行随机采样,即固定分块图像集合中N的数量。

[0140] 103、对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0141] 本实施例中,病理图像处理装置可以基于分块图像集合,提取每个分块图像的第一特征集合、第二特征集合以及第三特征集合,具体地,将分块图像集合输入至病理图像分析模型所包括的深度学习模型中,由该深度学习模型输出N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合。

[0142] 其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,即第一特征集合中所包括的特征主要是从分块图像层面上提取的特征。第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,即第二特征集合所包括的特征主要是从细胞核层面上提取的特征。第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征,即第三特征集合所包括的特征主要是基于多个细胞核之间的位置关系提取的特征。

[0143] 病理图像处理装置对分块图像集合中每个分块图像所对应的第一特征集合、第二特征集合以及第三特征集合进行聚合处理,也就是将N个分块图像的各个特征进行统计,从而得到基于同一个目标对象所对应的融合特征,其中,待处理病理图像即为从目标对象上采集到的病理图像,目标对象可以是患者或者其他活体组织。

[0144] 104、将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0145] 本实施例中,由于在实际应用中,融合特征中并非所有元素都具有较好的解释性,有些元素对实际预测的贡献不大,因此,需要按预设规则从融合特征中的P个元素中取出Q个元素,将这Q个元素进行拼接后得到目标融合特征。

[0146] 105、调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0147] 本实施例中,病理图像处理装置将目标融合特征输入至病理图像分析模型所包括的分类器,由该分类器输出相应的病理分析结果,其中,该病理分析结果是对应于待处理病理图像的,即属于目的对象的病理分析结果。

[0148] 本申请实施例中,提供了一种基于深度学习的病理图像处理方法,首先获取病理图像中的分块图像集合,然后对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,再基于经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,最后调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。通过上述方式,基于病理图像分析模型可以直接利用病理图像预测病灶转移的风险,相较于生物检测技术,能够减少等待检测结果的时间,提升检测效率。与此同时,还能避免因实验误差和操作误差等不可控因素带来的误差,从而提供更为精准的检测结果。

[0149] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理方法一个可选实施例中,对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,可以包括:

[0150] 根据分块图像集合获取苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,其中,苏木精染色图像集合包括N个苏木精染色图像,伊红染色图像集合包括N个伊红染色图像,苏木精染色图像与分块图像具有对应关系,伊红染色图像与分块图像具有对应关系;

[0151] 根据分块图像集合获取细胞核图像集合,其中,细胞核图像集合包括N个细胞核图像,细胞核图像与分块图像具有对应关系;

[0152] 根据苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第一特征集合;

[0153] 根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第二特征集合;

[0154] 根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第三特征集合。

[0155] 本实施例中,介绍了一种病理图像处理装置基于每个分块图像获取不同层面特征的方式。具体地,首先对于分块图像集合中的每个分块图像而言,然后可以采用局部最大值聚类方法获取细胞核区域掩模,进而分割出细胞核,即得到细胞核图像。除了可以使用局部最大值聚类方法提取细胞核区域掩模,还可以采用基于深度学习的分割算法、分水岭以及其他分割算法,此处不做限定。此外,还需要对每个分块图像进行染色处理,通过颜色反卷积算法(color deconvolution)分离出苏木精染色通道和伊红染色通道,进而得到苏木精染色图像以及伊红染色图像。

[0156] 需要说明的是,第一特征集合、第二特征集合和第三特征集合可以是病理组学特征,提取的病理组学特征也可融合临床肿瘤标志物检测结果、生化检验和基因检测结果,进行多模态学习。可选地,第一特征集合、第二特征集合和第三特征集合还可以是影像组学特征和深度学习模型提取的特征,深度学习模型包含但不仅限于视觉几何组(Visual Geometry Group,VGG)16、VGG19、初始网络(Inception Network,InceptionNet)、密集卷积网络(Dense Convolutional Network,DenseNet)以及残差网络(Residual Network,ResNet)。其中,深度学习模型的初始参数可基于ImageNet数据集预训练。

[0157] 为了便于理解,下面将以分块图像集合中的一个分块图像为例进行介绍,可以理解的是,对于分块图像集合中其他的分块图像而言,均可采用如下方式生成对应的细胞核图像、苏木精染色图像以及伊红染色图像。请参阅图6,图6为本申请实施例中基于分块图像生成关联图像的一个示意图,如图所示,左上方的图像为原图,即原始的分块图像,右上方为经过局部最大值聚类方法获取到的细胞核图像,左下方为经过苏木精染色后得到的苏木精染色图像,右下方为经过伊红染色后得到的伊红染色图像。

[0158] 其中,苏木精——伊红染色法(hematoxylin-eosin staining,HE),苏木精染液为碱性,主要使细胞核内的染色质与胞质内的核酸着紫蓝色。伊红为酸性染料,主要使细胞质和细胞外基质中的成分着红色。

[0159] 基于分块图像集合中的一个分块图像,获取该分块图像所对应的苏木精染色图像以及伊红染色图像,苏木精染色图像以及伊红染色图像均属于分块图像的层面,于是基于苏木精染色图像以及伊红染色图像可以提取到该分块图像所对应的第一特征集合,其中,第一特征集合包含但不仅限于形态学特征、纹理特征、梯度特征和统计学特征。类似地,获取该分块图像所对应的细胞核图像,细胞核图像属于细胞核层面的图像,于是基于细胞核图像可以提取到该分块图像所对应的第二特征集合,其中,第二特征集合包含但不仅限于细胞核的形态学特征、纹理特征、梯度特征和统计学特征。以此类推,N个分块图像集即可得到N个第一特征集合以及N个第二特征集合。

[0160] 其次,本申请实施例中,提供了一种基于每隔分块图像获取不同层面特征的方法,通过上述方式,利用多个层面的特征更全面地反映出分块图像的信息,从而提升图像处理的信息量,进而提升图像预测的准确度。

[0161] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理方法一个可选实施例中,根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第三特征集合,可以包括:

[0162] 根据细胞核图像集合,获取每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置;

[0163] 根据细胞核图像集合中每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置,生成每个细胞核图像所对应的维诺图;

[0164] 根据细胞核图像集合中每个细胞核图像所对应的维诺图,获取N个第三特征集合。

[0165] 本实施例中,介绍了一种病理图像处理装置基于维诺图获取第三特征集合的方式,具体地,针对每个分块图像进行分割处理得到细胞核图像,针对每个细胞核图像先确定细胞核的细胞核质心位置,通常情况下,一个细胞核图像包括多个细胞核质心,于是可以通过这些细胞核质心所在的位置构建维诺(Voronoi)图,在构建好的Voronoi图上提取第三特征集合。因此,N个细胞核图像既可以得到N组第三特征集合。



[0166] 需要说明的是,第三特征集合包含但不仅限于细胞核之间的距离和细胞核的聚集程度等特征。

[0167] 其中,Voronoi图又称为泰森多边形,是一种平面区域的划分方式。假设一个细胞核图像上有1000个细胞核质心,即分别表示为 $P_1$ 至 $P_{1000}$ ,那么对应维诺图则划分成1000个区域,即分别表示为 $S_1$ 至 $S_{1000}$ ,并且 $S_i$ 内所有点到细胞核质心 $P_i$ 的距离小于等于到其他任意细胞核质心的距离。

[0168] 再次,本申请实施例中,提供了一种采用维诺图获取第三特征集合的方法,通过上述方式,利用维诺图体现细胞核之间的位置关系,从而增加细胞核之间的特征关系,进一步增加了图像处理的信息量,进而提升图像预测的准确度。

[0169] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理方法一个可选实施例中,将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,可以包括:

[0170] 根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,获取T个特征维度所对应的统计结果,其中,T为大于1的整数;

[0171] 根据T个特征维度所对应的统计结果,生成目标对象所对应的融合特征;

[0172] 从目标对象所对应的融合特征中获取Q个元素,其中,Q为大于或等于1;

[0173] 将Q个元素进行拼接处理,得到目标对象所对应的目标融合特征。

[0174] 本实施例中,介绍了一种病理图像处理装置将各个分块图像的特征融合为目标对象整体特征的方法,具体地,假设N为10,即表示整个待处理病理图像被切分为10个分块图像,且每个分块图像具有对应的第一特征集合、第二特征集合和第三特征集合。假设第一特征集合包括特征A、特征B和特征C,第二特征集合包括特征D、特征E和特征F,第三特征集合包括特征G和特征H,由此可见,一共包括8个特征维度,即T为8。

[0175] 基于上述介绍,为了便于说明,请参阅表1,表1为10个分块图像在不同特征维度上的分值,分值的范围可以设置为0至100。

[0176] 表1

[0177]

	特征A	特征B	特征C	特征D	特征E	特征F	特征G	特征H
patch1	51	42	37	44	59	55	43	71
patch2	65	66	91	90	60	99	37	78
patch3	12	98	77	39	29	13	74	2
patch4	10	31	34	36	55	39	73	62
patch5	84	18	33	72	62	57	100	41
patch6	74	11	67	57	87	34	12	69
patch7	23	64	25	18	74	66	19	45
patch8	61	26	93	19	62	65	100	16
patch9	59	17	19	81	30	64	34	48
patch10	36	50	33	16	71	75	54	53

[0178] 由表1可见,patch1至patch10分别表示分块图像1至分块图像10,特征A至特征H即为从每个分块图像上提取的特征,这里以8个特征维度为例进行介绍,然后针对每个特征,

统计分块图像的分布,以特征A为例,假设将0至100分为5个分值段,每个分值段可以称为一个“桶(bin)”,基于不同的分值段对每个分块图像进行划分,请参阅表2,表2为基于特征A对分块图像进行统计的一个结果示意。

[0179] 表2

	特征 A	
	分值段	分块图像
[0180]	[0, 20]	patch3, patch4
	(20, 40]	patch7, patch10
	(40, 60]	patch1, patch9
	(60, 80]	patch2, patch6, patch8
	(80, 100]	patch5
		统计结果
		2
		2
		2
		3
		1

[0181] 由表2可见,对于特征A而言,可以得到不同分值段的统计结果,可以表示为(2,2,2,3,1),类似地,对其他特征也进行统计,从而得到T个特征维度所对应的统计结果,每个特征的统计结果拼接后即可得到目标对象所对应的融合特征,例如,特征A表示为(2,2,2,3,1),特征B表示为(5,2,1,1,1),那么融合特征表示为(2,2,2,3,1,5,2,1,1,1)。

[0182] 需要说明的是,整个待处理病理图像可以被切分为100个分块图像,10000个分块图像又或者其他数量的分块图像。特征维度的数量可以为50,100或者其他数量,且第一特征集合所包括的特征维度,第二特征集合所包括的特征维度以及第三特征集合所包括的特征维度均不做限定。

