(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110648309 B
(45)授权公告日 2024.05.28

(21)申请号 201910741020.7
(22)申请日 2019.08.12
(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110648309 A
(43)申请公布日 2020.01.03
(73)专利权人 平安科技(深圳)有限公司
地址 518033 广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路5033号平安金融中心23楼
(72)发明人 王义文 王健宗
(74)专利代理机构 北京市京大律师事务所 11321
专利代理师 谭争勇
(51)Int.Cl.
G06T 7/00(2017.01)
G06T 7/12(2017.01)
G06T 7/136(2017.01)

(56)对比文件
CN 107564018 A,2018.01.09
CN 109726644 A,2019.05.07
杨琨.促红细胞生成素抵抗在维持性血液透析贫血患者中的临床意义.《中国优秀硕士学位论文全文数据库医药卫生科技辑》.2018,(第03期),第E067-19页.
Oleksandr Bailo等.Red blood cell image generation for data augmentation using Conditional Generative Adversarial Networks.《arXiv:1901.06219v2》.2019,第1-9页.

审查员 王杰

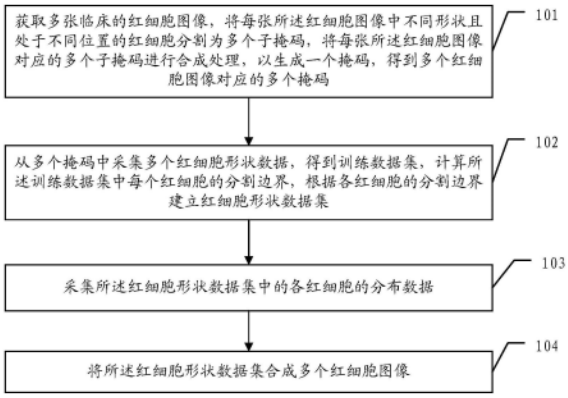
权利要求书4页 说明书12页 附图2页

(54)发明名称

基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法及相关设备

(57)摘要

本申请涉及神经网络领域,提供基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法及相关设备,方法包括:获取多张临床的红细胞图像,将每张红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码;从多个掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集;采集红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据;将红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。本方案能够在缺乏大量真实的临床数据时,通过对现有的临床数据进行数据模拟和扩充。



CN 110648309 B

1.一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法,其特征在于,所述方法包括:

获取多张临床的红细胞图像,将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码;其中,每张所述红细胞图像包括多个红细胞,在同一张红细胞图像上的红细胞的形状和位置可相同或不同;

从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集;所述红细胞形状数据集用于在合成红细胞图像时提供红细胞的形状数据,其中,采用图像分割方式对背景图像中不连贯背景区域进行识别,对不连贯背景区域进行标记,确定分割阈值;

采用边缘检测方式对各红细胞图像区域中红细胞的细胞膜进行边缘检测,到各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘;

将所述分割阈值与像素点的灰度值比较,以及按照所述分割阈值对红细胞图像进行像素分割,得到多个红细胞图像区域,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸,以将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像;

对所述二值化图像进行fill运算,将所述二值化图像中各红细胞的内部填满;

对填满后的所述二值化图像进行canny边缘检测,得到每个红细胞的分割边界;

依次判断所述每个红细胞的分割边界是否小于预设阈值;

若所述分割边界小于所述预设阈值,所述分割边界对应的红细胞不是红细胞;

其中,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸时,采用以下转换公式将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像g(i,j);

$$g(i,j)=\begin{cases}1, f(i,j)\geq T\\ 0, f(i,j)<T\end{cases}$$

其中,T为分割阈值,f(i,j)是指输入的红细胞图像,g(i,j)是指输出的红细胞图像;

采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据;

将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码,包括:

调用所述红细胞形状采样器从所述红细胞数据集中迭代选取红细胞形状si,1≤i≤n且i为正整数,si是指不同形状且处于不同位置的红细胞;

将选择的红细胞形状si放置在子掩码中,获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置,将获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置作为所述掩码;

其中,所述掩码的一种表示方式为:

{(s1,l1),(s2,l2),…,(sn,ln),background}

其中,s1、s2、…sn均为红细胞的形状,ln为红细胞在一张红细胞图像中的位置,(sn,ln)为一个子掩码,n为一张红细胞图像中的红细胞总数,n为正整数,background为红细胞图像的背景像素图。

3.根据权利要求1-2中任一项所述的方法,其特征在于,所述采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据,包括:

采用分布估计算法定位所述红细胞形状数据集中的各红细胞的位置以及各红细胞中每个像素点的位置;

根据概率密度函数、各红细胞的位置和各像素点的位置分别计算各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率;

将各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率和各红细胞生成各红细胞对应的可能性图集P(i);

从所述可能性图集P(i)中依次按照i的取值递增选择一个先验概率,模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态;

根据模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态各红细胞的位置和各像素点的位置计算出所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据。

4.根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像,包括:

将所述红细胞形状数据集输入生成器G;

所述生成器G将所述红细胞形状数据集合中的分割掩码转换为多个红细胞图像,并将转换得到的多个红细胞图像输入两个多尺度区别器D;所述转换得到的多个红细胞图像均为模拟逼真的红细胞的图像;

所述两个多尺度区别器D在预设时长内执行至少一次区分真实红细胞图像和合成的红细胞图像,以对神经网络模型进行训练;

所述两个多尺度区别器D输出训练结果;

特征编码器网络E将所述训练结果和所述红细胞形状数据集组合,得到组合结果;其中,所述组合结果用于控制合成所述红细胞图像的风格;所述组合结果可采用K均值聚类算法将所述训练结果和所述红细胞形状数据集生成多个集群得到,合成得到的所述红细胞图像的风格由编码器E所述多个集群的随机采集特征决定;

在合成所述红细胞图像阶段,向所述生成器中输入所述多个掩码;

