



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112330613 A

(43) 申请公布日 2021. 02. 05

(21) 申请号 202011162801.X

(22) 申请日 2020.10.27

(71) 申请人 深思考人工智能科技(上海)有限公司

地址 201210 上海市浦东新区南汇新城镇
环湖西二路888号C楼

(72) 发明人 杨志明

(74) 专利代理机构 北京德琦知识产权代理有限公司 11018

代理人 牛峥 王丽琴

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/10 (2017.01)

G06T 5/00 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

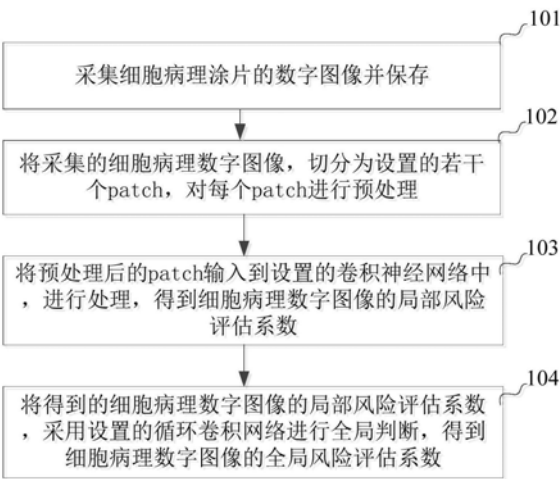
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种细胞病理数字图像质量的评价方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种细胞病理数字图像质量的评价方法及系统,本发明实施例基于现有的细胞学领域知识,通过注意力模型、卷积神经网络及循环卷积神经网络等技术,对细胞病理数字图像的质量从局部到全局地进行评价,得到了整张图像的质量评价的可靠性。这样,本发明实施例在大量可靠标注数据和深度学习技术的支撑下,学习得到细胞病理数字图像质量的准确评估,且具有优秀的泛化性能,从而能够为医生或者人工智能的最终阅片提供有力的支持,避免由于细胞病理数字图像质量差造成结果的假阴性,从而准确地对细胞病理数字图像进行评价。



1. 一种细胞病理数字图像质量的评价方法,其特征在于,包括:
采集细胞病理涂片的数字图像并保存;
将采集的细胞病理数字图像,切分为设置的若干个图像片patch,对每个patch进行预处理;
将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络中,进行处理,得到细胞病理数字图像的局部风险评估系数;
将得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数,采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数。
2. 如权利要求1所述的评价方法,其特征在于,所述细胞病理涂片为液基宫颈细胞涂片,采集的细胞病理数字图像是宫颈细胞数字图像时,采集细胞病理涂片的数字图像包括:
采用专用的玻片扫描仪,根据设置的扫描方式,进行重叠式的扫描保存,在所述玻片扫描仪的目镜40倍的放大倍数下,针对一副2万*2万像素的图像得到20张扫描后的宫颈细胞数字图像。
3. 如权利要求1所述的评价方法,其特征在于,所述对每个patch进行预处理包括:
在色彩编码YUV空间对所述patch的色彩和饱和度进行校正;
使用高斯平滑方式去除所述patch中的噪声点;
采用双边滤波和直方图均衡化方式增强所述patch中的细胞边缘;
对所述patch的像素值进行零均值归一化处理,得到处理后同分布的预处理后的patch。
4. 如权利要求1或3所述的评价方法,其特征在于,所述在将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络之前,还包括:
对每个patch使用设置的注意力模型生成注意力热图;
将patch与注意力热图进行相乘后,输入到设置的卷积神经网络进行处理。
5. 如权利要求4所述的评价方法,其特征在于,所述采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数包括:
对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数进行非极小值抑制;
将细胞病理数字图像中的所有patch视为时序序列输入到设置的循环卷积网络,进行处理,得到全局风险评估系数。
6. 一种细胞病理数字图像质量的评价系统,其特征在于,包括:采集模块、预处理模块、局部风险系数评估模块及全局风险系数评估模块,其中,
采集模块,用于采集细胞病理涂片的数字图像并保存;
预处理模块,用于将采集的细胞病理数字图像,切分为设置的若干个patch,对每个patch进行预处理;
局部风险系数评估模块,用于将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络中,得到细胞病理数字图像的局部风险系数;
全局风险系数评估模块,用于将得到的细胞病理数字图像的局部风险系数,采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数。
7. 如权利要求6所述的评价系统,其特征在于,当所述细胞病理涂片是液基宫颈细胞涂片,所述采集模块,还用于采集的细胞病理数字图像是宫颈细胞数字图像时,采用专用的玻