[0183] 最后从目标对象所对应的融合特征中获取Q个元素,再将Q个元素进行拼接处理,得到目标对象所对应的目标融合特征,比如,从融合特征(2,2,2,3,1,5,2,1,1,1)提取第1个、第2个、第5个、第6个和第7个元素,即得到目标融合特征(2,2,1,5,2),而此时Q取值为5。

[0184] 其次,本申请实施例中,提供了一种将各个分块图像的特征融合为目标对象整体特征的方法,通过上述方式,考虑到待处理病理图像的尺寸较大,难以直接进行整体分析,因此需要将待处理病理图像切割成多个分块图像,再将这些分块图像的特征进行融合,从而得到能够表达患者整体的融合特征,由此提升图像处理的可操作性。

[0185] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理方法一个可选实施例中,根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,获取T个特征维度所对应的统计结果,可以包括:

[0186] 根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,对N个分块图像在T个特征维度上的分布进行统计,得到T个频数分布直方图,其中,特征维度与频数分布直方图具有对应关系;

[0187] 根据T个频数分布直方图中的每个频数分布直方图,生成每个频数分布直方图所对应的统计结果;

[0188] 根据每个频数分布直方图所对应的统计结果,生成T个特征维度所对应的统计结果;

[0189] 根据T个特征维度所对应的统计结果,生成目标对象所对应的融合特征,可以包括:

[0190] 对T个特征维度所对应的统计结果进行拼接处理,得到目标对象所对应的融合特征。

[0191] 本实施例中,介绍了一种病理图像处理装置基于频数分布直方图进行特征统计的方法。具体地,假设N为1000,即表示整个待处理病理图像被切分为1000个分块图像,且每个分块图像具有对应的第一特征集合、第二特征集合和第三特征集合。假设第一特征集合包括特征A,第二特征集合包括特征B,第三特征集合包括特征C,由此可见,一共包括3个特征维度,即T为3。

[0192] 为了便于理解,请参阅图7,图7为本申请实施例中基于不同特征的一个频数分布直方示意图,如图7中的(a)所示,基于特征A在不同分值段分别对1000个分块图像进行分组,从而得的相应的分组结果,基于特征A的统计结果,请参阅表3,表3为基于特征A对1000个分块图像进行统计的一个结果示意。

[0193] 表3

[0194]	特征 A	
	分值段	统计结果
	[0, 20]	50
	(20, 40]	180
	(40, 60]	360
	(60, 80]	310
	(80, 100]	100

[0195] 由此可见,特征A的特征向量表示为(50,180,360,310,100)。

[0196] 请再次参阅图7,如图7中的(b)所示,基于特征B在不同分值段分别对1000个分块图像进行分组,从而得的相应的分组结果,基于特征B的统计结果,请参阅表4,表4为基于特征B对1000个分块图像进行统计的一个结果示意。

[0197] 表4

[0198]	特征 B	
	分值段	统计结果
	[0, 20]	200
	(20, 40]	50
	(40, 60]	100
	(60, 80]	400
	(80, 100]	250

[0199] 由此可见,特征B的特征向量表示为(200,50,100,400,250)。

[0200] 请再次参阅图7,如图7中的(c)所示,基于特征C在不同分值段分别对1000个分块图像进行分组,从而得的相应的分组结果,基于特征C的统计结果,请参阅表5,表5为基于特征C对1000个分块图像进行统计的一个结果示意。

[0201] 表5

[0202]	特征 C	
	分值段	统计结果
	[0, 20]	350
	(20, 40]	220
	(40, 60]	130
	(60, 80]	250
	(80, 100]	50

[0203] 由此可见,特征C的特征向量表示为(350,220,130,250,50)。于是将特征A的特征向量、特征B的特征向量以及特征C的特征向量进行拼接,得到目标对象所对应的融合特征表示为(50,180,360,310,10,200,50,100,400,250,350,220,130,250,50),即融合特征包括15个元素,即此时P为15,接下来需要从融合特征中选择Q元素,假设从融合特征中选择第1个元素、第3个元素、第6个元素、第9个元素、第10个元素以及第13个元素拼接成目标融合特征,即得到(50,360,200,400,250,130),即融合特征包括6个元素,即此时Q为6。

[0204] 需要说明的是,在目标对象特征融合的过程中,除了可以采用频数分布直方图的方式,还可以采用一维的k均值聚类算法(k-means clustering algorithm)、平均值方法、最大值方法、P范数方法或者图卷积等方法。

[0205] 再次,本申请实施例中,提供了一种基于频数分布直方图进行特征统计的方法,通过上述方式,能够更加直观地体现出在不同特征维度上的统计结果,在进行特征融合时,可以基于各个特征的频数分布直方图得到统计结果,由此提升方案的可行性和可操作性。

[0206] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理一个可选实施例中,调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果,可以包括:

[0207] 调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病灶转移概率以及至少一个重要性特征;

[0208] 调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果之后,还可以包括:

[0209] 展示病理分析结果;

[0210] 或,

[0211] 将病理分析结果发送至客户端,以使客户端展示病理分析结果。

[0212] 本实施例中,介绍一种病理分析结果的展示方法,具体地,从融合特征中选择出目标融合特征之后,将该目标融合特征输入至病理图像分析模型,由病理图像分析模型输出病理分析结果,其中,病理分析结果具体可以包括病灶转移概率以及至少一个重要性特征,病灶转移概率可以表示淋巴结转移的概率,至少一个重要性特征表示从T个特征维度中筛选出来的前若干个重要的特征,比如从200个特征维度中筛选出前10个特征,并制成柱状图予以展示。

[0213] 为了便于理解,请参阅图8,图8为本申请实施例中病理分析结果展示界面的一个示意图,如图所示,在自动医疗系统中可以展示患者甲的病理图像,该病理图像具体可以是WSI图像,经过病理图像分析模型之后可以预测出病灶转移概率,并且在界面上展示该病灶

转移概率,如15%。此外,还可以根据信息增益,计算模型所用到特征的重要性,假设取前10个重要性特征,将这些重要性特征按照F分值(F-score)进行排序,生成柱状图。如图8所示,界面上展示有特征2,且特征2的F-score为102。界面上还展示有特征5,且特征5的F-score为94。界面上还展示有特征9,且特征9的F-score为91。界面上还展示有特征4,且特征4的F-score为85。界面上还展示有特征3,且特征3的F-score为81。界面上还展示有特征7,且特征7的F-score为56。界面上还展示有特征0,且特征0的F-score为34。界面上还展示有特征6,且特征6的F-score为2。界面上还展示有特征8,且特征8的F-score为1。

[0214] 在评价重要性特征的时候除了可以采用F-score,还可以采用其他的分值进行评估,例如,准确率、精确率或者召回率等,此处不做限定。

[0215] 需要说明的是,若病理图像处理装置部署于服务器,则服务器可以将病理分析结果发送至客户端,由客户端展示该病理分析结果。若病理图像处理装置部署于医疗设备或者终端设备,则直接由医疗设备或者终端设备展示病理分析结果。

[0216] 其次,本申请实施例中,提供一种病理分析结果的展示方法,通过上述方式,能够将病理分析结果更加直观地展示给医护人员,由此辅助医护人员进行诊断,从而提升方案的实用性和便利性。

[0217] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理方法一个可选实施例中,对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合之后,还可以包括:

[0218] 根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,从N个分块图像中确定至少一个目标分块图像;

[0219] 在待处理的目标对象的病理图像中突出展示至少一个目标分块图像,或,向客户端发送至少一个目标分块图像,以使客户端在待处理的目标对象的病理图像中突出展示至少一个目标分块图像。

[0220] 本实施例中,介绍一种对分块图像的检测结果进行展示的方法,具体地,在采集到N个分块图像之后,可以分别获取每个分块图像所对应的第一特征集合、第二特征集合以及第三特征集合,然后基于这些特征进行分析,比如,基于某个分块图像中第二特征集合所包括的细胞核形态学特征,发现细胞核比较大,那么有可能是细胞核的增殖比较快,通过这一特征可以对淋巴结转移进行解释,即表示这一现象与淋巴结转移有关,于是可以将该分块图像标注出来,便于进行后续的分析。

[0221] 为了便于介绍,请参阅图9,图9为本申请实施例中目标分块图像位置展示界面的一个示意图,如图所示,首先对待处理病理图像分析,并且关联对应的特征解释,比如,细胞核之间的距离较小,则表示细胞核的数量较多,可能存在扩散的情况,又比如,细胞核的纹理较多,则表示可能产生病变。在得到特征解释之后,可以在待处理病理图像的缩略图中可视化这些关键分块图像(即目标分块图像)的位置,如图9所示,假设1号区域用于指示目标分块图像1,2号区域用于指示目标分块图像2,3号区域用于指示目标分块图像3,以此类推。基于这些标注的位置,能够有效辅助医生进行病灶(如结肠直肠癌)切除术前决策。

[0222] 可选地,还可以通过不同的颜色来标记不同特征所对应的目标分块图像,比如,红色框用于标记与细胞核大小相关的区域,蓝色区域用于标记与细胞核纹理相关的区域,此处仅为一个示意图,不应理解为对本申请的限定。

[0223] 需要说明的是,若病理图像处理装置部署于服务器,则服务器可以将病理分析结果发送至客户端,由客户端展示该病理分析结果。若病理图像处理装置部署于医疗设备或者终端设备,则直接由医疗设备或者终端设备展示病理分析结果。

[0224] 其次,本申请实施例中,提供一种对分块图像的检测结果进行展示的方法,通过上述方式,还能够进一步对输出病灶转移的结果进行解释,将解释结果更加直观地展示给医护人员,由此辅助医护人员进行诊断,从而提升方案的实用性和便利性。

[0225] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理方法一个可选实施例中,对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合之后,还可以包括:

[0226] 调用分子分型模型对分块图像集合进行处理,以输出分块图像中每个分块图像所对应的分子分型;

[0227] 对分块图像集合中每个分块图像所对应的分子分型进行统计,得到H个统计计数结果,其中,H为大于1的整数;

[0228] 根据H个统计计数结果确定待处理病理图像所对应的目标分子分型;

[0229] 根据目标分子分型,从待选择病理图像分析模型集合中获取病理图像分析模型,其中,待选择病理图像分析模型集合包括至少一个待选择病理图像分析模型,每个待选择病理图像分析模型对应一类分子分型,且病理图像分析模型对应于目标分子分型。

