



(21) 申请号 202410444012.7

(22) 申请日 2024.04.15

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118052814 A

(43) 申请公布日 2024.05.17

(73) 专利权人 吉林大学

地址 130012 吉林省长春市前进大街2699号

(72) 发明人 刘秀敏 孙鸿妍 王秋琳 钟剑锋

朱长吉 李明月 崔琳

(74) 专利代理机构 吉林省泓发瑞合知识产权代

理事务所(普通合伙) 22224

专利代理师 秦利杰

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G01N 35/00 (2006.01)

G01N 1/06 (2006.01)

G01N 1/28 (2006.01)

G01N 1/30 (2006.01)

G01N 1/31 (2006.01)

G01N 1/36 (2006.01)

G01N 21/84 (2006.01)

(56) 对比文件

高程玲.基于三重交互关注网络的医学图像分割算法.《模式识别与人工智能》.2021,第第34卷卷(第第5期期),全文.

Chenrui Zhang et al..Triplet interactive attention network for cross-modality person re-identification.《Pattern Recognition Letters》.2021,全文.

审查员 孙宁

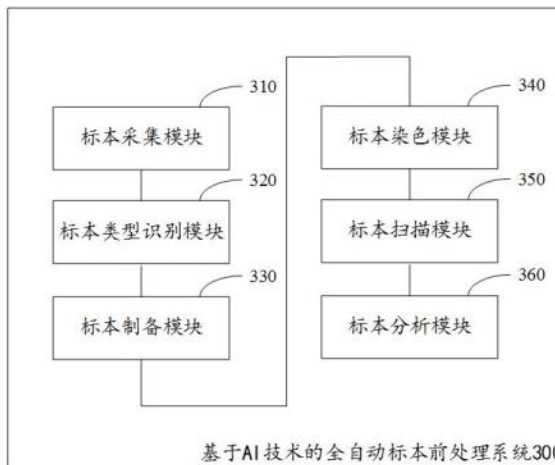
权利要求书4页 说明书13页 附图6页

(54) 发明名称

基于AI技术的全自动标本前处理系统及方法

(57) 摘要

本申请公开了一种基于AI技术的全自动标本前处理系统及方法,涉及AI领域,其通过利用基于深度学习的图像处理技术和智能化算法来对标本图像进行多尺度和多层次的特征提取,从中挖掘关于标本的类别信息,从而利用这种隐含的类别特征信息来实现对标本类型的自动识别,为后续的科研和实验工作提供更强大的支持和便利。



1. 一种基于AI技术的全自动标本前处理系统,包括:标本采集模块,用于根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本;标本类型识别模块,用于识别所述标本的类型;标本制备模块,用于根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上;标本染色模块,用于选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果;标本扫描模块,用于将染色好的所述载玻片扫描成数字图像;标本分析模块,用于对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告;

其特征在于,所述标本类型识别模块,包括:

标本图像获取单元,用于获取由摄像头采集的标本图像;

双层特征提取单元,用于提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图;

多尺度特征融合单元,用于融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图;

类型识别单元,用于基于所述样本图像多尺度特征图,确定所述标本的样本类型;

其中,所述多尺度特征融合单元,包括:

特征交互关注增强子单元,用于将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图;

注意力融合子单元,用于将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图;

其中,所述特征交互关注增强子单元,包括:

三重交互特征构建与提取二级子单元,用于构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图;

融合二级子单元,用于对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行融合以得到所述强化标本图像深层特征图;

其中,所述三重交互特征构建与提取二级子单元,用于:

以如下空间维度增强公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述空间维度增强后标本图像深层特征图;其中,所述空间维度增强公式为:

$$\alpha_1 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X));$$

$$\widetilde{X}_1 = X \otimes \alpha_1;$$

其中, $\alpha_1$ 为空间信息权重矩阵, $X$ 为所述标本图像深层特征图, $\widetilde{X}_1$ 为所述空间维度增强后标本图像深层特征图, $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积, $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积, $*$ 表示卷积操作, $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数, $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数, $\otimes$ 表示哈达玛积;