所述生成器将所述多个掩码合成为所述红细胞图像。

5.根据权利要求4所述的方法,其特征在于,完整的网络训练目标如下:

$$\min_G \left(\left(\max_{D_1,D_2} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G,D_k) \right) + \lambda_{\text{FM}} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\text{FM}}(G,D_k) + \lambda_{\text{PR}} \mathcal{L}_{\text{PR}}(G(x,E(x)),y) \right),$$

其中,x为所述红细胞形状数据集,LGAN(G,Dk)为对抗损失,对抗损失的一种表示方式如下:

$$\mathbb{E}_{(x,y)}[\log D_k(x,y)]+\mathbb{E}_x[\log(1-D_k(x,G(x,E(x))))]$$

LFM(G;Dk)为特征匹配损失,特征匹配损失用于稳定训练结果和补偿多尺度上视觉产生的结果,特征匹配损失的一种表示方式如下:

$$\mathbf{E}_{(x,y)}\sum_{i=1}^{T}\frac{1}{N_i}[||D_k^{(i)}(x,y)-D_k^{(i)}(x,G(x,E(x)))||_1]$$

LPR(G(x);y)为感知重建损失,感知重建损失的一种表示方式如下:

$$\sum_{i=1}^{N}\frac{1}{M_i}[||F^{(i)}(y)-F^{(i)}(G(x,E(x)))||_1]$$

。

6.一种用于合成红细胞图像的装置,其特征在于,所述装置包括:

输入输出模块,用于获取多张临床的红细胞图像,将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码;其中,每张所述红细胞图像包括多个红细胞,在同一张红细胞图像上的红细胞的形状和位置可相同或不同;

处理模块,用于通过所述输入输出模块从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集;所述红细胞形状数据集用于在合成红细胞图像时提供红细胞的形状数据,其中,采用图像分割方式对背景图像中不连贯背景区域进行识别,对不连贯背景区域进行标记,确定分割阈值;通过所述输入输出模块采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据;将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像;

数据集建立模块,用于采用边缘检测方式对各红细胞图像区域中红细胞的细胞膜进行边缘检测,到各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘;

将所述分割阈值与像素点的灰度值比较,以及按照所述分割阈值对红细胞图像进行像素分割,得到多个红细胞图像区域,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸,以将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像;

对所述二值化图像进行fill运算,将所述二值化图像中各红细胞的内部填满;

对填满后的所述二值化图像进行canny边缘检测,得到每个红细胞的分割边界;

依次判断所述每个红细胞的分割边界是否小于预设阈值;

若所述分割边界小于所述预设阈值,所述分割边界对应的红细胞不是红细胞;

其中,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸时,采用以下转换公式将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像g(i,j);

$$g(i,j)=\begin{cases}1, f(i,j)\geq T\\ 0, f(i,j)<T\end{cases}$$

其中,T为分割阈值,f(i,j)是指输入的红细胞图像,g(i,j)是指输出的红细胞图像。

7.根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述处理模块具体用于:

调用所述红细胞形状采样器从所述红细胞数据集中迭代选取红细胞形状si,1≤i≤n且i为正整数,si是指不同形状且处于不同位置的红细胞;

将选择的红细胞形状si放置在子掩码中,获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置,将获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置作为所述掩码;

其中,所述掩码的一种表示方式为:

{(s1,l1),(s2,l2),…,(sn,ln),background}

其中,s1、s2、…sn均为红细胞的形状,ln为红细胞在一张红细胞图像中的位置,(sn,ln)为一个子掩码,n为一张红细胞图像中的红细胞总数,n为正整数,background为红细胞图像的背景像素图。

8.一种计算机设备,其特征在于,所述设备包括:

至少一个处理器、存储器和输入输出单元;

其中,所述存储器用于存储程序代码,所述处理器用于调用所述存储器中存储的程序代码来执行如权利要求1-5中任一项所述的方法。

9.一种计算机存储介质,其特征在于,其包括指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行如权利要求1-5中任一项所述的方法。

基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法及相关设备

技术领域

[0001] 本申请涉及神经网络领域,尤其涉及一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法及相关设备。

背景技术

[0002] 在医学领域中,需要采集大量的临床数据,对临床数据分别进行标记,以及对标记的临床数据进行深度学习。由于标记数据需要专业的医学知识,所以操作门槛较高。临床数据若要实现使用和共享,则需要患者、医生和医院等多方授权,实施起来较困难。此外,在对临床数据进行深度学习之前,还需要对不同的医疗机构的临床数据进行兼容处理和数据转换,操作繁琐且费时间。

发明内容

[0003] 本申请提供了一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法、装置、设备及存储介质,能够解决现有技术中对不同的医疗机构的临床数据处理繁琐的问题。

[0004] 第一方面,本申请提供一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法,所述方法包括:

[0005] 获取多张临床的红细胞图像,将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码;其中,每张所述红细胞图像包括多个红细胞,在同一张红细胞图像上的红细胞的形状和位置可相同或不同;

[0006] 从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集;所述红细胞形状数据集用于在合成红细胞图像时提供红细胞的形状数据;

[0007] 采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据;

[0008] 将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。

[0009] 一种可能的设计中,所述将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码,包括:

[0010] 调用所述红细胞形状采样器从所述红细胞数据集中迭代选取红细胞形状si,1≤i≤n且i为正整数,si是指不同形状且处于不同位置的红细胞;

[0011] 将选择的红细胞形状si放置在子掩码中,获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置,将获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置作为所述掩码;

[0012] 其中,所述掩码的一种表示方式为:

[0013] $\{(s_1,l_1),(s_2,l_2),\ldots,(s_n,l_n),background\}$

[0014] 其中,s1、s2、…sn均为红细胞的形状,ln为红细胞在一张红细胞图像中的位置,(sn,ln)为一个子掩码,n为一张红细胞图像中的红细胞总数,n为正整数,background为红细胞图像的背景像素图。