[0230] 本实施例中,介绍了一种选择使用分子分型模型进行预测的方法,具体地,在获取待处理病理图像中的分块图像集合之后,将每个分块图像输入至分子分型模型,由此输出每个分块图像所对应的分子分型。假设N等于1000,H等于4,即共有1000个分块图像,且共有4种分子分型(分别为分子分型C1、分子分型C2、分子分型C3和分子分型C4),将每个分块图像输入至分子分型模型,然后得到1000个分子分型,假设经过统计之后得到,有500个分块图像预测为分子分型C1,有300个分块图像预测为分子分型C2,有100个分块图像预测为分子分型C3,有100个分块图像预测为分子分型C4,因此,可以判定该待处理病理图像所对应的目标分子分型为分子分型C1。于是选择分子分型C1所对应的病理图像分析模型,作为后续使用的病理图像分析模型。

[0231] 以结直肠癌分子分型为例,分子分型C1为免疫型,分子分型C2为经典型,分子分型C3为代谢型,分子分型C4为间质型。可以理解的是,如果针对其他癌症类型,其分子分型的类型也可以为其他类型,此次不做限定。

[0232] 具体地,先获取患者的待处理病理图像,然后基于该待处理病理图像,可以通过自动识别的方式提取ROI区域,或者,由医生勾画出癌症区域作为ROI区域,然后将已勾画ROI区域的待处理病理图像输入至分子分型模型,由分子分型模型输出待处理病理图像中每个分块图像的分子分型,经过统计后得到目标分子分型。具体地,假设目标分子分型为C1,则采用病理图像分析模型A进行淋巴结转移预测的分析,进而得到病理分析结果1。假设目标分子分型为C2,则采用病理图像分析模型B进行淋巴结转移预测的分析,进而得到病理分析结果2。假设目标分子分型为C3,则采用病理图像分析模型C进行淋巴结转移预测的分析,进而得到病理分析结果3。假设目标分子分型为C4,则采用病理图像分析模型D进行淋巴结转移预测的分析,进而得到病理分析结果4。

[0233] 基于上述介绍,在分子分型模型的预测阶段,请参阅图10,图10为本申请实施例中

基于分子分型模型进行图像识别的一个流程示意图,如图所示,假设患者的待处理病理图像为WSI图像,医生勾画出癌症区域作为ROI区域,然后将标注有ROI区域的WSI图像在20倍率下,通过滑窗法切取 $512 \times 512$ 的分块图像,通过已经训练好的分子分型模型(如InceptionV3模型),预测每一个分块图像的分类,并进行记录。将患者WSI中所有patch的分类进行计数,投票选出占比最大的分子分型,作为最终预测患者的目标分子分型,其中,图10所示的分子分型C1最大,因此,该患者的目标分子分型为C1。

[0234] 基于上述介绍,在分子分型模型的训练阶段,请参阅图11,图11为本申请实施例中基于分子分型模型进行模型训练的一个流程示意图,如图所示,采集大量的待训练病理图像,待训练病理图像为WSI图像,医生勾画出癌症区域作为ROI区域,然后将标注有ROI区域的WSI图像在20倍率下,通过滑窗法切取 $512 \times 512$ 的分块图像,将已知的患者分子分型标签,作为每个分块图像的标签,比如分块图像1的标签为分子分型C1,分块图像2的标签为分子分型C2。将待训练病理图像集合中切出的分块图像输入至待训练的分子分型模型,最终输出4种分子分型的预测结果。以标注的分子分型与预测的分子分型之间的交叉熵作为损失函数,训练调优至待训练的分子分型模型收敛,使之具有较好的分子分型模型准确度。

[0235] 至此,分子分型模型的训练结束,考虑到病灶具有四种分子分型,而不同分子分型所转录表达的蛋白不同,引起的细胞信号通路激活不同,进而行使不同的分子功能,最终体现在表型的差异。因此可以通过WSI图像对病灶的分子分型进行预测,而分子分型的结果可辅助后续病理图像分析模型的预测,针对性训练优化以及预测,即通过分子分型可以将基因型异质性的患者分开,进而有针对性的预测。

[0236] 其次,本申请实施例中,提供一种选择使用分子分型模型进行预测的方法,通过上述方式,能够将病灶细分为四种分子分型,针对每种分子分型单独训练病理图像分析模型,从而更有针对性地对淋巴结转移进行预测,提升了预测的准确性。

[0237] 可选地,在上述图4对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的基于深度学习的病理图像处理的一个可选实施例中,对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,可以包括:

[0238] 从待处理的目标对象的病理图像中提取感兴趣ROI区域;

[0239] 通过滑窗法从ROI区域中获取分块图像集合。

[0240] 本实施例中,介绍一种针对ROI区域进行图像分块的方法,具体地,先获取患者的待处理病理图像,该待处理病理图像可以为WSI图像,可选地,该待处理病理图像还可以是显微镜10倍镜下视野中的照片,或者是显微镜20倍镜下视野中的照片,或者是显微镜40倍镜下视野中的照片,此处不做限定。

[0241] 然后由医生手工在待处理病理图像中勾画出ROI区域,可选地,还可以使用基于深度学习的腺癌分割模型的预测结果生成ROI区域。基于已经选择好的ROI区域进行分割,从而得到分块图像集合。

[0242] 为了便于理解,请参阅图12,图12为本申请实施例中基于病理图像分析模型进行图像识别的一个流程示意图,如图所示,首先采集到患者的待处理病理图像,然后根据ROI区域采用滑窗法切割出 $512 \times 512$ 尺寸的分块图像,再对每个分块图像进行特征提取,从而得到第一特征集合、第二特征集合和第三特征集合。基于每个图像的各个特征集合进行统计,得到融合特征,再从融合特征中提取目标融合特征作为目标对象的最终特征,最后,将

目标融合特征输入至病理图像分析模型中,由病理图像分析模型输出病理分析结果。该病理图像分析模型包括分类器,需要说明的是,分类器包含但不仅限于XGBoost、逻辑回归、支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)以及多层感知机(Multilayer Perceptron,MLP)等机器学习和深度学习模型。

[0243] 以结直肠癌预测为例,针对结直肠癌患者的WSI图像,选取20倍率下 $512 \times 512$ 的分块图像,这一分块图像内包含一定组织结构,同时也包含细胞信息。于是同时提取分块图像中整体结构和细胞核特征,可以通过color deconvolution分开苏木精染色通道和伊红染色通道,在每个通道进行多种特征提取,表征细胞的核分裂象和核深染等癌细胞异型性。而细胞位置与组织结构之间的关系,例如肿瘤出芽,也可能由整体分块图像层面提取特征所学习到。以上特征具有重要意义,综合起来可以反映出癌细胞的侵袭性,侵袭性越高的癌细胞,越有可能突破肠膜,引发肠系淋巴结转移。通过整个WSI图像所有分块图像的采样和统计,反映整体WSI图像的信息,从而通过统计检验提取出显著差异特征,利用基于树的XGBoost分类器预测淋巴结转移概率。

[0244] 再次,本申请实施例中,提供一种针对ROI区域进行图像分块的方法,通过上述方式,可以从整个WSI图像中先选择ROI区域,再对ROI区域进行切分处理,这样可以减少数据处理量,只针对ROI区域仅识别和处理,从而提升预测效率。

[0245] 为了便于理解,请参阅图13,图13为本申请实施例中基于深度学习的病理图像处理一个流程示意图,如图所示,具体可以分为三个部分,分别为分子分型模型的训练部分、病理图像分析模型的训练部分以及利用分子分型模型和病理图像分析模型进行预测部分,下面将分别进行介绍。

[0246] 病理图像分析模型的训练部分包括:

[0247] 在步骤C1中,获取待训练病理图像集合,其中,待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

[0248] 在步骤C2中,针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,M为大于或等于1的图像;

[0249] 在步骤C3中,针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0250] 在步骤C4中,针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

[0251] 在步骤C5中,针对待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

[0252] 在步骤C6中,基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型;

[0253] 分子分型模型的训练部分包括:



[0254] 在步骤D1中,获取待训练病理图像集合,其中,每个待训练病理图像具有已标注分子分型;

[0255] 在步骤D2中,针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取每个待训练病理图像所对应的待训练分块图像集合,其中,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,M为大于或等于1的图像;

[0256] 在步骤D3中,针对每个待训练病理图像所对应的待训练分块图像集合,调用待训练分子分型模型对待训练分块图像集合进行处理,以输出待训练分块图像集合中每个分块图像所对应的分子分型;

[0257] 在步骤D4中,对分块图像集合中每个分块图像所对应的分子分型进行统计,得到H个统计计数结果,其中,H为大于1的整数;

[0258] 在步骤D5中,根据H个统计计数结果确定待处理病理图像所对应的预测分子分型;

[0259] 在步骤D6中,基于每个待训练病理图像所对应的预测分子分型,采用损失函数对待训练分子分型模型进行训练,得到分子分型模型。

[0260] 利用分子分型模型和病理图像分析模型进行预测部分包括:

[0261] 在步骤S1中,获取待处理的目标对象的病理图像;

[0262] 在步骤S2中,对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0263] 在步骤S3中,调用分子分型模型对分块图像集合进行处理,以输出分块图像中每个分块图像所对应的分子分型;

[0264] 在步骤S4中,对分块图像集合中每个分块图像所对应的分子分型进行统计,得到H个统计计数结果,其中,H为大于1的整数;

[0265] 在步骤S5中,根据H个统计计数结果确定待处理病理图像所对应的目标分子分型;

[0266] 在步骤S6中,根据目标分子分型,从待选择病理图像分析模型集合中获取病理图像分析模型,其中,待选择病理图像分析模型集合包括至少一个待选择病理图像分析模型,每个待选择病理图像分析模型对应一类分子分型,且病理图像分析模型对应于目标分子分型;

[0267] 在步骤S7中,对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0268] 在步骤S8中,将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0269] 在步骤S9中,调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0270] 结合上述介绍,请参阅图14,本申请实施例中模型训练方法一个实施例包括:

[0271] 201、获取待训练病理图像集合,其中,待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

[0272] 本实施例中,模型训练装置获取待训练病理图像集合,具体地,待训练病理图像集

合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像,其中,正样本病理图像和负样本病理图像均可以是WSI图像,WSI图像通常具有较大的尺寸,因此,需要对该类尺寸较大的待处理病理图像进行切分处理,得到分块图像集合。正样本病理图像表示患病情况下的病理图像,负样本病理图像表示正常情况下的病理图像。

[0273] 需要说明的是,模型训练装置可以部署于服务器或者计算能力较强的终端设备,本申请不作限定。

[0274] 202、针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,M为大于或等于1的图像;

[0275] 本实施例中,模型训练装置针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合。即,无论是正样本病理图像还是负样本病理图像,都是待训练病理图像,于是需要对每个待训练病理图像进行分割,从而得到待训练分块图像集合,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像。