片扫描仪,根据设置的扫描方式,进行重叠式的扫描保存,在所述玻片扫描仪的目镜40倍的放大倍数下,针对一副2万*2万像素的图像得到20张扫描后的宫颈细胞数字图像。

8.如权利要求6所述的评价系统,其特征在于,所述预处理模块,还用于对每个patch进行预处理包括:

在YUV空间对所述patch的色彩和饱和度进行校正;

使用高斯平滑方式去除所述patch中的噪声点;

采用双边滤波和直方图均衡化方式增强所述patch中的细胞边缘;

对所述patch的像素值进行零均值归一化处理,得到处理后同分布的预处理后的patch。

9.如权利要求6或8所述的评价系统,其特征在于,所述预处理模块,还用于对每个patch使用设置的注意力模型生成注意力热图;

所述局部风险系数评估模块,还用于将patch与注意力热图进行相乘后,输入到设置的卷积神经网络。

10.如权利要求9所述的评价系统,其特征在于,所述全局风险系数评估模块,还用于对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数进行非极小值抑制;将细胞病理数字图像中的所有patch视为时序序列输入到设置的循环卷积网络,进行处理,得到全局风险评估系数。

一种细胞病理数字图像质量的评价方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术,特别涉及一种细胞病理数字图像质量的评价方法及系统。

背景技术

[0002] 数字化病理是指将计算机技术和网络技术应用于病理学领域,是一种现代数字系统与传统光学放大装置有机结合的技术。它通过全自动显微镜或光学放大系统扫描采集得到高分辨数字图像,再应用计算机对得到的图像自动进行高精度多视野无缝隙拼接和处理,获得高质量的数字化图像,应用于病理学的各个领域。

[0003] 细胞病理数字图像中的色彩纹理等信息不仅对医生进行诊断判断具有很重要的参考价值,而且会直接影响计算机辅助诊断系统的结果。在细胞病理数字图像的获取、存储及显示等过程中不可避免地会引入一些干扰因素,如噪声、模糊以及数据部分丢失等,这些都会造成图像质量的下降。而由于细胞病理数字图像的质量差就会造成最终判别结果的假阴性。

[0004] 细胞病理数字图像质量评价可以分为主观评价方法和客观评价方法,其中,主观评价方法由医生或使用人员进行主观评分,即人眼对细胞病理数字图像的质量进行人工判断,但其工作量大耗时久,在实际环境中不可行。客观评价方法是通过计算机根据图像的梯度及纹理等特征进行计算,从而得到该图像的失真结果。在细胞病理涂片的制作方面,由于不同病理机构和不同样本之间制作时工艺不同,会导致不同的细胞病理数字图像的质量评价方面存在一定的差异,因此目前进行客观评价时,主要为无参考图像,针对模糊、噪声及块状效应的严重程度进行评价。

[0005] 在面向特定失真的图像质量评价研究中,图像模糊度的评价是无参考图像质量评价中研究最早、最多的一类方法,广泛用于相机的自动对焦、图像增强、复原和压缩等处理中,但在数字病理领域缺乏相关的成熟应用。传统算法一般基于某种规则进行,针对不同的扫描设备要进行不同阈值的调整,泛化能力弱,基于机器学习的算法也是由人工进行特征的提取,主要提取灰度梯度信息特征,针对各种环境下由细胞病理涂片得到的细胞病理数字图像也存在准确度低的情况。

[0006] 因此,如何对细胞病理数字图像的质量进行准确评价成为了一个亟待解决的技术问题。

发明内容

[0007] 有鉴于此,本发明实施例提供了一种细胞病理数字图像质量的评价方法,该方法能够准确地对细胞病理数字图像质量进行评价。

[0008] 本发明实施例还提供了一种细胞病理数字图像质量的评价系统,该系统能够准确地对细胞病理数字图像进行评价。

[0009] 本发明实施例是这样实现的:

- [0010] 一种细胞病理数字图像质量的评价方法,包括:
- [0011] 采集细胞病理涂片的数字图像并保存;
- [0012] 将采集的细胞病理数字图像,切分为设置的若干个图像片patch,对每个patch进行预处理;
- [0013] 将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络中,进行处理,得到细胞病理数字图像的局部风险评估系数;
- [0014] 将得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数,采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数。
- [0015] 较佳地,所述细胞病理涂片为液基宫颈细胞涂片,采集的细胞病理数字图像是宫颈细胞数字图像时,采集细胞病理涂片的数字图像包括:
- [0016] 采用专用的玻片扫描仪,根据设置的扫描方式,进行重叠式的扫描保存,在所述玻片扫描仪的目镜40倍的放大倍数下,针对一副2万*2万像素的图像得到20张扫描后的宫颈细胞数字图像。
- [0017] 较佳地,所述对每个patch进行预处理包括:
- [0018] 在色彩编码YUV空间对所述patch的色彩和饱和度进行校正;
- [0019] 使用高斯平滑方式去除所述patch中的噪声点;
- [0020] 采用双边滤波和直方图均衡化方式增强所述patch中的细胞边缘;
- [0021] 对所述patch的像素值进行零均值归一化处理,得到处理后同分布的预处理后的patch。
- [0022] 较佳地,所述在将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络之前,还包括:
- [0023] 对每个patch使用设置的注意力模型生成注意力热图;
- [0024] 将patch与注意力热图进行相乘后,输入到设置的卷积神经网络进行处理。
- [0025] 较佳地,所述采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数包括:
- [0026] 对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数进行非极小值抑制;
- [0027] 将细胞病理数字图像中的所有patch视为时序序列输入到设置的循环卷积网络,进行处理,得到全局风险评估系数。
- [0028] 一种细胞病理数字图像质量的评价系统,包括:采集模块、预处理模块、局部风险评估系数评估模块及全局风险系数评估模块,其中,
- [0029] 采集模块,用于采集细胞病理涂片的数字图像并保存;
- [0030] 预处理模块,用于将采集的细胞病理数字图像,切分为设置的若干个patch,对每个patch进行预处理;
- [0031] 局部风险系数评估模块,用于将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络中,得到细胞病理数字图像的局部风险系数;
- [0032] 全局风险系数评估模块,用于将得到的细胞病理数字图像的局部风险系数,采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数。
- [0033] 较佳地,当所述细胞病理涂片是液基宫颈细胞涂片,所述采集模块,还用于采集的细胞病理数字图像是宫颈细胞数字图像时,采用专用的玻片扫描仪,根据设置的扫描方式,进行重叠式的扫描保存,在所述玻片扫描仪的目镜40倍的放大倍数下,针对一副2万*2万像

素的图像得到20张扫描后的宫颈细胞数字图像。

[0034] 较佳地,所述预处理模块,还用于对每个patch进行预处理包括:

[0035] 在YUV空间对所述patch的色彩和饱和度进行校正;

[0036] 使用高斯平滑方式去除所述patch中的噪声点;

[0037] 采用双边滤波和直方图均衡化方式增强所述patch中的细胞边缘;

[0038] 对所述patch的像素值进行零均值归一化处理,得到处理后同分布的预处理后的patch。

[0039] 较佳地,所述预处理模块,还用于对每个patch使用设置的注意力模型生成注意力热图;

[0040] 所述局部风险系数评估模块,还用于将patch与注意力热图进行相乘后,输入到设置的卷积神经网络。

[0041] 较佳地,所述全局风险系数评估模块,还用于对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数进行非极小值抑制;将细胞病理数字图像中的所有patch视为时序序列输入到设置的循环卷积网络,进行处理,得到全局风险评估系数。

[0042] 如上所见,本发明实施例基于现有的细胞学领域知识,通过注意力模型、卷积神经网络及循环卷积神经网络等技术,对细胞病理数字图像的质量从局部到全局地进行评价,得到了整张图像的质量评价的可靠性。这样,本发明实施例在大量可靠标注数据和深度学习技术的支撑下,学习得到细胞病理数字图像质量的准确评估,且具有优秀的泛化性能,从而能够为医生或者人工智能的最终阅片提供有力的支持,避免由于细胞病理数字图像质量差造成结果的假阴性,从而准确地对细胞病理数字图像进行评价。

附图说明

[0043] 图1为本发明实施例提供的一种细胞病理数字图像质量的评价方法流程图;

[0044] 图2为本发明实施例提供的得到细胞病理数字图像的局部风险评估系数过程示意图;