[0015] 一种可能的设计中,所述从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集,包括:

[0016] 采用图像分割方式对背景图像中不连贯背景区域进行识别,对不连贯背景区域进行标记,确定分割阈值;

[0017] 采用边缘检测方式对各红细胞图像区域中红细胞的细胞膜进行边缘检测,到各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘;

[0018] 将所述分割阈值与像素点的灰度值比较,以及按照所述分割阈值对红细胞图像进行像素分割,,得到多个红细胞图像区域,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸,以将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像;

[0019] 对所述二值化图像进行fill运算,将所述二值化图像中各红细胞的内部填满;

[0020] 对填满后的所述二值化图像进行canny边缘检测,得到每个红细胞的分割边界;

[0021] 其中,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸时,采用以下转换公式将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像g(i,j);

[0022] $$g(i,j)=\begin{cases}1, f(i,j)\geq T\\ 0, f(i,j)<T\end{cases}$$

[0023] 其中,T为分割阈值,f(i,j)是指输入的红细胞图像,g(i,j)是指输出的红细胞图像。

[0024] 一种可能的设计中,所述采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据,包括:

[0025] 采用分布估计算法定位所述红细胞形状数据集中的各红细胞的的位置以及各红细胞中每个像素点的位置;

[0026] 根据概率密度函数、各红细胞的的位置和各像素点的位置分别计算各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率;

[0027] 将各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率和各红细胞生成各红细胞对应的可能性图集P(i);

[0028] 从所述可能性图集P(i)中依次按照i的取值递增选择一个先验概率,模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态;

[0029] 根据模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态各红细胞的的位置和各像素点的位置计算出所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据。

[0030] 一种可能的设计中,所述将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像,包括:

[0031] 将所述红细胞形状数据集输入所述生成器G;

[0032] 所述生成器G将所述红细胞形状数据集合中的分割掩码转换为多个红细胞图像,并将转换得到的多个红细胞图像输入所述两个多尺度区别器D;所述转换得到转换得到额的多个红细胞图像均为模拟逼真的红细胞的图像;

[0033] 所述两个多尺度区别器D在预设时长内执行至少一次区分真实红细胞图像和合成的红细胞图像,以对所述神经网络模型进行训练;

[0034] 所述两个多尺度区别器D输出训练结果；

[0035] 所述特征编码器网络E将所述训练结果和所述红细胞形状数据集x组合，得到组合结果；其中，所述组合结果用于控制合成所述红细胞图像的风格；所述组合结果可采用K均值聚类算法将所述训练结果和所述红细胞形状数据集生成多个集群得到，合成得到的所述红细胞图像的风格由编码器E所述多个集群的随机采集特征决定；

[0036] 在合成所述红细胞图像阶段，向所述生成器中输入所述多个掩码；

[0037] 所述生成器将所述多个掩码合成为所述红细胞图像。

[0038] 一种可能的设计中，完整的网络训练目标如下：

[0039] $$\min_G \left(\left(\max_{D_1,D_2} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\mathrm{GAN}}(G,D_k) \right) + \lambda_{\mathrm{FM}} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\mathrm{FM}}(G,D_k) + \lambda_{\mathrm{PR}} \mathcal{L}_{\mathrm{PR}}(G(x,E(x)),y) \right),$$

[0040] 其中，x为所述红细胞形状数据集，LGAN(G,Dk)为对抗损失，对抗损失的一种表示方式如下：

[0041] $$\mathbb{E}_{(x,y)}[\log D_k(x,y)]+\mathbb{E}_x[\log(1-D_k(x,G(x,E(x)))]$$

[0042] LFM(G;Dk)为特征匹配损失，特征匹配损失用于稳定训练结果和补偿多尺度上视觉产生的结果，特征匹配损失的一种表示方式如下：

[0043] $$\mathbb{E}_{(x,y)} \sum_{i=1}^{T} \frac{1}{N_i} [||D_k^{(i)}(x,y)-D_k^{(i)}(x,G(x,E(x)))||_1]$$

[0044] LPR(G(x);y)为感知重建损失，感知重建损失的一种表示方式如下：

[0045] $$\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{M_i} [||F^{(i)}(y) - F^{(i)}(G(x,E(x)))||_1]$$。

[0046] 第二方面，本申请提供一种用于合成红细胞图像的装置，具有实现对应于上述第一方面提供的基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法的功能。所述功能可以通过硬件实现，也可以通过硬件执行相应的软件实现。硬件或软件包括一个或多个与上述功能相对应的模块，所述模块可以是软件和/或硬件。

[0047] 一种可能的设计中，所述装置包括：

[0048] 输入输出模块，用于获取多张临床的红细胞图像，将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码，将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理，以生成一个掩码，得到多个红细胞图像对应的多个掩码；其中，每张所述红细胞图像包括多个红细胞，在同一张红细胞图像上的红细胞的形状和位置可相同或不同；

[0049] 处理模块，用于通过所述输入输出模块从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据，得到训练数据集，计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界，根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集；所述红细胞形状数据集用于在合成红细胞图像时提供红细胞的形状数据；通过所述输入输出模块采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据；将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。

[0050] 一种可能的设计中，所述处理模块具体用于：

[0051] 调用所述红细胞形状采样器从所述红细胞数据集中迭代选取红细胞形状si,1≤i≤n且i为正整数,si是指不同形状且处于不同位置的红细胞;

[0052] 将选择的红细胞形状si放置在子掩码中,获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置,将获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置作为所述掩码;

[0053] 其中,所述掩码的一种表示方式为:

[0054] $\{(s_1,l_1),(s_2,l_2),\ldots,(s_n,l_n),\text{background}\}$

[0055] 其中,s1、s2、…sn均为红细胞的形状,ln为红细胞在一张红细胞图像(也可称为背景)中的位置,(sn,ln)为一个子掩码,n为一张红细胞图像中的红细胞总数,n为正整数,background为红细胞图像的背景像素图。