[0276] 在实际情况下,分块图像集合可以是对待训练分块图像进行全采样,也可以对待训练分块图像进行随机采样。

[0277] 203、针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0278] 本实施例中,模型训练装置针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据每个待训练病理图像所对应的待训练分块图像集合,获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合。

[0279] 其中,第一待训练特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,即第一待训练特征集合中所包括的特征主要是从分块图像层面上提取的特征。第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,即第二待训练特征集合中所包括的特征主要是从细胞核层面上提取的特征。第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征,即第三待训练特征集合中所包括的特征主要是基于多个细胞核之间的位置关系提取的特征。

[0280] 204、针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

[0281] 本实施例中,模型训练装置针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,对分块图像集合中每个分块图像所对应的第一待训练特征集合、第二待训练特征集合以及第三待训练特征集合进行聚合处理,也就是将一个待训练病理图像中M个分块图像的各个特征进行统计,从而得到基于同一个对象所对应的融合特征,其中,待训练病理图像即为从该对象上采集到的病理图像,该对象可以是患者或者其他活体组织。

[0282] 205、针对待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

[0283] 本实施例中,模型训练装置将待训练病理图像集合中患者的每一维度特征进行统计学检验,即计算已转移和未转移样本之间斯米尔诺夫(Kolmogorov-Smirnov,KS)校验的p

值,再将p值小于预设阈值的待训练融合特征作为最终的待训练目标融合特征,然后输入至分类器。

[0284] 具体地,假设存在100例已转移样本以及100例未转移样本,且假设100例已转移样本来自一个分布,100例未转移样本也来自一个分布,通过假设检验,验证这两组数据是否来自同一个分布,如果显著不同,则认为这两组数据在当前的特征上是可以区分出来的,这一特征就可以保留,按照这种方式遍历所有的待训练融合特征,从而选择出待训练目标融合特征。

[0285] 可选地,还可以采用方差分析 (Analysis of Variance, ANOVA) 检验、T检验或者曼-惠特尼U检验 (MannWhitneyU) 等其他统计学检验方法,此处不做限定。

[0286] 206、基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型。

[0287] 本实施例中,模型训练装置基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,将每个待训练目标融合特征输入至待训练病理图像分析模型进行训练,其中,该待训练病理图像分析模型包括分类器,需要说明的是,分类器包含但不仅限于XGBoost、逻辑回归、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 以及多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP) 等机器学习和深度学习模型。

[0288] 具体地,如果选择树模型作为基分类器,可以将特征输入XGBoost,将损失函数确定为二分类的交叉熵函数,采用的评估指标为接收者操作特征曲线 (receiver operating characteristic curve, ROC) -ROC曲线下方的面积大小 (Area Under Curve, AUC),早停次数设置为50步,通过交叉验证确定树的最优颗数,从而得到病理图像分析模型。

[0289] 需要说明的是,本申请使用的待训练病理图像以及待处理病理图像为独立同分布 (independent and identically distributed, IID),这样的话,基于训练集的训练出来的模型,在测试集上有类似的效果。

[0290] 本申请实施例中,提供了一种模型训练方法,通过上述方式,能够训练得到病理图像分析模型,从而可以在淋巴结转移的早期进行预测,辅助医生术前决策,实施起来可以更好地支持结直肠癌淋巴结转移预测和术前决策,从而更加精确地提供医疗解决方案,最终降低复发转移风险,提升患者生活质量。

[0291] 下面对本申请中的病理图像处理装置进行详细描述,请参阅图15,图15为本申请实施例中基于深度学习的病理图像处理装置一个实施例示意图,病理图像处理装置30包括:

[0292] 获取模块301,用于获取待处理的目标对象的病理图像;

[0293] 获取模块301,还用于对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0294] 处理模块302,用于对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0295] 生成模块303,用于将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特

征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0296] 输出模块304,用于调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0297] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0298] 处理模块302,具体用于根据分块图像集合获取苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,其中,苏木精染色图像集合包括N个苏木精染色图像,伊红染色图像集合包括N个伊红染色图像,苏木精染色图像与分块图像具有对应关系,伊红染色图像与分块图像具有对应关系;

[0299] 根据分块图像集合获取细胞核图像集合,其中,细胞核图像集合包括N个细胞核图像,细胞核图像与分块图像具有对应关系;

[0300] 根据苏木精染色图像集合以及伊红染色图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第一特征集合;

[0301] 根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第二特征集合;

[0302] 根据细胞核图像集合,获取分块图像集合所对应的N个第三特征集合。

[0303] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0304] 处理模块302,具体用于根据细胞核图像集合,获取每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置;

[0305] 根据细胞核图像集合中每个细胞核图像所对应的细胞核质心位置,生成每个细胞核图像所对应的维诺图;

[0306] 根据细胞核图像集合中每个细胞核图像所对应的维诺图,获取N个第三特征集合。

[0307] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0308] 生成模块303,具体用于根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,获取T个特征维度所对应的统计结果,其中,T为大于1的整数;

[0309] 根据T个特征维度所对应的统计结果,生成目标对象所对应的融合特征;

[0310] 从目标对象所对应的融合特征中获取Q个元素,其中,Q为大于或等于1;

[0311] 将Q个元素进行拼接处理,得到目标对象所对应的目标融合特征。

[0312] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0313] 生成模块303,具体用于根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,对N个分块图像在T个特征维度上的分布进行统计,得到T个频数分布直方图,其中,特征维度与频数分布直方图具有对应关系;

[0314] 根据T个频数分布直方图中的每个频数分布直方图,生成每个频数分布直方图所对应的统计结果;

[0315] 根据每个频数分布直方图所对应的统计结果,生成T个特征维度所对应的统计结果;

[0316] 对T个特征维度所对应的统计结果进行拼接处理,得到目标对象所对应的融合特

征。

[0317] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0318] 输出模块304,具体用于调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病灶转移概率以及至少一个重要性特征;

[0319] 处理模块,还用于在输出模块调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果之后,展示病理分析结果;

[0320] 或,

[0321] 将病理分析结果发送至客户端,以使客户端展示病理分析结果。

[0322] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0323] 获取模块301,还用于在处理模块对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合之后,根据N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,从N个分块图像中确定至少一个目标分块图像;

[0324] 处理模块302,还用于在待处理的目标对象的病理图像中突出展示至少一个目标分块图像,或,向客户端发送至少一个目标分块图像,以使客户端在待处理的目标对象的病理图像中突出展示至少一个目标分块图像。

[0325] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0326] 输出模块304,还用于处理模块对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合之后,调用分子分型模型对分块图像集合进行处理,以输出分块图像中每个分块图像所对应的分子分型;

[0327] 处理模块302,还用于对分块图像集合中每个分块图像所对应的分子分型进行统计,得到H个统计计数结果,其中,H为大于1的整数;

[0328] 获取模块301,还用于根据H个统计计数结果确定待处理病理图像所对应的目标分子分型;

[0329] 获取模块301,还用于根据目标分子分型,从待选择病理图像分析模型集合中获取病理图像分析模型,其中,待选择病理图像分析模型集合包括至少一个待选择病理图像分析模型,每个待选择病理图像分析模型对应一类分子分型,且病理图像分析模型对应于目标分子分型。

[0330] 可选地,在上述图15所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的病理图像处理装置30的另一实施例中,

[0331] 获取模块301,具体用于从待处理的目标对象的病理图像中提取感兴趣ROI区域;

[0332] 通过滑窗法从ROI区域中获取分块图像集合。

[0333] 下面对本申请中的模型训练装置进行详细描述,请参阅图16,图16为本申请实施例中模型训练装置一个实施例示意图,模型训练装置40包括:

[0334] 获取模块401,用于获取待训练病理图像集合,其中,待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

[0335] 获取模块401,还用于针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待

训练分块图像集合,其中,待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,M为大于或等于1的图像;

[0336] 获取模块401,还用于针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0337] 生成模块402,用于针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

[0338] 确定模块403,用于针对待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

[0339] 训练模块404,用于基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型,其中,病理图像分析模型为基于深度学习的病理图像处理方法的模型。

[0340] 本申请实施例还提供了另一种病理图像处理装置,该病理图像处理装置部署于终端设备,如图17所示,为了便于说明,仅示出了与本申请实施例相关的部分,具体技术细节未揭示的,请参照本申请实施例方法部分。该终端设备可以为包括手机、平板电脑、个人数字助理(Personal Digital Assistant,PDA)、销售终端设备(Point of Sales,POS)、车载电脑等任意终端设备,以终端设备为手机为例:

[0341] 图17示出的是与本申请实施例提供的终端设备相关的手机的部分结构的框图。参考图17,手机包括:射频(Radio Frequency,RF)电路510、存储器520、输入单元530、显示单元540、传感器550、音频电路560、无线保真(wireless fidelity,WiFi)模块570、处理器580、以及电源590等部件。本领域技术人员可以理解,图17中示出的手机结构并不构成对手机的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0342] 下面结合图17对手机的各个构成部件进行具体的介绍:

[0343] RF电路510可用于收发信息或通话过程中,信号的接收和发送,特别地,将基站的下行信息接收后,给处理器580处理;另外,将设计上行的数据发送给基站。通常,RF电路510包括但不限于天线、至少一个放大器、收发信机、耦合器、低噪声放大器(Low Noise Amplifier,LNA)、双工器等。此外,RF电路510还可以通过无线通信与网络和其他设备通信。上述无线通信可以使用任一通信标准或协议,包括但不限于全球移动通讯系统(Global System of Mobile communication,GSM)、通用分组无线服务(General Packet Radio Service,GPRS)、码分多址(Code Division Multiple Access,CDMA)、宽带码分多址(Wideband Code Division Multiple Access,WCDMA)、长期演进(Long Term Evolution,LTE)、电子邮件、短消息服务(Short Messaging Service,SMS)等。

[0344] 存储器520可用于存储软件程序以及模块,处理器580通过运行存储在存储器520的软件程序以及模块,从而执行手机的各种功能应用以及数据处理。存储器520可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序(比如声音播放功能、图像播放功能等)等;存储数据区可存储根据手机的使用所创建的