[0045] 图3为本发明实施例提供的得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数过程示意图;

[0046] 图4为本发明实施例提供的一种细胞病理数字图像质量的评价系统结构示意图。

具体实施方式

[0047] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下参照附图并举实施例,对本发明进一步详细说明。

[0048] 在对数字图像进行评价时,可以引入深度学习算法,深度学习算法具有更为复杂的网络结构,可以同时完成体征提取和识别过程,其在人脸识别等领域已经取得了巨大成功。本发明实施例为了准确地对细胞病理数字图像质量进行评价,将深度学习算法引入到医疗影像质量评价系统中,对细胞病理数字图像的质量进行评价。

[0049] 在本发明实施例中,细胞病理数字图像质量的评价方法致力于将人工智能技术与医疗影像相结合,提高背景技术提供的评价方法的准确性和泛化性,特别是当细胞病理数字图像涉及的是宫颈癌细胞涂片的图像时,为女性宫颈癌细胞的准确筛查和诊断提供帮

助。本发明实施例基于现有的细胞学领域知识,通过注意力模型、卷积神经网络及循环卷积神经网络等技术,对细胞病理数字图像的质量从局部到全局地进行评价,得到了整张图像的质量评价的可靠性。本发明实施例在大量可靠标注数据和深度学习技术的支撑下,学习得到细胞病理数字图像质量的准确评估,且具有优秀的泛化性能,从而能够为医生或者人工智能的最终阅片提供有力的支持,避免由于细胞病理数字图像质量差造成结果的假阴性。

[0050] 图1为本发明实施例提供的一种细胞病理数字图像质量的评价方法流程图,其具体步骤包括:

[0051] 步骤101、采集细胞病理涂片的数字图像并保存;

[0052] 在本步骤中,所述细胞病理涂片可以是液基宫颈细胞涂片,采用涂片自动扫描仪有重叠式的进行扫描采集;

[0053] 步骤102、将采集的细胞病理数字图像,切分为设置的若干个图像片(patch),对每个patch进行预处理;

[0054] 在本步骤中,进行预处理包括色彩矫正、亮度调节、噪声去除、图像增强或/和像素归一化等操作预处理,以消除不同制片方式,不同扫描设备造成的差异;

[0055] 在本步骤中,当对每个patch进行预处理时,应用到了所设置的注意力模型;

[0056] 步骤103、将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络中,进行处理,得到细胞病理数字图像的局部风险评估系数;

[0057] 在该步骤中,所设置的卷积神经网络根据细胞模糊程度、干扰物等信息对每个预处理后的patch进行回归;

[0058] 步骤104、将得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数,采用设置的循环卷积神经网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数。

[0059] 这样,采用本发明实施例提供的方法最终得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数就反映了细胞病理数字图像的质量,系数越大,说明细胞病理数字图像的质量越不好。

[0060] 在该方法中,当所述细胞病理涂片是液基宫颈细胞涂片,采集的细胞病理数字图像是宫颈细胞数字图像时,采集过程采用专用的玻片扫描仪,根据自定义的扫描方式,进行重叠式的扫描保存,在目镜40倍的放大倍数下,针对一副2万*2万像素的图像得到20张扫描后的宫颈细胞数字图像。

[0061] 在该方法中,所述对每个patch进行预处理包括:

[0062] 在色彩编码(YUV)空间对所述patch的色彩和饱和度进行校正;

[0063] 使用高斯平滑方式去除所述patch中的噪声点;

[0064] 采用双边滤波和直方图均衡化方式增强所述patch中的细胞边缘;

[0065] 对所述patch的像素值进行零均值归一化处理,得到处理后同分布的预处理后的patch。

[0066] 在该方法中的步骤103中,在将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络之前,还包括:

[0067] 对每个patch使用设置的注意力模型生成注意力热图,以重点关注图像中的细胞、移行区或干扰物质等区域;

[0068] 将patch与注意力热图进行相乘后,输入到设置的一个卷积神经网络,该卷积神经

网络根据细胞的模糊程度、形态、数量及遮挡情况,以及干扰物质的多少、移行区的大小等信息进行回归操作,得到反应patch质量的细胞病理数字图像的局部风险评估系数。

[0069] 在该方法中,所述得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数包括:

[0070] 对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数先进行非极小值抑制,减小其中的patch的数量,然后再把所有patch视为时序序列输入到设置的循环卷积网络,即循环RNN中,得到全局风险评估系数。

[0071] 从图1所述的方法可以看出,本发明实施例充分解析细胞病理知识,利用深度学习、注意力模型、生成对抗网络及图像理解等技术,通过融合数据驱动方法和细胞领域知识的机制,生成细胞图像的重点区域的注意力热图,学习和评估细胞图像的质量,提出了有效并且可行的细胞病理数字图像质量评价方法,对细胞病理数字图像质量进行准确的评估。

[0072] 本发明实施例采用了有效且可行的细胞病理数字图像质量评价方法,对细胞病理数字图像质量进行准确的评估,整个阅片过程无需人工参与,大大减轻阅片工作者的劳动强度;本发明实施例采用了注意力网络的图像重点区域关注方法,使用注意力网络在图像的细胞、移行区、干扰物质及遮挡物等区域生成注意力热图,此方法经简单的参数调整后,也可以移植到普通图像识别或检测任务中;本发明实施例采用了基于卷积神经网络的数字图像局部风险系数评估方法,使用卷积神经网络根据图像中的patch的细胞模糊程度、遮挡情况及干扰物等信息进行回归操作,得到细胞病理数字图像的局部风险评估系数;本发明实施例采用了基于循环卷积神经网络的细胞图像全局评价方法,具体使用RNN学习多个patch风险系数之间的关系,得到数字图像的全局风险评估系数。

[0073] 以下举一个具体例子对本发明实施例进行详细说明。

[0074] 图2为本发明实施例提供的得到细胞病理数字图像的局部风险评估系数过程示意图,图3为本发明实施例提供的得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数过程示意图。结合图1、图2及图3对本发明实施例进行详细说明,本发明实施例可以解决背景技术对细胞病理数字图像评价准确率不足的问题。以细胞为宫颈细胞为例进行说明,参见图2,其具体步骤包括:

[0075] 步骤201、针对扫描得到的宫颈细胞图像,将其平均切分成若干个大小为1024*1024的patch。

[0076] 在本步骤中,若宫颈细胞图像的长宽不能被1024整除,则舍弃边缘处的剩余像素。

[0077] 步骤202、对得到的patch进行归一化。

[0078] 在本步骤中,对得到的patch进行归一化的过程包括:首先对宫颈细胞图像的颜色进行调整,把图像从RGB空间变换到YUV空间,将其中的UV分量分别乘以设定的调节系数(factor),再把宫颈图像从YUV空间变换回RGB空间;接着对图像进行平滑,把宫颈图像I与拉普拉斯高斯(LoG)函数H进行卷积操作,即可得到平滑后的宫颈图像 $I' = I * H$,其中

$$[0079] \quad H = \Delta G_{\sigma}(x, y) = \frac{\partial^2 G_{\sigma}(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G_{\sigma}(x, y)}{\partial y^2} = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma^2}$$

[0080] 最后对宫颈图像进行归一化操作

$$[0081] \quad I = \frac{I - \text{mean}(I)}{\sigma(I)}$$

[0082] 得到零均值的标准图像I。

[0083] 步骤203、将归一化的patch输入到设置的注意力模型生成注意力热图。

[0084] 在本步骤中,注意力模型包括一个三层的卷积层和一个通道点乘层,其中,卷积层的卷积核分别为 $3*3*32$, $5*5*32$, $3*3*64$,每个卷积层后连接一个Relu激活函数。卷积后为通道点乘操作,用于生成注意力热图。

[0085] 在本步骤中,设卷积层输出的特征图F大小为 $h*w*c$,其中hw为特征图的长宽,c为通道数。改变F的形状为 $c*hw$,记变形后的F为 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{c \times hw}$,则注意力热图可由下式生成

$$[0086] \quad \mathbf{M} = (\mathbf{X}\mathbf{X}^T) \mathbf{X}.$$

[0087] 步骤204、对细胞病理数字图像的局部风险评估系数进行评估。

[0088] 在该步骤中,先把步骤203得到的注意力热图与标准图像I进行对应点相乘,然后输入到卷积神经网络。本例的卷积网络结构类似VGG-19,有16个卷积层和3个全连接层,每层后面连接一个relu激活函数;16个卷积层又分成了5个族,第一族包含2组 $3*3*64$ 的卷积核,第二族包含2组 $3*3*128$ 的卷积核,第三族包含4组 $3*3*256$ 的卷积核,第四和五族各包含4组 $3*3*512$ 的卷积,每个族之间连接一个最大卷积池(max pooling)层进行下采样;3个全连接层的大小分别为1024、1024和1,其中最后一层为输出层,直接回归输出标准图像I的局部风险评估系数;