[0056] 一种可能的设计中,所述处理模块具体用于:

[0057] 采用图像分割方式对背景图像中不连贯背景区域进行识别,对不连贯背景区域进行标记,确定分割阈值;

[0058] 采用边缘检测方式对各红细胞图像区域中红细胞的细胞膜进行边缘检测,到各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘;

[0059] 将所述分割阈值与像素点的灰度值比较,以及按照所述分割阈值对红细胞图像进行像素分割,,得到多个红细胞图像区域,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸,以将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像;

[0060] 对所述二值化图像进行fill运算,将所述二值化图像中各红细胞的内部填满;

[0061] 对填满后的所述二值化图像进行canny边缘检测,得到每个红细胞的分割边界;

[0062] 其中,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸时,采用以下转换公式将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像g(i,j);

[0063] $$g(i,j)=\begin{cases}1, f(i,j)\geq T\\ 0, f(i,j)<T\end{cases}$$

[0064] 其中,T为分割阈值,f(i,j)是指输入的红细胞图像,g(i,j)是指输出的红细胞图像。

[0065] 一种可能的设计中,所述处理模块具体用于:

[0066] 采用分布估计算法定位所述红细胞形状数据集中的各红细胞的的位置以及各红细胞中每个像素点的位置;

[0067] 根据概率密度函数、各红细胞的的位置和各像素点的位置分别计算各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率;

[0068] 将各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率和各红细胞生成各红细胞对应的可能性图集P(i);

[0069] 从所述可能性图集P(i)中依次按照i的取值递增选择一个先验概率,模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态;

[0070] 根据模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态各红细胞的的位置和各像素点的位置计算出所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据。

[0071] 一种可能的设计中,所述处理模块具体用于:

[0072] 将所述红细胞形状数据集输入所述生成器G;

[0073] 所述生成器G将所述红细胞形状数据集合中的分割掩码转换为多个红细胞图像,并将转换得到的多个红细胞图像输入所述两个多尺度区别器D;所述转换得到转换得到额的多个红细胞图像均为模拟逼真的红细胞的图像;

[0074] 所述两个多尺度区别器D在预设时长内执行至少一次区分真实红细胞图像和合成的红细胞图像,以对所述神经网络模型进行训练;

[0075] 所述两个多尺度区别器D输出训练结果;

[0076] 所述特征编码器网络E将所述训练结果和所述红细胞形状数据集x组合,得到组合结果;其中,所述组合结果用于控制合成所述红细胞图像的风格;所述组合结果可采用K均值聚类算法将所述训练结果和所述红细胞形状数据集生成多个集群得到,合成得到的所述红细胞图像的风格由编码器E所述多个集群的随机采集特征决定;

[0077] 在合成所述红细胞图像阶段,通过所述输入输出模块向所述生成器中输入所述多个掩码;

[0078] 所述生成器将所述多个掩码合成为所述红细胞图像。

[0079] 一种可能的设计中,完整的网络训练目标如下:

[0080] $$\min_G \left(\left(\max_{D_1, D_2} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_k) \right) + \lambda_{\text{FM}} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\text{FM}}(G, D_k) + \lambda_{\text{PR}} \mathcal{L}_{\text{PR}}(G(x, E(x)), y) \right),$$

[0081] 其中,x为所述红细胞形状数据集,LGAN(G,Dk)为对抗损失,对抗损失的一种表示方式如下:

[0082] $$\mathbb{E}_{(x,y)}[\log D_k(x,y)] + \mathbb{E}_x[\log(1 - D_k(x, G(x, E(x))))]$$

[0083] LFM(G;Dk)为特征匹配损失,特征匹配损失用于稳定训练结果和补偿多尺度上视觉产生的结果,特征匹配损失的一种表示方式如下:

[0084] $$\mathbb{E}_{(x,y)} \sum_{i=1}^{T} \frac{1}{N_i} [\| D_k^{(i)}(x,y) - D_k^{(i)}(x, G(x, E(x))) \|_1]$$

[0085] LPR(G(x);y)为感知重建损失,感知重建损失的一种表示方式如下:

[0086] $$\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{M_i} [\| F^{(i)}(y) - F^{(i)}(G(x, E(x))) \|_1]$$。

[0087] 本申请又一方面提供了一种计算机设备,其包括至少一个连接的处理器、存储器和收发器,其中,所述存储器用于存储程序代码,所述处理器用于调用所述存储器中的程序代码来执行上述第一方面所述的方法。

[0088] 本申请又一方面提供了一种计算机存储介质,其包括指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行上述第一方面所述的方法。

[0089] 相较于现有技术,本申请提供的方案中,获取多张临床的红细胞图像,将每张红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码;从多个掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算训练数据集中每个红细胞的分割

边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集;采集红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据;将红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。本方案能够在缺乏大量真实的临床数据时,通过对现有的临床数据进行数据模拟和扩充。

附图说明

[0090] 图1为本申请实施例中基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法的一种流程示意图;

[0091] 图2为本申请实施例中合成红细胞图像的装置20的一种结构示意图;

[0092] 图3为本申请实施例中计算机设备的一种结构示意图。

[0093] 本申请目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

具体实施方式

[0094] 应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。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”等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,以便这里描述的实施例能够以除了在这里图示或描述的内容以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“具有”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模块的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或模块,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模块,本申请中所出现的模块的划分,仅仅是一种逻辑上的划分,实际应用中实现时可以有另外的划分方式,例如多个模块可以结合成或集成在另一个系统中,或一些特征可以忽略,或不执行。

[0095] 本申请提供一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法、装置、设备及存储介质,可应用于特征编码器网络。