数据(比如音频数据、电话本等)等。此外,存储器520可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

[0345] 输入单元530可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与手机的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。具体地,输入单元530可包括触控面板531以及其他输入设备532。触控面板531,也称为触摸屏,可收集用户在其上或附近的触摸操作(比如用户使用手指、触笔等任何适合的物体或附件在触控面板531上或在触控面板531附近的操作),并根据预先设定的程式驱动相应的连接装置。可选的,触控面板531可包括触摸检测装置和触摸控制器两个部分。其中,触摸检测装置检测用户的触摸方位,并检测触摸操作带来的信号,将信号传送给触摸控制器;触摸控制器从触摸检测装置上接收触摸信息,并将它转换成触点坐标,再送给处理器580,并能接收处理器580发来的命令并加以执行。此外,可以采用电阻式、电容式、红外线以及表面声波等多种类型实现触控面板531。除了触控面板531,输入单元530还可以包括其他输入设备532。具体地,其他输入设备532可以包括但不限于物理键盘、功能键(比如音量控制按键、开关按键等)、轨迹球、鼠标、操作杆等中的一种或多种。

[0346] 显示单元540可用于显示由用户输入的信息或提供给用户的信息以及手机的各种菜单。显示单元540可包括显示面板541,可选的,可以采用液晶显示器(Liquid Crystal Display, LCD)、有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode, OLED)等形式来配置显示面板541。进一步的,触控面板531可覆盖显示面板541,当触控面板531检测到在其上或附近的触摸操作后,传送给处理器580以确定触摸事件的类型,随后处理器580根据触摸事件的类型在显示面板541上提供相应的视觉输出。虽然在图17中,触控面板531与显示面板541是作为两个独立的部件来实现手机的输入和输入功能,但是在某些实施例中,可以将触控面板531与显示面板541集成而实现手机的输入和输出功能。

[0347] 手机还可包括至少一种传感器550,比如光传感器、运动传感器以及其他传感器。具体地,光传感器可包括环境光传感器及接近传感器,其中,环境光传感器可根据环境光线的明暗来调节显示面板541的亮度,接近传感器可在手机移动到耳边时,关闭显示面板541和/或背光。作为运动传感器的一种,加速计传感器可检测各个方向上(一般为三轴)加速度的大小,静止时可检测出重力的大小及方向,可用于识别手机姿态的应用(比如横竖屏切换、相关游戏、磁力计姿态校准)、振动识别相关功能(比如计步器、敲击)等;至于手机还可配置的陀螺仪、气压计、湿度计、温度计、红外线传感器等其他传感器,在此不再赘述。

[0348] 音频电路560、扬声器561,传声器562可提供用户与手机之间的音频接口。音频电路560可将接收到的音频数据转换后的电信号,传输到扬声器561,由扬声器561转换为声音信号输出;另一方面,传声器562将收集的声音信号转换为电信号,由音频电路560接收后转换为音频数据,再将音频数据输出处理器580处理后,经RF电路510以发送给比如另一手机,或者将音频数据输出至存储器520以便进一步处理。

[0349] WiFi属于短距离无线传输技术,手机通过WiFi模块570可以帮助用户收发电子邮件、浏览网页和访问流式媒体等,它为用户提供了无线的宽带互联网访问。虽然图17示出了WiFi模块570,但是可以理解的是,其并不属于手机的必须构成,完全可以根据需要在不改变发明的本质的范围内而省略。

[0350] 处理器580是手机的控制中心,利用各种接口和线路连接整个手机的各个部分,通

过运行或执行存储在存储器520内的软件程序和/或模块,以及调用存储在存储器520内的数据,执行手机的各种功能和处理数据,从而对手机进行整体监控。可选的,处理器580可包括一个或多个处理单元;可选的,处理器580可集成应用处理器和调制解调处理器,其中,应用处理器主要处理操作系统、用户界面和应用程序等,调制解调处理器主要处理无线通信。可以理解的是,上述调制解调处理器也可以不集成到处理器580中。

[0351] 手机还包括给各个部件供电的电源590(比如电池),可选的,电源可以通过电源管理系统与处理器580逻辑相连,从而通过电源管理系统实现管理充电、放电、以及功耗管理等功能。

[0352] 尽管未示出,手机还可以包括摄像头、蓝牙模块等,在此不再赘述。

[0353] 在本申请实施例中,该终端设备所包括的处理器580还具有以下功能:

[0354] 获取待处理的目标对象的病理图像;

[0355] 对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0356] 对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0357] 将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0358] 调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0359] 本申请实施例还提供了另一种模型训练装置,该模型训练装置部署于服务器,图18是本申请实施例提供的一种服务器结构示意图,该服务器600可因配置或性能不同而产生比较大的差异,可以包括一个或一个以上中央处理器(central processing units,CPU)622(例如,一个或一个以上处理器)和存储器632,一个或一个以上存储应用程序642或数据644的存储介质630(例如一个或一个以上海量存储设备)。其中,存储器632和存储介质630可以是短暂存储或持久存储。存储在存储介质630的程序可以包括一个或一个以上模块(图示没标出),每个模块可以包括对服务器中的一系列指令操作。更进一步地,中央处理器622可以设置为与存储介质630通信,在服务器600上执行存储介质630中的一系列指令操作。

[0360] 服务器600还可以包括一个或一个以上电源626,一个或一个以上有线或无线网络接口650,一个或一个以上输入输出接口658,和/或,一个或一个以上操作系统641,例如Windows Server™,Mac OS X™,Unix™,Linux™,FreeBSD™等等。

[0361] 上述实施例中由服务器所执行的步骤可以基于该图18所示的服务器结构。

[0362] 获取待训练病理图像集合,其中,待训练病理图像集合包括至少一个正样本病理图像以及至少一个负样本病理图像;

[0363] 针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,获取待训练分块图像集合,其中,待训练病理图像属于正样本病理图像或负样本病理图像,待训练分块图像集合包括M个待训练分块图像,M为大于或等于1的图像;



[0364] 针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据待训练分块图像集合获取M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,其中,第一待训练特征集合包括至少一个与待训练分块图像形态关联的特征,第二待训练特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三待训练特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0365] 针对待训练病理图像集合中的每个待训练病理图像,根据M个第一待训练特征集合、M个第二待训练特征集合以及M个第三待训练特征集合,生成待训练融合特征;

[0366] 针对待训练病理图像集合,根据每个待训练病理图像所对应的待训练融合特征,确定待训练目标融合特征;

[0367] 基于每个待训练病理图像所对应的待训练目标融合特征,采用损失函数对待训练病理图像分析模型进行训练,得到病理图像分析模型。

[0368] 图19是示出本申请的实施方式的医疗系统70的结构图。本实施方式的医疗系统70是用于支援内窥镜业务的系统。医疗系统70具有探头701、处理器702、显示器703、电路704以及接口705。医疗系统70能够与终端设备协同工作。探头701具体可以是内窥镜探头,可以插入食道、胃肠、支气管等,进行实时扫描成像。通过使用内窥镜探头,医生能清楚地鉴别肿瘤生长层次、浸润深度。此外,内窥镜探头还可应用于肠道附近的脏器成像,在胰腺、胆管、胆囊的病变诊断中发挥作用。

[0369] 处理器702用于对探头701拍摄到的内窥镜图像进行识别,生成识别结果。显示器703根据处理器702输入的影像信号显示病灶识别结果,该病灶识别结果具体是影像结果,可实时显示由探头701进行摄像而得到的影像。电路704用于连接医疗系统70中的各个模块,并且提供电信号,以使医疗系统70内部能够正常工作,并且能够与终端设备建立通信连接。

[0370] 医疗系统70可以直接将采集到的内窥镜图像进行识别和处理,也可以通过接口705向终端设备发送采集到的内窥镜图像,由终端设备对内窥镜图像进行识别和处理。终端设备能够基于医疗系统70发送的病灶识别结果,制作电子病历、药方或者直接打印出来等。在本申请实施例中,该医疗系统所包括的处理器702还具有以下功能:

[0371] 获取待处理的目标对象的病理图像;

[0372] 对待处理的目标对象的病理图像进行分块处理,以得到分块图像集合,其中,分块图像集合包括N个分块图像,N为大于或等于1的图像;

[0373] 对分块图像集合进行特征分类提取处理,得到N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合,其中,第一特征集合包括至少一个与分块图像形态关联的特征,第二特征集合包括至少一个与细胞核形态关联的特征,第三特征集合包括至少一个与细胞核位置关联的特征;

[0374] 将经分类提取处理后的N个第一特征集合、N个第二特征集合以及N个第三特征集合按预设规则进行特征融合处理,生成与目标对象所对应的目标融合特征,其中,融合特征包括P个元素,P为大于1的整数;

[0375] 调用病理图像分析模型对目标融合特征进行分析处理,以输出待处理的目标对象的病理分析结果。

[0376] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,

装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0377] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0378] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0379] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0380] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(read-only memory, ROM)、随机存取存储器(random access memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0381] 以上所述,以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。