以如下第一空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第一空间与通道信息交互公式为:

$$\alpha_2 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T1}));$$

$$\widetilde{X}_2 = \text{Trans}(X^{T1} \otimes \alpha_2);$$

其中,  $\alpha_2$  为第一空间与通道信息交互权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_2$  为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示ReLU函数,  $\delta(\cdot)$  表示Sigmoid函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T1}$  和  $\text{Trans}(\cdot)$  表示特征图的转置处理;

以如下第二空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第二空间与通道信息交互公式为:

$$\alpha_3 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T2}));$$

$$\widetilde{X}_3 = \text{Trans}(X^{T2} \otimes \alpha_3);$$

其中,  $\alpha_3$  为第二空间与通道信息交互权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_3$  为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示ReLU函数,  $\delta(\cdot)$  表示Sigmoid函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T2}$  和  $\text{Trans}(\cdot)$  表示特征图的转置处理。

2. 根据权利要求1所述的基于AI技术的全自动标本前处理系统,其特征在于,所述双层特征提取单元,包括:

图像补偿子单元,用于对所述标本图像进行亮度分量补偿以得到亮度补偿后标本图像;

图像特征提取子单元,用于利用深度学习网络模型对所述亮度补偿后标本图像进行图像特征提取以得到所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图。

3. 根据权利要求2所述的基于AI技术的全自动标本前处理系统,其特征在于,所述图像特征提取子单元,用于:

将所述亮度补偿后标本图像通过基于金字塔网络的图像多尺度特征提取器以得到所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图。

4. 根据权利要求3所述的基于AI技术的全自动标本前处理系统,其特征在于,所述融合二级子单元,用于:

以如下融合公式对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行处理以得到所述强化标本图像深层特征图;其中,所述融合公式为:

$$\widetilde{X}_{TIA} = f(\widetilde{X}_1, \widetilde{X}_2, \widetilde{X}_3);$$

其中,  $\widetilde{X}_1$  为所述空间维度增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_2$  为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_3$  为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_{TIA}$  为所述强化标本图像深层特征图,  $f(\cdot, \cdot)$  表示特征图的级联处理。

5. 根据权利要求4所述的基于AI技术的全自动标本前处理系统,其特征在于,所述注意力融合子单元,用于:

对所述强化标本图像深层特征图进行沿通道维度的全局平均池化以得到注意力特征

向量；

将所述注意力特征向量通过全连接层以得到注意力编码特征向量；

以所述注意力编码特征向量中各个特征值作为权重对所述标本图像浅层特征图进行加权相乘以得到注意力调整特征图；

将所述注意力调整特征图和所述强化标本图像深层特征图进行按位置相加处理以得到所述样本图像多尺度特征图。

6. 根据权利要求5所述的基于AI技术的全自动标本前处理系统,其特征在于,所述类型识别单元,包括:

特征分布校正子单元,用于对所述样本图像多尺度特征图展开得到的样本图像多尺度特征向量进行特征分布优化以得到优化样本图像多尺度特征向量;以及,

样本类型划分与识别子单元,将所述优化样本图像多尺度特征向量通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示样本类型标签。

7. 一种基于AI技术的全自动标本前处理方法,包括:

根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本;

识别所述标本的类型;

根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上;

选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果;

将染色好的所述载玻片扫描成数字图像;

对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告;

其特征在于,识别所述标本的类型,包括:

获取由摄像头采集的标本图像;

提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图;

融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图;

基于所述样本图像多尺度特征图,确定所述标本的样本类型;

其中,融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图,包括:

将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图;

将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图;

其中,将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图,包括:

构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图;