[0089] 步骤205、对网络进行训练。

[0090] 在该步骤中,对设置的卷积神经网络和注意力模型一起联合训练,设输入图像为 $I_1; I_2; \dots; I_n$ 对应的风险系数标签为 y_1, y_2, \dots, y_n ,并且用 $f(*)$ 表示网络,则网络的目标函数为

$$[0091] \quad \theta^* = \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (f(I_i|\theta) - y_i)^2$$

[0092] 使用随机梯度下降方法和反向传播机制可求得网络参数 θ 值。

[0093] 参见图3,具体过程包括:

[0094] 步骤301、对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数进行非极大值抑制。

[0095] 在本步骤中,非极大值抑制用于去除多余的初步风险评估系数,降低下一步骤输入参数量。本实例中,对所有patch在原始图像空间坐标上使用 $2*2$ 的max pooling操作实现非极大值抑制。

[0096] 步骤302、进行RNN的全局风险评估系数进行评估。

[0097] 在本步骤中,RNN在本实施例中用以学习局部风险系数之间的关系,得到全局分析系数。RNN的输出函数为

$$[0098] \quad y_t = g(W_{hy}f(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1})),$$

[0099] 其中, W_{hy} 是 $L*N$ 的权重矩阵,连接了N个隐含层单元到L个输出层单元, W_{xh} 是 $N*K$ 权重矩阵连接K个输入单元到N个隐含层单元, W_{hh} 是 $N*N$ 权重矩阵,连接N个隐含层单元从时刻 $t-1$ 到时刻 t 。在本例中,RNN的目标函数为:

$$[0100] \quad E = c \sum_{j=1}^L (l_t(j) - y_t(j))^2$$

[0101] 通过梯度下降和反向传播对训练样本进行学习后,RNN可以根据输入的图像的局部风险评估系数回归输出得到全局风险评估系数。

[0102] 图4为本发明实施例提供的一种细胞病理数字图像质量的评价系统结构示意图,包括:采集模块、预处理模块、局部风险系数评估模块及全局风险系数评估模块,其中,

[0103] 采集模块,用于采集细胞病理涂片的数字图像并保存;

[0104] 预处理模块,用于将采集的细胞病理数字图像,切分为设置的若干个patch,对每个patch进行预处理;

[0105] 局部风险系数评估模块,用于将预处理后的patch输入到设置的卷积神经网络中,进行处理,得到细胞病理数字图像的局部风险系数;

[0106] 全局风险系数评估模块,用于将得到的细胞病理数字图像的局部风险系数,采用设置的循环卷积网络进行全局判断,得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数。

[0107] 这样,采用本发明实施例提供的方法最终得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数就反映了细胞病理数字图像的质量,系数越大,说明细胞病理数字图像的质量越不好。

[0108] 在该系统中,当所述细胞病理涂片是液基宫颈细胞涂片,所述采集模块,还用于采集的细胞病理数字图像是宫颈细胞数字图像时,采集过程采用专用的玻片扫描仪,根据自定义的扫描方式,进行重叠式的扫描保存,在目镜40倍的放大倍数下,针对一副2万*2万像素的图像得到20张扫描后的宫颈细胞数字图像。

[0109] 这样,采用本发明实施例提供的系统最终得到细胞病理数字图像的全局风险评估系数就反映了细胞病理数字图像的质量,系数越大,说明细胞病理数字图像的质量越不好。

[0110] 在该系统中,所述预处理模块,还用于对每个patch进行预处理包括:

[0111] 在YUV空间对所述patch的色彩和饱和度进行校正;

[0112] 使用高斯平滑方式去除所述patch中的噪声点;

[0113] 采用双边滤波和直方图均衡化方式增强所述patch中的细胞边缘;