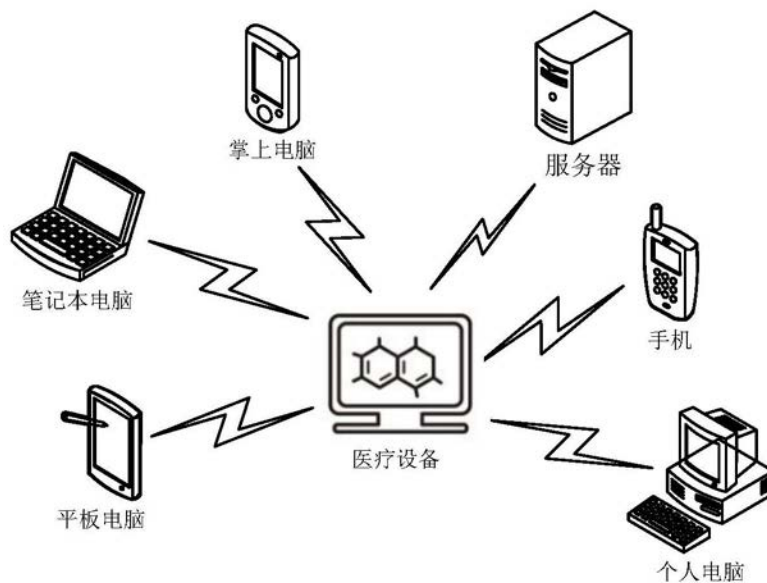


图1

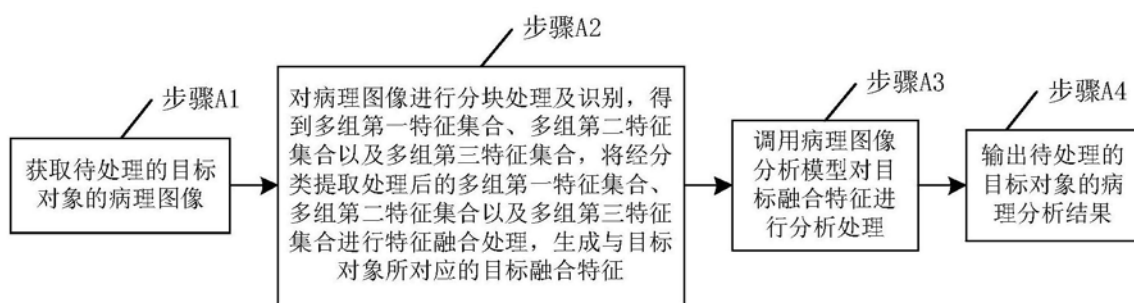


图2

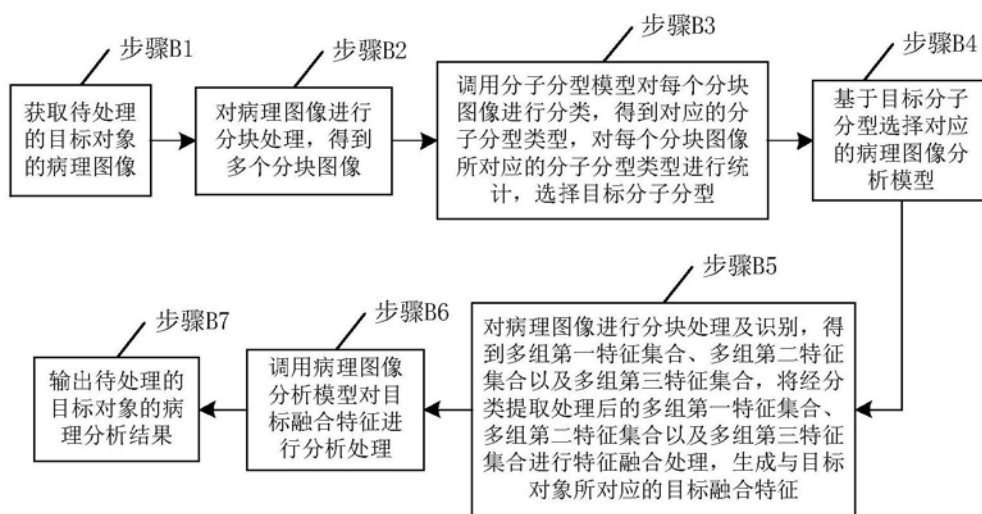


图3

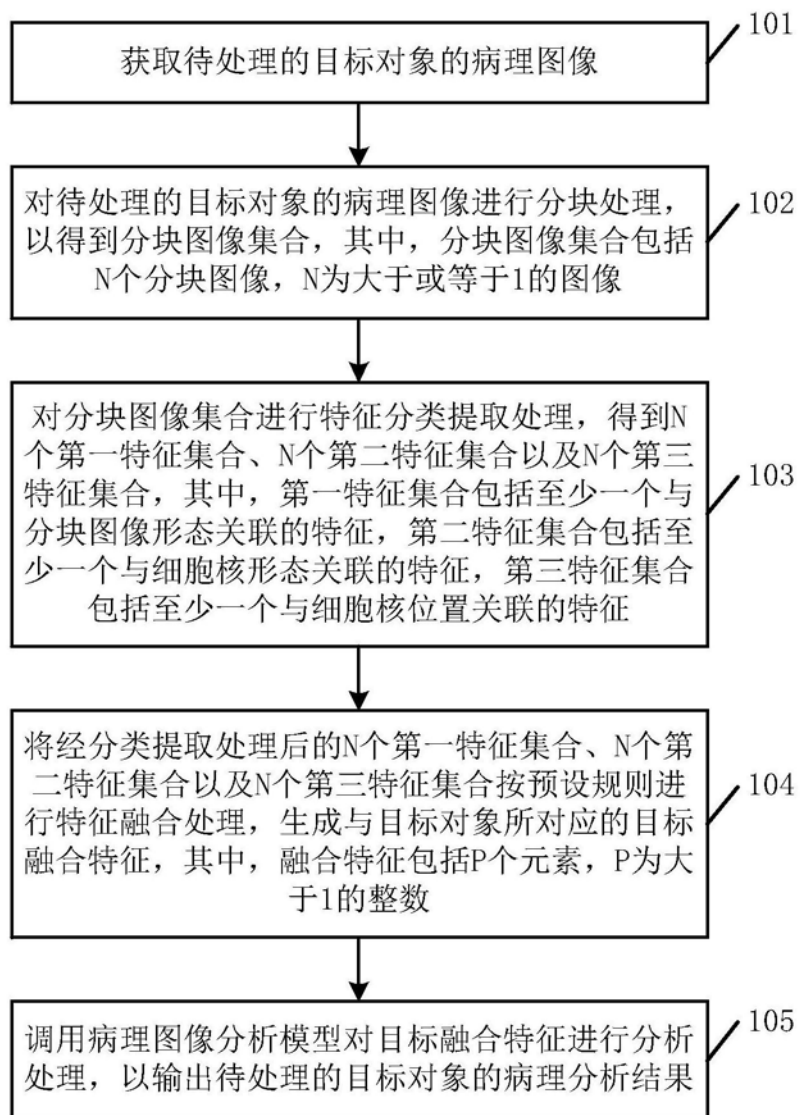


图4

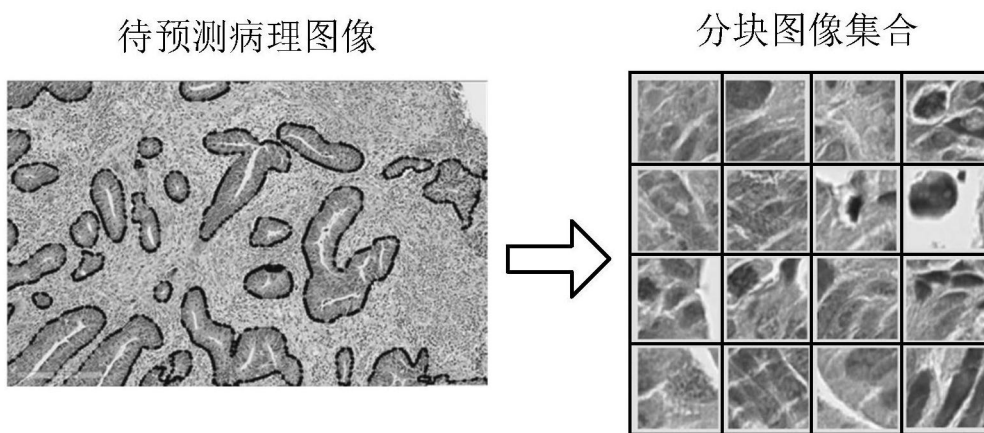
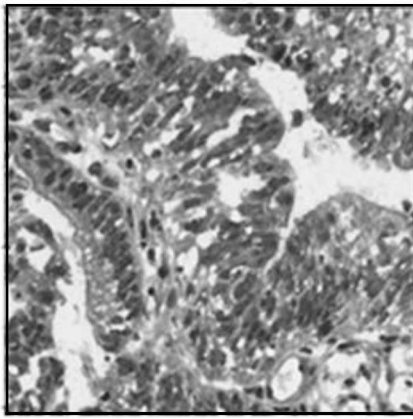
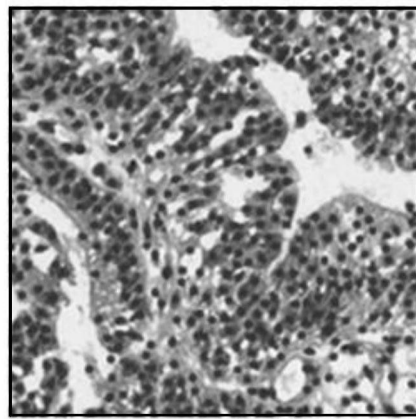