[0096] 为解决上述技术问题,本申请主要提供以下技术方案:

[0097] 基于条件对抗生成算法(Conditional Generative Adversarial Nets,CGAM)合成新的红细胞图像,实现数据扩充来满足深度学习的需求,在合成新的红细胞图像首先要进行合成生成掩码,然后将生成的掩码转换为逼真的图像。

[0098] 请参照图1,以下介绍本申请实施例中的一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法,所述方法包括:

[0099] 101、获取多张临床的红细胞图像,将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码。

[0100] 其中,每张所述红细胞图像包括多个红细胞,在同一张红细胞图像上的红细胞的形状和位置可相同或不同。

[0101] 一些实施方式中,所述将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码,包括:

[0102] 调用所述红细胞形状采样器从所述红细胞数据集中迭代选取红细胞形状s_i,$1 \leq i \leq n$且i为正整数;

[0103] 将选择的红细胞形状s_i放置在子掩码中,得到所述掩码。

[0104] 具体来说,将不同形状且处于不同位置的红细胞生成合成实例分割掩码(即所述掩码),即获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置,合成后得到的掩码的一种表示方式为:

[0105] $\{(s_1,l_1),(s_2,l_2),\cdots,(s_n,l_n),background\}$, (1)

[0106] 其中,s_1、s_2、$\cdots s_n$均为红细胞的形状,l_n为红细胞在一张红细胞图像(也可称为背景)中的位置,(s_n,l_n)为一个子掩码,n为一张红细胞图像中的红细胞总数,n为正整数,background为红细胞图像的背景像素图。

[0107] 其中,红细胞的形状、一张红细胞图像中的红细胞总数和红细胞在一张红细胞图像中的位置呈正态分布,正态分布的一种表示为$n\sim Norm(\mu_n,\sigma_n)$,$\mu_n$和$\sigma_n$由训练集决定。

[0108] 可选的,在选择s_i时,可采用使用概率密度函数选择s_i,通过概率密度函数可计算出一组概率,该组概率用于增强红细胞形状s_i的外观特征,例如丰富红细胞的外观,包括旋转、缩放、水平/垂直翻转等。

[0109] 102、从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集。

[0110] 其中,所述红细胞形状数据集用于在合成红细胞图像时提供红细胞的形状数据。

[0111] 一些实施方式中,所述从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集,包括:

[0112] 采用图像分割方式对背景图像中不连贯背景区域进行识别,对不连贯背景区域进行标记,确定分割阈值;

[0113] 采用边缘检测方式对各红细胞图像区域中红细胞的细胞膜进行边缘检测,到各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘;

[0114] 将所述分割阈值与像素点的灰度值比较,以及按照所述分割阈值对红细胞图像进行像素分割,得到多个红细胞图像区域,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸,以将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像;

[0115] 对所述二值化图像进行fill运算,将所述二值化图像中各红细胞的内部填满;

[0116] 对填满后的所述二值化图像进行canny边缘检测,得到每个红细胞的分割边界(也可以称为轮廓)。

[0117] 其中,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸时,采用以下转换公式将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像:

[0118] $$g(i,j)=\begin{cases}1, f(i,j)\geq T\\ 0, f(i,j)<T\end{cases}$$

[0119] 其中,T为分割阈值,f(i,j)是指输入的红细胞图像,g(i,j)是指输出的红细胞图像。在对红细胞图像进行分割时,对于红细胞区域的像素点,g(i,j)=1,对于背景区域的像素点,g(i,j)=0。

[0120] 可选的,还可以将所有红细胞的分割边界提取出来,并大小进行判断,若分割边界

小于预设阈值,则认为分割边界小于预设阈值的红细胞不是红细胞。

[0121] 由上可知,将中间的红细胞的内部填满,能够避免内部的红细胞出现双边缘;将所述二值化图像中各红细胞的内部填满,能够可以避免内部的红细胞出现双边缘。

[0122] 103、采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据。

[0123] 一些实施方式中,可采用分布估计算法分别在二维离散空间的概率密度函数中采集每个红细胞在画布中的位置。

[0124] 具体来说,所述采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据,包括:

[0125] 采用分布估计算法定位所述红细胞形状数据集中的各红细胞的的位置以及各红细胞中每个像素点的位置;

[0126] 根据概率密度函数、各红细胞的的位置和各像素点的位置分别计算各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率;

[0127] 将各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率和各红细胞生成各红细胞对应的可能性图集P(i);

[0128] 从所述可能性图集P(i)中依次按照i的取值递增选择一个先验概率,模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态;

[0129] 根据模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态各红细胞的的位置和各像素点的位置计算出所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据。

[0130] 可选的,概率密度函数用可能性图集P(i)表示,从可能性图集P(i)中采集第i个红细胞的位置l_i的公式如下:

[0131] $$l_i \sim \mathcal{P}(i), \qquad (2)$$

[0132] 其中,P(i)中的每一个像素的值是指第i步被选为红细胞中心的先验概率。P(i)在抽取第一个n_{init}细胞时最初是统一的,当i增加时,P(i)会变换形态,通过公式(2)按照i的取值从大至小的顺序,一次从P(i)中抽取不同形态的红细胞的位置l_i,因此,整个从P(i)中抽取红细胞的过程能够模拟真实的红细胞粘结状态。一些实施方式中,可采用马尔科夫随机过程来模拟P(i)的自然演化,一种表达方式如下:

[0133] $$\mathcal{P}(i) = \begin{cases} \text{uniform}, & i \le n_{init} \\ (1-a_i)\mathcal{P}(i-1) + a_i z(l_{i-1}), & i > n_{init} \end{cases} \qquad (3)$$

[0134] 其中,激励函数$z(l_i)$围绕采集的细胞中心l_i,根据二维高斯函数($\sigma=\sigma x=\sigma y$)进行计算。这一步的目的在于降低已经被分配红细胞的边界可能性,来防止红细胞重叠。增量的多少取决于标准系数a_i($ai=1/i$)。在任意时间点,P(i)的和为1。