对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层

特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行融合以得到所述强化标本图像深层特征图；

其中，构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图，包括：

以如下空间维度增强公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述空间维度增强后标本图像深层特征图；其中，所述空间维度增强公式为：

$$\alpha_1 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X));$$

$$\widetilde{X}_1 = X \otimes \alpha_1;$$

其中， $\alpha_1$ 为空间信息权重矩阵， $X$ 为所述标本图像深层特征图， $\widetilde{X}_1$ 为所述空间维度增强后标本图像深层特征图， $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积， $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积， $*$ 表示卷积操作， $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数， $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数， $\otimes$ 表示哈达玛积；

以如下第一空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图；其中，所述第一空间与通道信息交互公式为：

$$\alpha_2 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T1}));$$

$$\widetilde{X}_2 = Trans(X^{T1} \otimes \alpha_2);$$

其中， $\alpha_2$ 为第一空间与通道信息交互权重矩阵， $X$ 为所述标本图像深层特征图， $\widetilde{X}_2$ 为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图， $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积， $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积， $*$ 表示卷积操作， $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数， $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数， $\otimes$ 表示哈达玛积， $(\cdot)^{T1}$ 和 $Trans(\cdot)$ 表示特征图的转置处理；

以如下第二空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图；其中，所述第二空间与通道信息交互公式为：

$$\alpha_3 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T2}));$$

$$\widetilde{X}_3 = Trans(X^{T2} \otimes \alpha_3);$$

其中， $\alpha_3$ 为第二空间与通道信息交互权重矩阵， $X$ 为所述标本图像深层特征图， $\widetilde{X}_3$ 为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图， $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积， $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积， $*$ 表示卷积操作， $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数， $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数， $\otimes$ 表示哈达玛积， $(\cdot)^{T2}$ 和 $Trans(\cdot)$ 表示特征图的转置处理。



## 基于AI技术的全自动标本前处理系统及方法

### 技术领域

[0001] 本申请涉及AI领域,且更为具体地,涉及一种基于AI技术的全自动标本前处理系统及方法。

### 背景技术

[0002] 标本前处理是指在对生物组织或样本进行进一步分析或检测之前,对这些样本进行一系列处理步骤,以确保样本的质量和可靠性。标本前处理通常包括固定、脱水、包埋、切片、染色等步骤,这些步骤旨在保护样本的形态结构、细胞结构和化学成分,以使得样本可以被用于后续的显微镜观察、分析或其他实验操作。

[0003] 在医学研究和临床诊断中,标本的前处理过程是至关重要的。传统的标本前处理过程通常需要人工操作,这不仅耗时耗力,而且可能由于操作者的技术水平和经验差异,导致标本质量的不稳定。

[0004] 随着人工智能(AI)技术的发展,AI已经被广泛应用于各种领域,包括医学影像分析、疾病预测和诊断等。AI技术的发展和应用于优化标本前处理的过程提供了一种新的思路。

### 发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,提出了本申请。

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种基于AI技术的全自动标本前处理系统,其包括:

[0007] 标本采集模块,用于根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本;

[0008] 标本类型识别模块,用于识别所述标本的类型;

[0009] 标本制备模块,用于根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上;

[0010] 标本染色模块,用于选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果;

[0011] 标本扫描模块,用于将染色好的所述载玻片扫描成数字图像;

[0012] 标本分析模块,用于对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告;

[0013] 所述标本类型识别模块,包括:

[0014] 标本图像获取单元,用于获取由摄像头采集的标本图像;

[0015] 双层特征提取单元,用于提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图;

[0016] 多尺度特征融合单元,用于融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图;

[0017] 类型识别单元,用于基于所述样本图像多尺度特征图,确定所述标本的样本类型;

[0018] 其中,所述多尺度特征融合单元,包括:

[0019] 特征交互关注增强子单元,用于将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图;

[0020] 注意力融合子单元,用于将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图;

[0021] 其中,所述特征交互关注增强子单元,包括:

[0022] 三重交互特征构建与提取二级子单元,用于构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图;

[0023] 融合二级子单元,用于对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行融合以得到所述强化标本图像深层特征图;