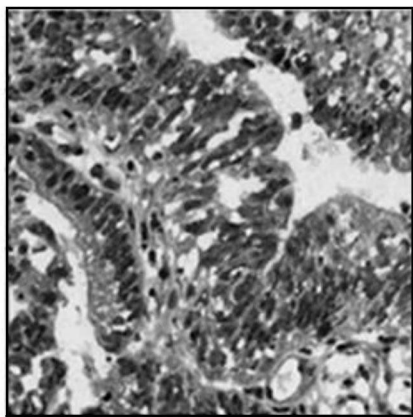
图5



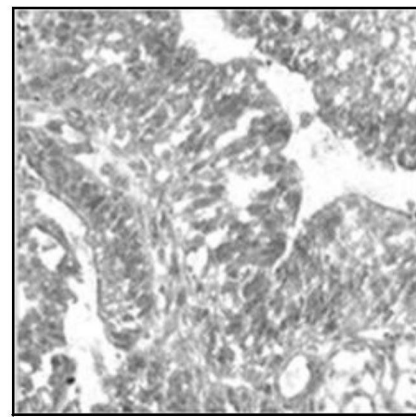
分块图像



细胞核图像



苏木精染色图像



伊红染色图像

图6

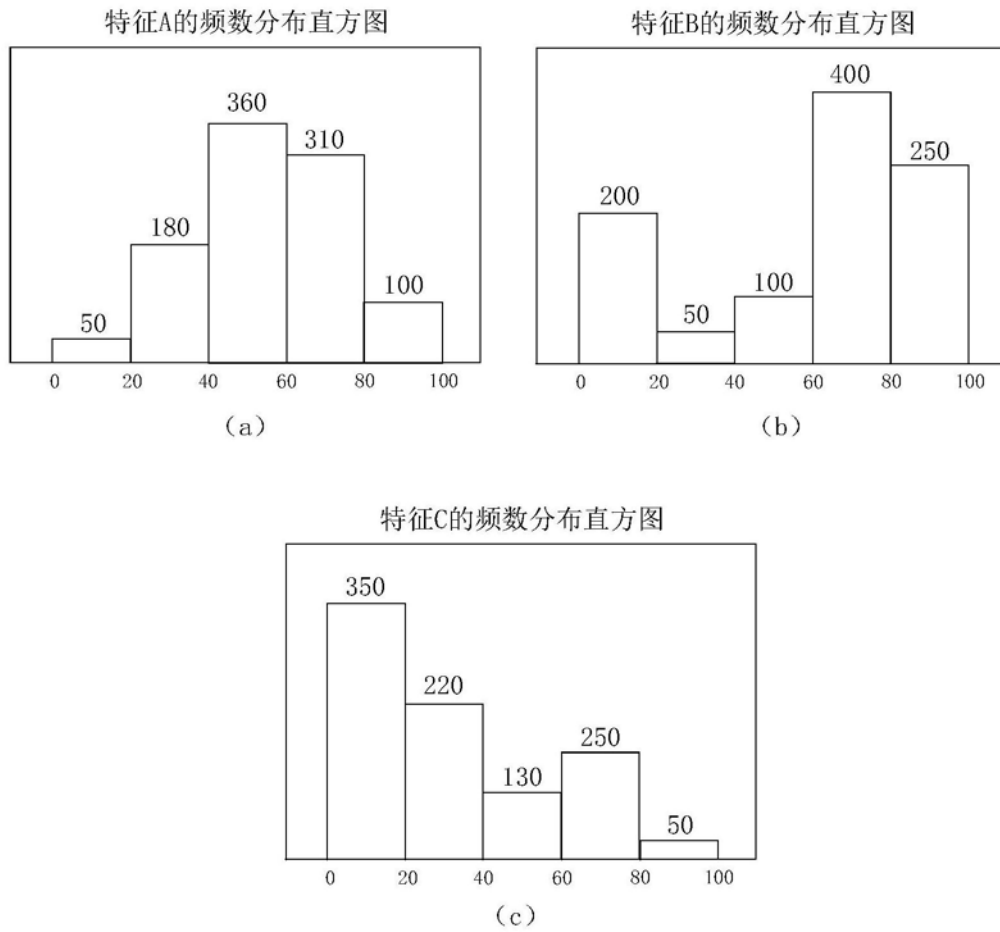


图7

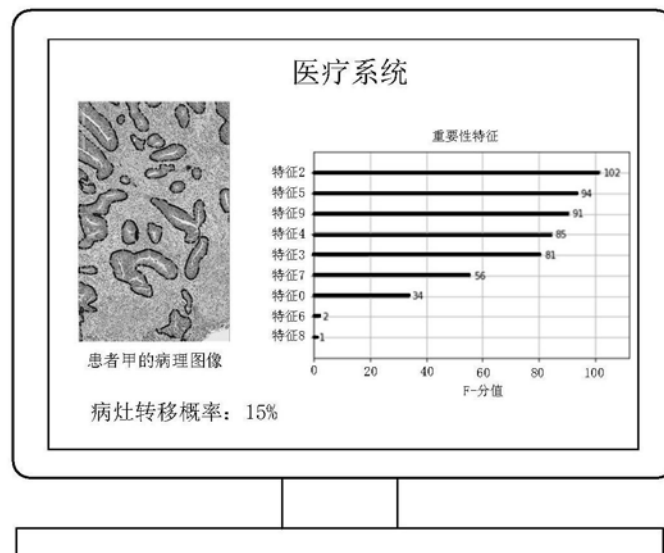


图8

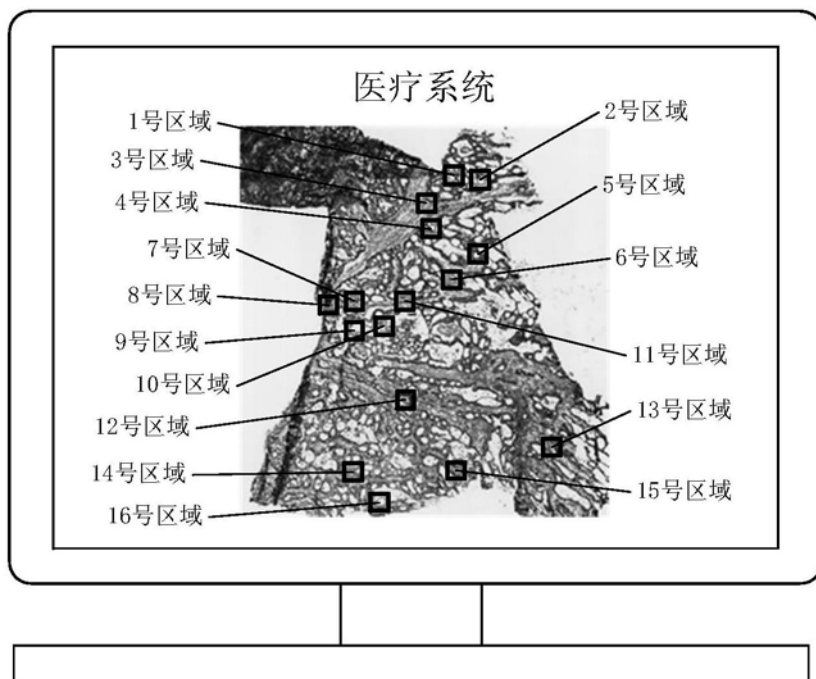


图9

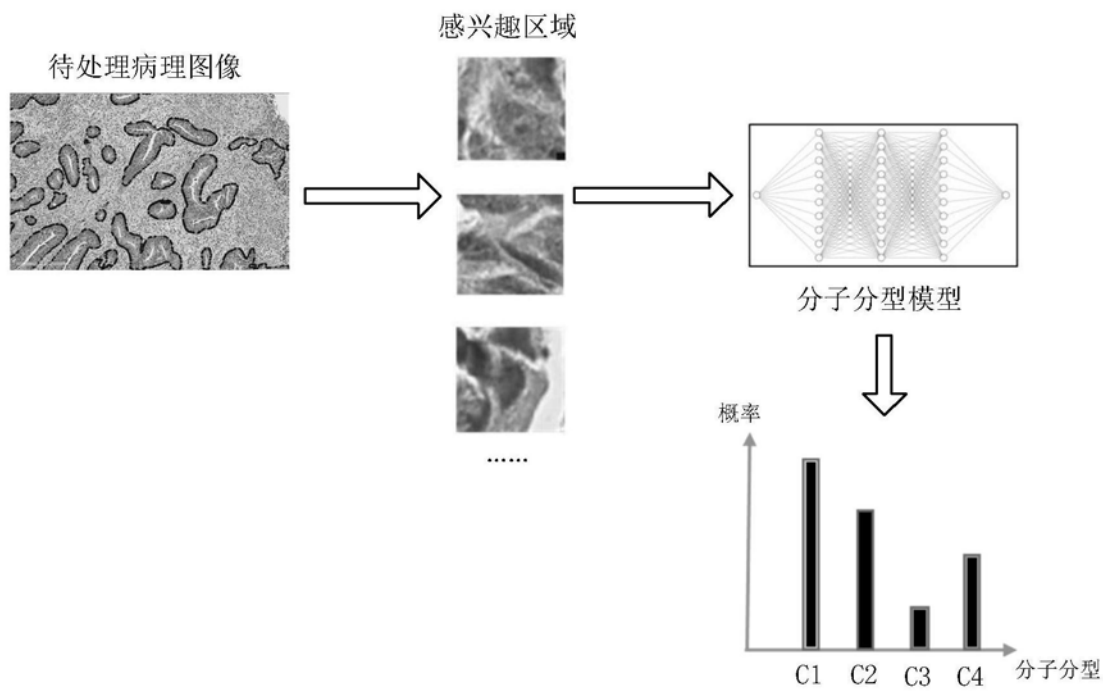


图10

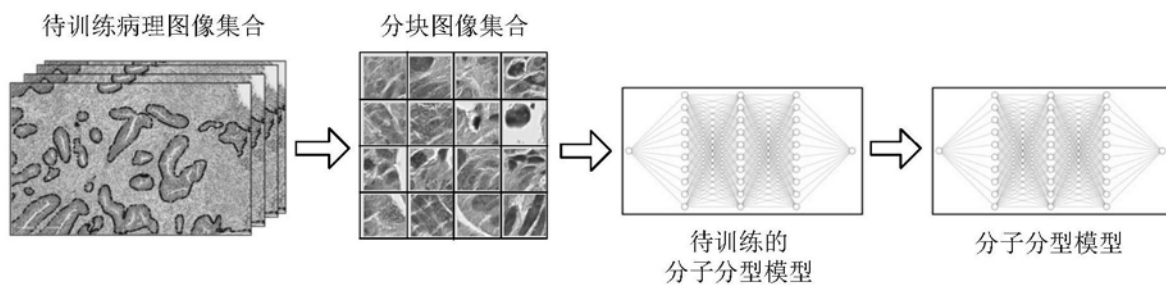


图11