[0135] 实际上,在合成掩码中对红细胞定位时,无论何时红细胞总在合成掩码的画布上,因此可以给定一个颜色使得接触的红细胞颜色不同,如果不能满足这一条件,那么重复坐标采集过程。由于每个接触的红细胞颜色不同,那么生成的合成掩码可以当做一个具有提取每个红细胞的可能性的实例分割掩码。

[0136] 104、将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。

[0137] 本申请中,在所述特征编码器网络E中设置用于生成红细胞图像的生成器G和两个多尺度区别器(简称为D1和D2)。

[0138] 一些实施方式中,所述将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像,包括:

[0139] 将所述红细胞形状数据集输入所述生成器G;

[0140] 所述生成器G将所述红细胞形状数据集合中的分割掩码转换为多个红细胞图像，并将转换得到的多个红细胞图像输入所述两个多尺度区别器D；所述转换得到转换得到额的多个红细胞图像均为模拟逼真的红细胞的图像；

[0141] 所述两个多尺度区别器D在预设时长内执行至少一次区分真实红细胞图像和合成的红细胞图像，以对所述神经网络模型进行训练；

[0142] 所述两个多尺度区别器D输出训练结果；

[0143] 所述特征编码器网络E将所述训练结果和所述红细胞形状数据集x组合，得到组合结果，所述组合结果用于控制合成所述红细胞图像的风格；

[0144] 在合成所述红细胞图像阶段，向所述生成器中输入所述多个掩码；

[0145] 所述生成器将所述多个掩码合成为所述红细胞图像；

[0146] 其中，所述组合结果可采用K均值聚类算法将所述训练结果和所述红细胞形状数据集生成多个集群(例如10个)得到，合成得到的所述红细胞图像的风格由编码器E所述多个集群的随机采集特征决定。

[0147] 一些实施方式中，完整的网络训练目标如下：

[0148] $$\min_G \left(\left(\max_{D_1,D_2} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G,D_k) \right) + \lambda_{\text{FM}} \sum_{k=1,2} \mathcal{L}_{\text{FM}}(G,D_k) + \lambda_{\text{PR}} \mathcal{L}_{\text{PR}}(G(x,E(x)),y) \right),$$

[0149] 其中，x为所述红细胞形状数据集，LGAN(G,Dk)为对抗损失，对抗损失的一种表示方式如下：

[0150] $$\mathbb{E}_{(x,y)}[\log D_k(x,y)]+\mathbb{E}_x[\log(1-D_k(x,G(x,E(x))))]$$

[0151] LFM(G;Dk)为特征匹配损失，特征匹配损失用于稳定训练结果和产生多尺度上视觉更优的结果。特征匹配损失的一种表示方式如下：

[0152] $$\mathbb{E}_{(x,y)} \sum_{i=1}^{T} \frac{1}{N_i} [||D_k^{(i)}(x,y)-D_k^{(i)}(x,G(x,E(x)))||_1$$

[0153] LPR(G(x);y)为感知重建损失，感知重建损失用来进一步提高质量合成图像的表现。感知重建损失的一种表示方式如下：

[0154] $$\sum_{i=1}^{N} \frac{1}{M_i} [||F^{(i)}(y) - F^{(i)}(G(x,E(x)))||_1]$$

[0155] 与现有机制相比，本申请实施例中，在缺乏大量真实的临床数据时，也能够通过对现有的临床数据进行数据模拟和扩充，以生成逼真的临床数据，再以根据模拟和扩充后的临床数据进行深度学习，从而突破不同数据来源的格式兼容限制，满足深度学习的需求。

[0156] 上述图1所对应的实施例或实施方式中所提及的技术特征也同样适用于本申请中的图2和图3所对应的实施例，后续类似之处不再赘述。

[0157] 以上对本申请中一种基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法进行说明，以下对执行上述基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法的方法进行描述。

[0158] 如图2所示的一种用于合成红细胞图像的装置20的结构示意图，其可应用于识别红细胞图像。本申请实施例中的装置20能够实现对应于上述图1所对应的实施例中所执行

的基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法的步骤。装置20实现的功能可以通过硬件实现,也可以通过硬件执行相应的软件实现。硬件或软件包括一个或多个与上述功能相对应的模块,所述模块可以是软件和/或硬件。所述装置20可包括输入输出模块201和处理模块202,所述处理模块202和输入输出模块201的功能实现可参考图1所对应的实施例中所执行的操作,此处不作赘述。所述处理模块202可用于控制所述输入输出模块201的输入输出或收发操作。

[0159] 一些实施方式中,所述输入输出模块201可用于获取多张临床的红细胞图像,将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码,将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理,以生成一个掩码,得到多个红细胞图像对应的多个掩码;其中,每张所述红细胞图像包括多个红细胞,在同一张红细胞图像上的红细胞的形状和位置可相同或不同;

[0160] 所述处理模块202可用于通过所述输入输出模块从多个所述掩码中采集多个红细胞形状数据,得到训练数据集,计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界,根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集;所述红细胞形状数据集用于在合成红细胞图像时提供红细胞的形状数据;通过所述输入输出模块采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据;将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像。

[0161] 一些实施方式中,所述处理模块具体用于:

[0162] 调用所述红细胞形状采样器从所述红细胞数据集中迭代选取红细胞形状si,1≤i≤n且i为正整数,si是指不同形状且处于不同位置的红细胞;

[0163] 将选择的红细胞形状si放置在子掩码中,获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置,将获取红细胞形状及红细胞在红细胞图像中的位置作为所述掩码;

[0164] 其中,所述掩码的一种表示方式为:

[0165] $\{(s_1,l_1),(s_2,l_2),\ldots,(s_n,l_n)),background\}$

[0166] 其中,s1、s2、…sn均为红细胞的形状,ln为红细胞在一张红细胞图像(也可称为背景)中的位置,(sn,ln)为一个子掩码,n为一张红细胞图像中的红细胞总数,n为正整数,background为红细胞图像的背景像素图。

[0167] 一些实施方式中,所述处理模块具体用于:

[0168] 采用图像分割方式对背景图像中不连贯背景区域进行识别,对不连贯背景区域进行标记,确定分割阈值;

[0169] 采用边缘检测方式对各红细胞图像区域中红细胞的细胞膜进行边缘检测,到各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘;

[0170] 将所述分割阈值与像素点的灰度值比较,以及按照所述分割阈值对红细胞图像进行像素分割,,得到多个红细胞图像区域,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸,以将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像;

[0171] 对所述二值化图像进行fill运算,将所述二值化图像中各红细胞的内部填满;

[0172] 对填满后的所述二值化图像进行canny边缘检测,得到每个红细胞的分割边界;

[0173] 其中,对各红细胞图像区域中单像素点的八连通边缘进行灰度拉伸时,采用以下转换公式将红细胞图像背景和单像素点的八连通边缘的灰度值分割,分割得到二值化图像

g(i,j)；

[0174] $$g(i,j)=\begin{cases}1, f(i,j)\geq T\\ 0, f(i,j)<T\end{cases}$$

[0175] 其中,T为分割阈值,f(i,j)是指输入的红细胞图像,g(i,j)是指输出的红细胞图像。

[0176] 一些实施方式中,所述处理模块具体用于：

[0177] 采用分布估计算法定位所述红细胞形状数据集中的各红细胞的的位置以及各红细胞中每个像素点的位置；

[0178] 根据概率密度函数、各红细胞的的位置和各像素点的位置分别计算各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率；

[0179] 将各像素点被选为一个红细胞中心的先验概率和各红细胞生成各红细胞对应的可能性图集P(i)；

[0180] 从所述可能性图集P(i)中依次按照i的取值递增选择一个先验概率,模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态；

[0181] 根据模拟每个i的取值时真实的红细胞粘结状态各红细胞的的位置和各像素点的位置计算出所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据。

[0182] 一些实施方式中,所述处理模块具体用于：

[0183] 将所述红细胞形状数据集输入所述生成器G；

[0184] 所述生成器G将所述红细胞形状数据集合中的分割掩码转换为多个红细胞图像,并将转换得到的多个红细胞图像输入所述两个多尺度区别器D;所述转换得到转换得到额的多个红细胞图像均为模拟逼真的红细胞的图像；

[0185] 所述两个多尺度区别器D在预设时长内执行至少一次区分真实红细胞图像和合成的红细胞图像,以对所述神经网络模型进行训练；

[0186] 所述两个多尺度区别器D输出训练结果；

[0187] 所述特征编码器网络E将所述训练结果和所述红细胞形状数据集x组合,得到组合结果;其中,所述组合结果用于控制合成所述红细胞图像的风格;所述组合结果可采用K均值聚类算法将所述训练结果和所述红细胞形状数据集生成多个集群得到,合成得到的所述红细胞图像的风格由编码器E所述多个集群的随机采集特征决定；

[0188] 在合成所述红细胞图像阶段,通过所述输入输出模块向所述生成器中输入所述多个掩码；

[0189] 所述生成器将所述多个掩码合成为所述红细胞图像。

[0190] 图2中所示的输入输出模块201对应的实体设备为图3所示的输入输出单元,该输入输出单元能够实现获取模块1部分或全部的功能,或者实现与输入输出模块201相同或相似的功能。

[0191] 图2中所示的处理模块202对应的实体设备为图3所示的处理器,该处理器能够实现处理模块202部分或全部的功能,或者实现与处理模块202相同或相似的功能。

[0192] 上面从模块化功能实体的角度分别介绍了本申请实施例中的装置20,以下从硬件角度介绍一种计算机设备,如图3所示,其包括:处理器、存储器、收发器(也可以是输入输出单元,图3中未标识出)以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序。

例如,该计算机程序可以为图1所对应的实施例中基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法对应的程序。例如,当计算机设备实现如图2所示的装置20的功能时,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述图2所对应的实施例中由装置20执行的基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法中的各步骤;或者,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述图2所对应的实施例的装置20中各模块的功能。又例如,该计算机程序可以为图1所对应的实施例中基于条件生成对抗网络合成红细胞图像的方法对应的程序。

[0193] 所称处理器可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等,所述处理器是所述计算机设备的控制中心,利用各种接口和线路连接整个计算机设备的各个部分。

[0194] 所述存储器可用于存储所述计算机程序和/或模块,所述处理器通过运行或执行存储在所述存储器内的计算机程序和/或模块,以及调用存储在存储器内的数据,实现所述计算机设备的各种功能。所述存储器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、视频数据等)等。此外,存储器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,例如硬盘、内存、插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字(Secure Digital,SD)卡,闪存卡(Flash Card)、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。

[0195] 所述收发器也可以用接收器和发送器代替,可以为相同或者不同的物理实体。为相同的物理实体时,可以统称为收发器。该收发器可以为输入输出单元。

[0196] 所述存储器可以集成在所述处理器中,也可以与所述处理器分开设置。

[0197] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件,但很多情况下前者是更佳的实施方式。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(如ROM/RAM)中,包括若干指令用以使得一台终端(可以是手机,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的方法。

[0198] 上面结合附图对本申请的实施例进行了描述,但是本申请并不局限于上述的具体实施方式,上述的具体实施方式仅仅是示意性的,而不是限制性的,本领域的普通技术人员在本申请的启示下,在不脱离本申请宗旨和权利要求所保护的范围情况下,还可做出很多形式,凡是利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,这些均属于本申请的保护之内。