[0114] 对所述patch的像素值进行零均值归一化处理,得到处理后同分布的预处理后的patch。

[0115] 在该系统中,所述预处理模块,还用于对每个patch使用设置的注意力模型生成注意力热图。

[0116] 在该系统中,所述局部风险系数评估模块,还用于将patch与注意力热图进行相乘后,输入到设置的卷积神经网络。

[0117] 在该系统中,所述全局风险系数评估模块,还用于对得到的细胞病理数字图像的局部风险评估系数先进行非极小值抑制,然后把其中的所有patch视为时序序列输入到设置的循环卷积网络进行处理,得到全局风险评估系数。

[0118] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明保护的范围之内。

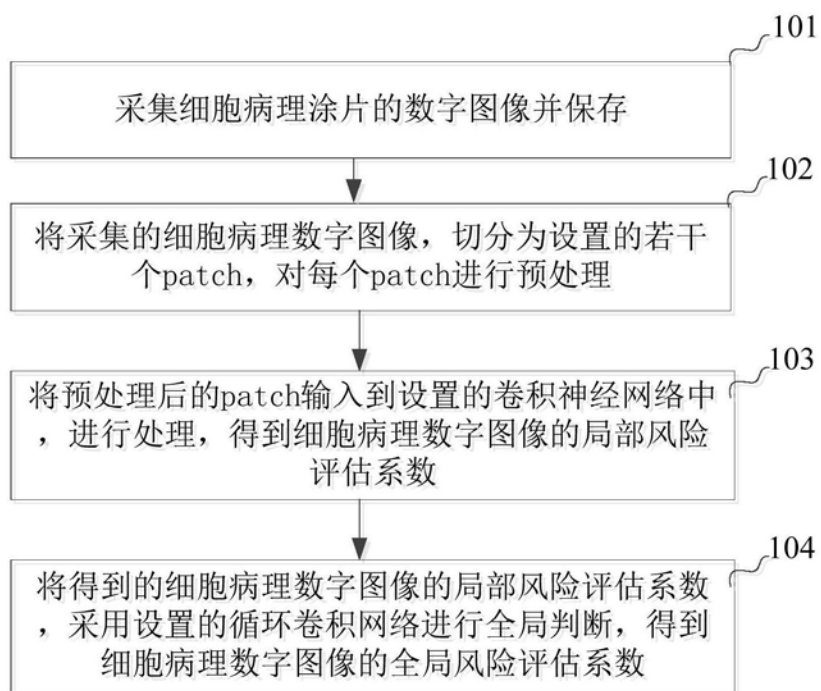


图1

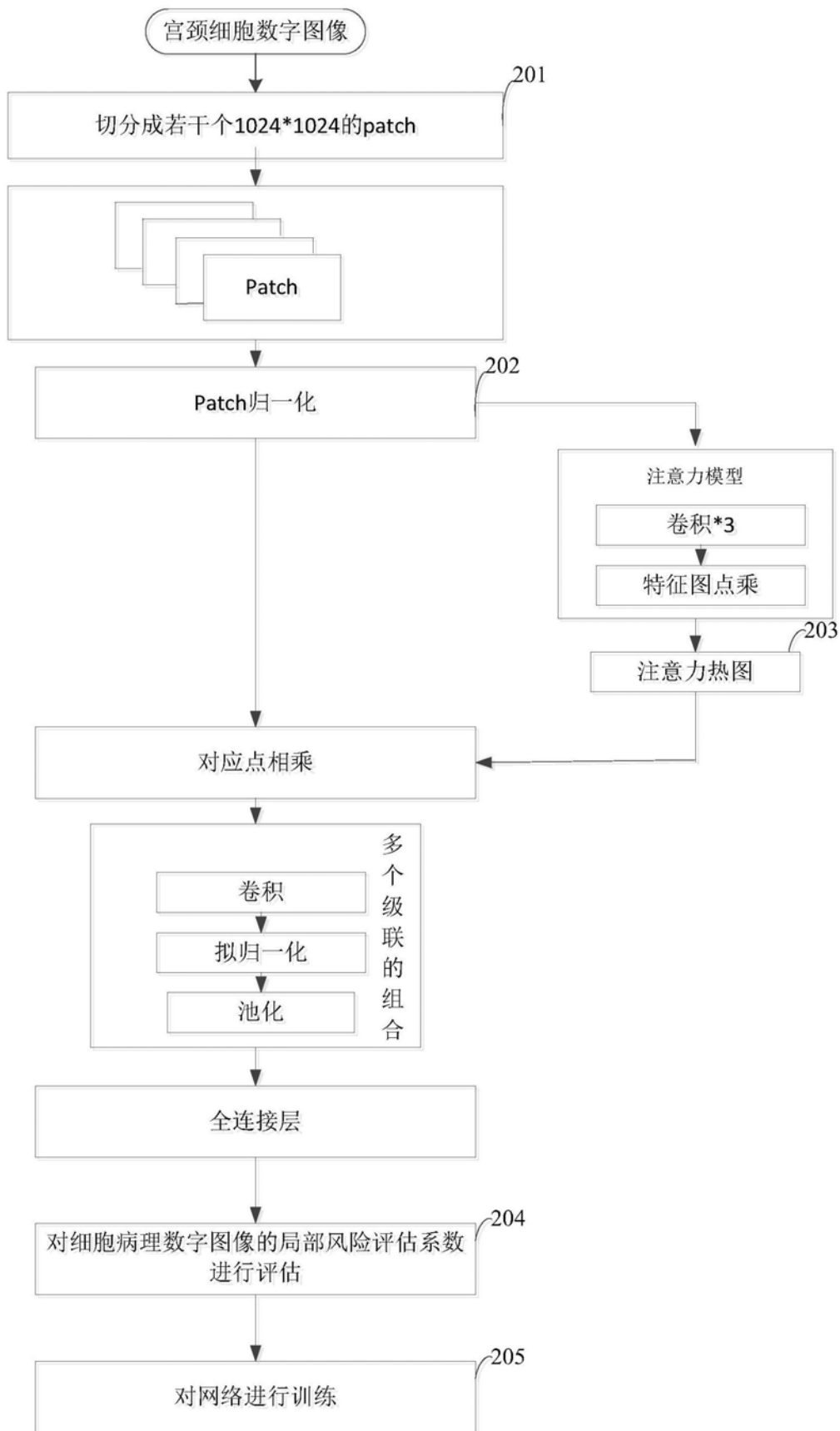


图2

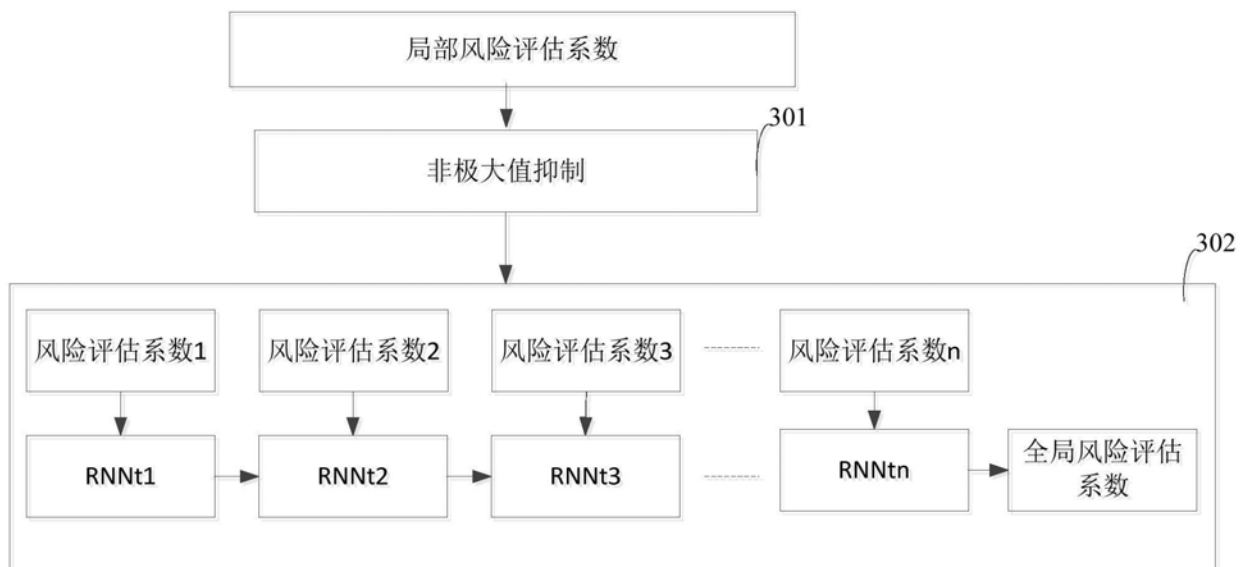


图3



图4