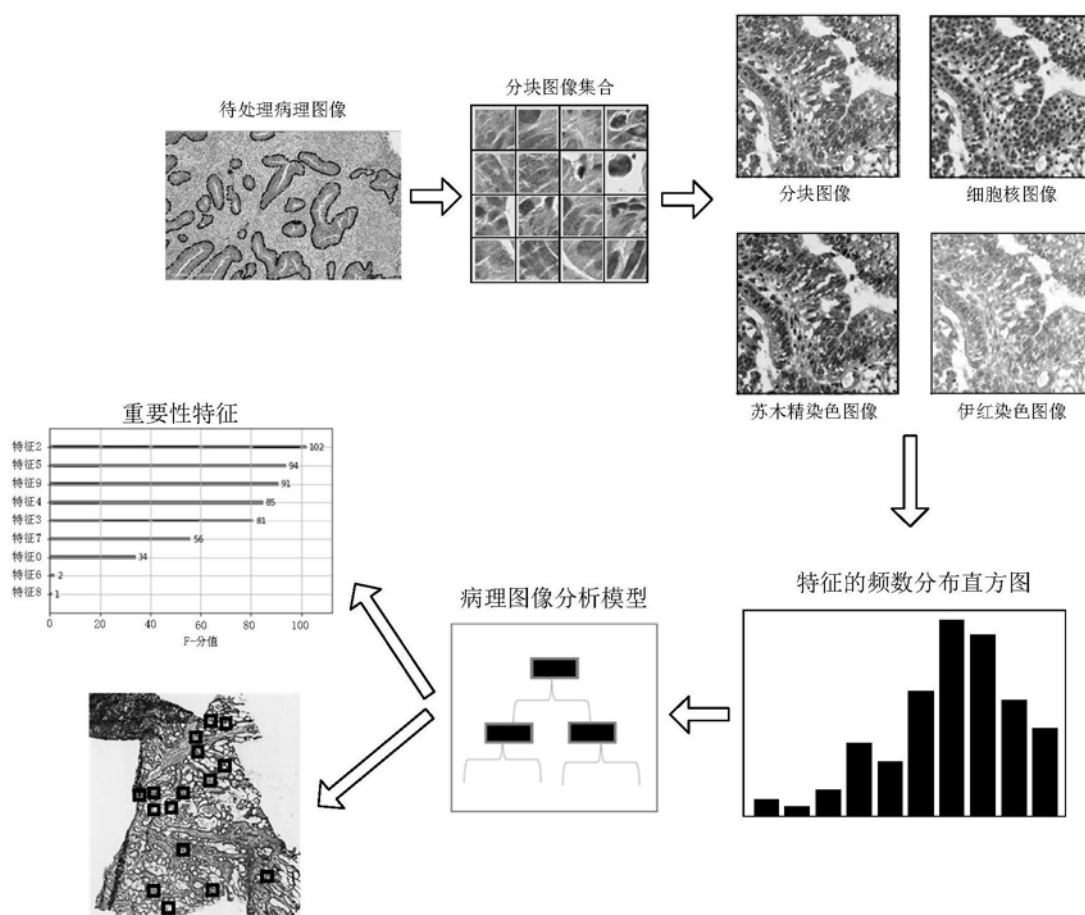


图12



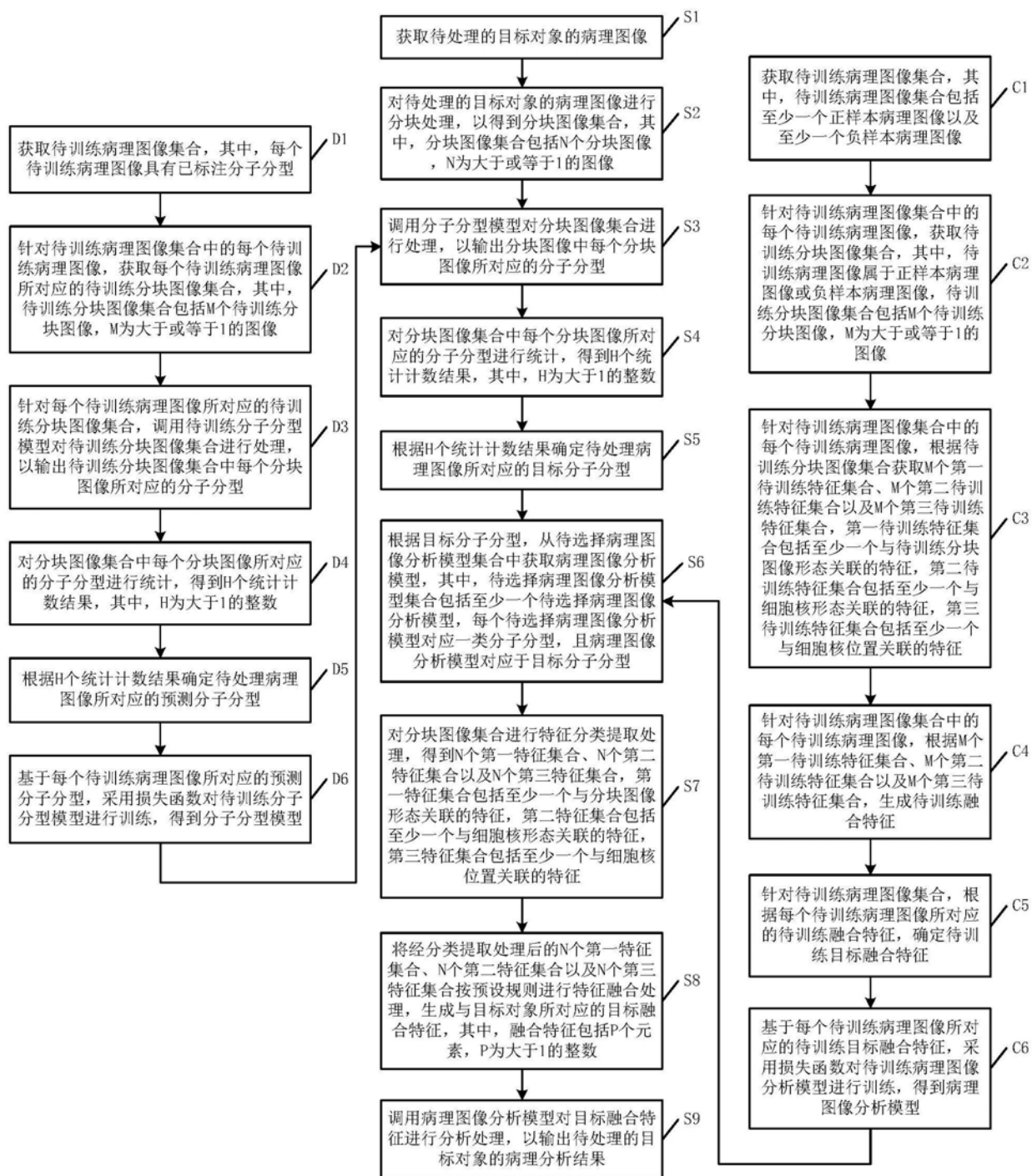


图13

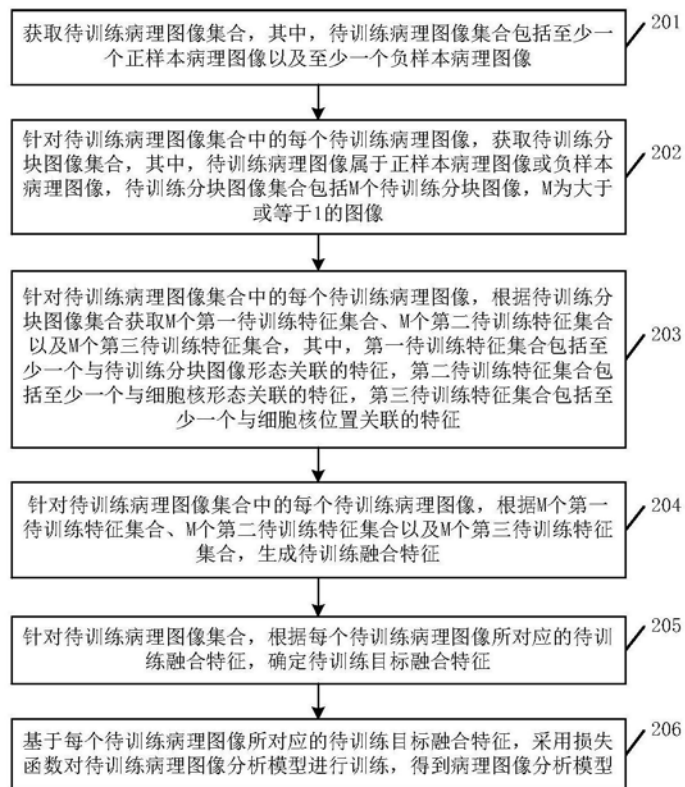


图14

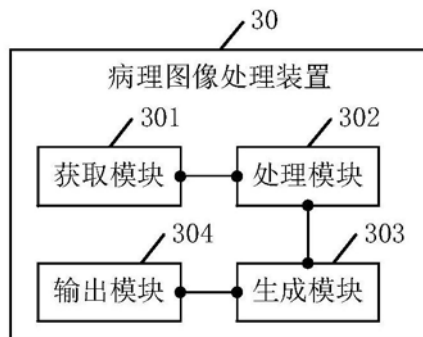


图15

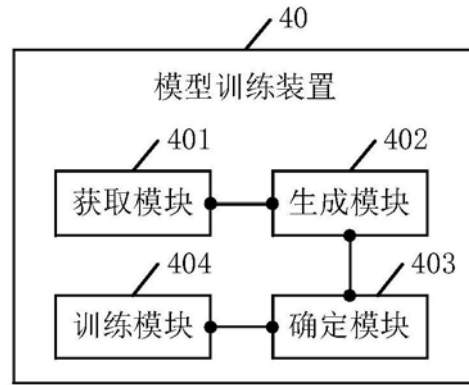


图16

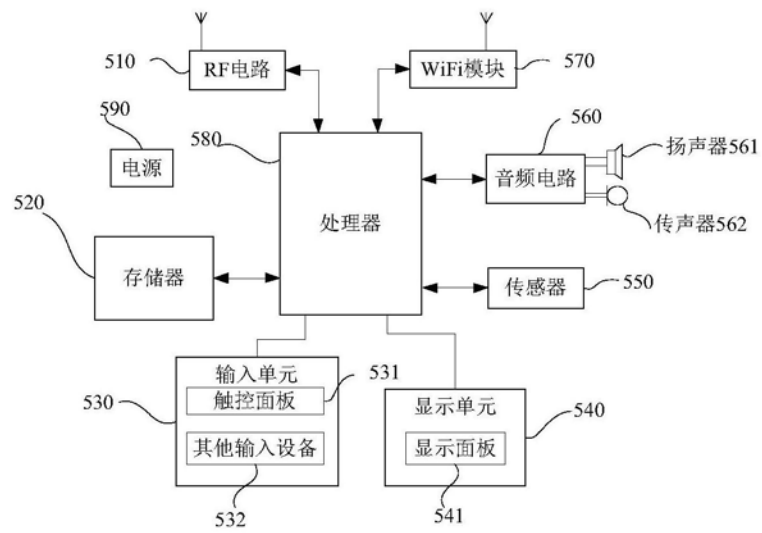


图17

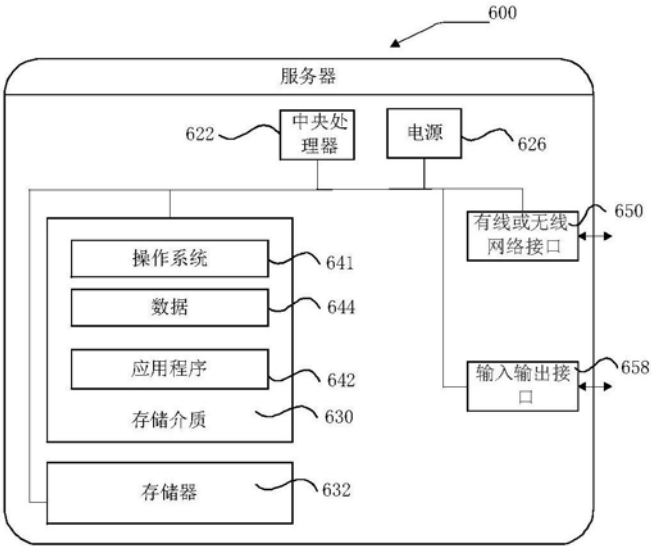


图18

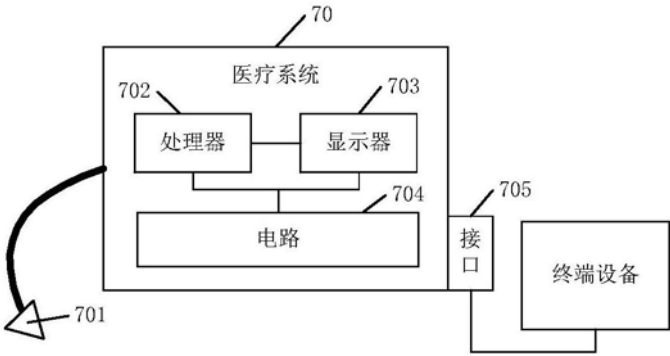


图19