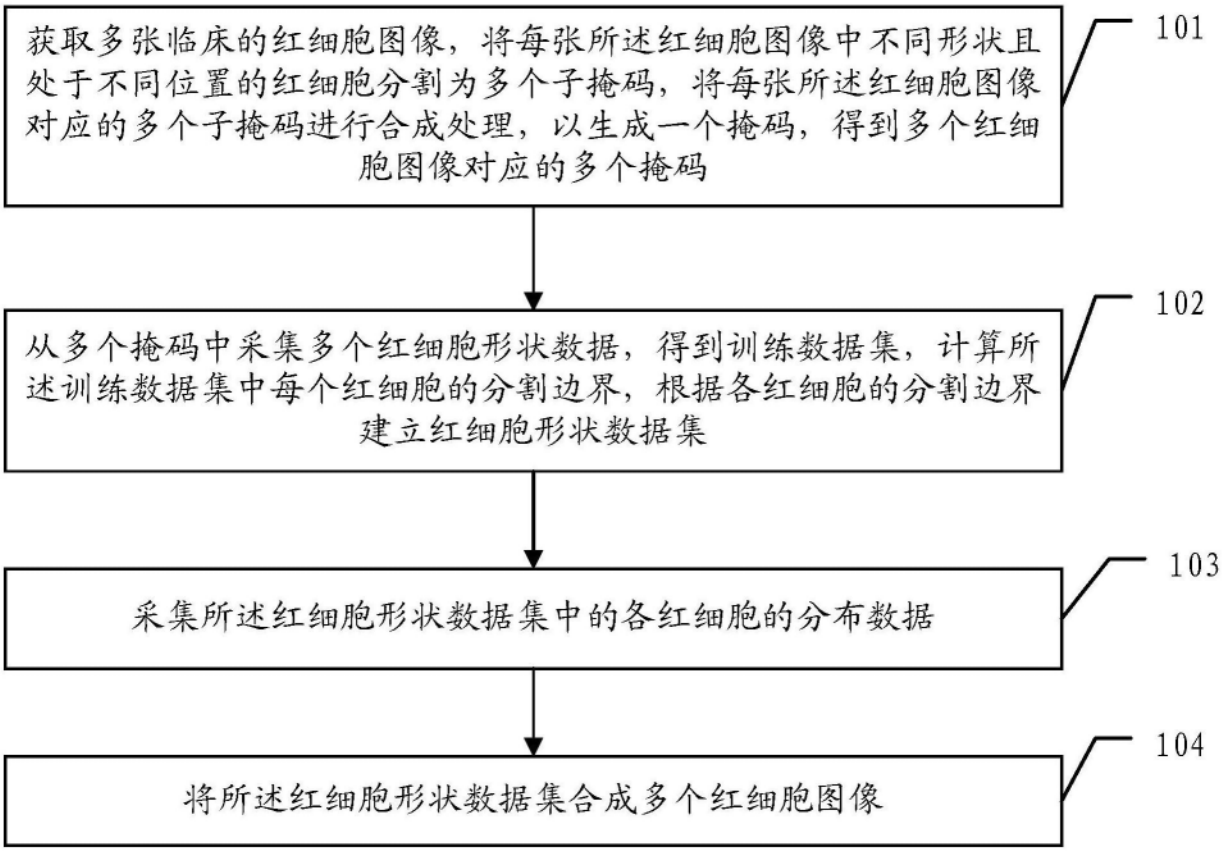

获取多张临床的红细胞图像，将每张所述红细胞图像中不同形状且处于不同位置的红细胞分割为多个子掩码，将每张所述红细胞图像对应的多个子掩码进行合成处理，以生成一个掩码，得到多个红细胞图像对应的多个掩码
101
从多个掩码中采集多个红细胞形状数据，得到训练数据集，计算所述训练数据集中每个红细胞的分割边界，根据各红细胞的分割边界建立红细胞形状数据集
102
采集所述红细胞形状数据集中的各红细胞的分布数据
103
将所述红细胞形状数据集合成多个红细胞图像
104

图1

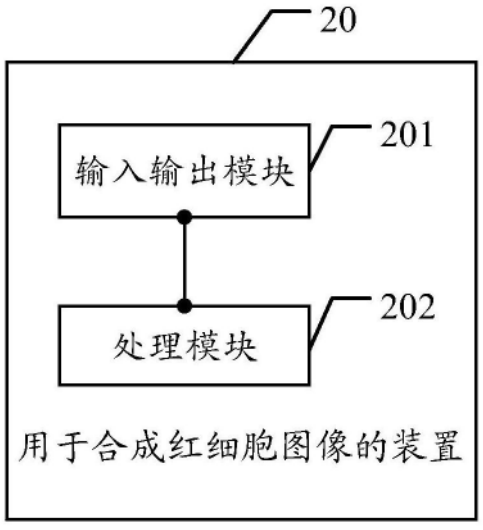

20
输入输出模块
201
处理模块
202
用于合成红细胞图像的装置

图2

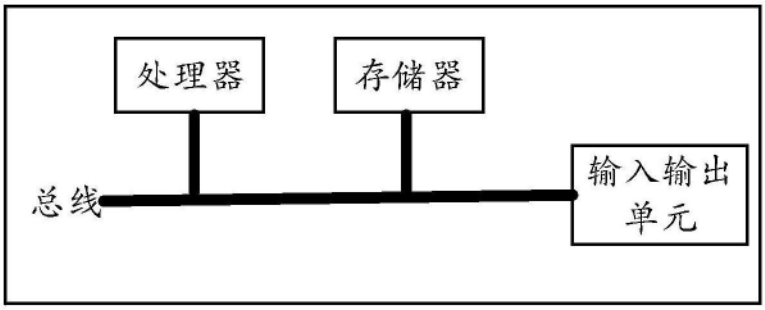


图3