[0024] 其中,所述三重交互特征构建与提取二级子单元,用于:

[0025] 以如下空间维度增强公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述空间维度增强后标本图像深层特征图;其中,所述空间维度增强公式为:

$$[0026] \quad \alpha_1 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X));$$

$$[0027] \quad \widetilde{X}_1 = X \otimes \alpha_1;$$

[0028] 其中, $\alpha_1$ 为空间信息权重矩阵, $X$ 为所述标本图像深层特征图, $\widetilde{X}_1$ 为所述空间维度增强后标本图像深层特征图, $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积, $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积, $*$ 表示卷积操作, $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数, $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数, $\otimes$ 表示哈达玛积;

[0029] 以如下第一空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第一空间与通道信息交互公式为:

$$[0030] \quad \alpha_2 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T1}));$$

$$[0031] \quad \widetilde{X}_2 = Trans(X^{T1} \otimes \alpha_2);$$

[0032] 其中, $\alpha_2$ 为第一空间与通道信息交互权重矩阵, $X$ 为所述标本图像深层特征图, $\widetilde{X}_2$ 为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图, $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积, $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积, $*$ 表示卷积操作, $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数, $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数, $\otimes$ 表示哈达玛积, $(\cdot)^{T1}$ 和 $Trans(\cdot)$ 表示特征图的转置处理;

[0033] 以如下第二空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第二空间与通道信息交互公式为:

$$[0034] \quad \alpha_3 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T2}));$$

$$[0035] \quad \widetilde{X}_3 = Trans(X^{T2} \otimes \alpha_3);$$

[0036] 其中, $\alpha_3$ 为第二空间与通道信息交互权重矩阵, $X$ 为所述标本图像深层特征图, $\widetilde{X}_3$ 为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图, $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积, $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷

积, \* 表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示ReLU函数,  $\delta(\cdot)$  表示Sigmoid函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T2}$  和  $Trans(\cdot)$  表示特征图的转置处理。

[0037] 在上述基于AI技术的全自动标本前处理系统中,所述双层特征提取单元,包括:

[0038] 图像补偿子单元,用于对所述标本图像进行亮度分量补偿以得到亮度补偿后标本图像;

[0039] 图像特征提取子单元,用于利用深度学习网络模型对所述亮度补偿后标本图像进行图像特征提取以得到所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图。

[0040] 在上述基于AI技术的全自动标本前处理系统中,所述图像特征提取子单元,用于:

[0041] 将所述亮度补偿后标本图像通过基于金字塔网络的图像多尺度特征提取器以得到所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图。

[0042] 在上述基于AI技术的全自动标本前处理系统中,所述融合二级子单元,用于:

[0043] 以如下融合公式对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行处理以得到所述强化标本图像深层特征图;其中,所述融合公式为:

$$[0044] \quad \widetilde{X}_{TIA} = f(\widetilde{X}_1, \widetilde{X}_2, \widetilde{X}_3);$$

[0045] 其中,  $\widetilde{X}_1$  为所述空间维度增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_2$  为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_3$  为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_{TIA}$  为所述强化标本图像深层特征图,  $f(\cdot, \cdot)$  表示特征图的级联处理。

[0046] 在上述基于AI技术的全自动标本前处理系统中,所述注意力融合子单元,用于:

[0047] 对所述强化标本图像深层特征图进行沿通道维度的全局平均池化以得到注意力特征向量;

[0048] 将所述注意力特征向量通过全连接层以得到注意力编码特征向量;

[0049] 以所述注意力编码特征向量中各个特征值作为权重对所述标本图像浅层特征图进行加权相乘以得到注意力调整特征图;

[0050] 将所述注意力调整特征图和所述强化标本图像深层特征图进行按位置相加处理以得到所述样本图像多尺度特征图。

[0051] 在上述基于AI技术的全自动标本前处理系统中,所述类型识别单元,包括:

[0052] 特征分布校正子单元,用于对所述样本图像多尺度特征图展开得到的样本图像多尺度特征向量进行特征分布优化以得到优化样本图像多尺度特征向量;以及,

[0053] 样本类型划分与识别子单元,将所述优化样本图像多尺度特征向量通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示样本类型标签。

[0054] 根据本申请的另一个方面,提供了一种基于AI技术的全自动标本前处理方法,其包括:

[0055] 根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本;

[0056] 识别所述标本的类型;

[0057] 根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上;



[0058] 选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果;

[0059] 将染色好的所述载玻片扫描成数字图像;

[0060] 对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告;

[0061] 其中,识别所述标本的类型,包括:

[0062] 获取由摄像头采集的标本图像;

[0063] 提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图;

[0064] 融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图;

[0065] 基于所述样本图像多尺度特征图,确定所述标本的样本类型;

[0066] 其中,融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图,包括:

[0067] 将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图;

[0068] 将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图;

[0069] 其中,将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图,包括:

[0070] 构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图;

[0071] 对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行融合以得到所述强化标本图像深层特征图;

[0072] 其中,构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图,包括:

[0073] 以如下空间维度增强公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述空间维度增强后标本图像深层特征图;其中,所述空间维度增强公式为:

$$[0074] \quad \alpha_1 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X));$$

$$[0075] \quad \widetilde{X}_1 = X \otimes \alpha_1;$$

[0076] 其中, $\alpha_1$ 为空间信息权重矩阵, $X$ 为所述标本图像深层特征图, $\widetilde{X}_1$ 为所述空间维度增强后标本图像深层特征图, $W^1$ 表示 $1 \times 1$ 的卷积, $W^2$ 表示 $7 \times 7$ 的卷积, $*$ 表示卷积操作, $\sigma(\cdot)$ 表示ReLU函数, $\delta(\cdot)$ 表示Sigmoid函数, $\otimes$ 表示哈达玛积;

[0077] 以如下第一空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第一空间与通道信息交互公式为:

[0078]  $\alpha_2 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T1}))$ ;

[0079]  $\widetilde{X}_2 = Trans(X^{T1} \otimes \alpha_2)$ ;

[0080] 其中,  $\alpha_2$  为第一空间与通道信息交互权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_2$  为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示 ReLU 函数,  $\delta(\cdot)$  表示 Sigmoid 函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T1}$  和  $Trans(\cdot)$  表示特征图的转置处理;

[0081] 以如下第二空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第二空间与通道信息交互公式为:

[0082]  $\alpha_3 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T2}))$ ;

[0083]  $\widetilde{X}_3 = Trans(X^{T2} \otimes \alpha_3)$ ;

[0084] 其中,  $\alpha_3$  为第二空间与通道信息交互权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_3$  为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示 ReLU 函数,  $\delta(\cdot)$  表示 Sigmoid 函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T2}$  和  $Trans(\cdot)$  表示特征图的转置处理。

[0085] 与现有技术相比,本申请提供一种基于 AI 技术的全自动标本前处理系统及方法,其通过利用基于深度学习的图像处理技术和智能化算法来对标本图像进行多尺度和多层次的特征提取,从中挖掘关于标本的类别信息,从而利用这种隐含的类别特征信息来实现对标本类型的自动识别,为后续的科研和实验工作提供更强大的支持和便利。

## 附图说明

[0086] 通过结合附图对本申请实施例进行更详细的描述,本申请的上述以及其他目的、特征和优势将变得更加明显。附图用来提供对本申请实施例的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本申请实施例一起用于解释本申请,并不构成对本申请的限制。在附图中,相同的参考标号通常代表相同部件或步骤。

[0087] 图1为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统的框图;

[0088] 图2为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统的系统架构图;

[0089] 图3为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统中标本类型识别模块的框图;

[0090] 图4为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统中双层特征提取单元的框图;

[0091] 图5为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统中多尺度特征融合单元的框图;

[0092] 图6为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统中特征交互关注增强子单元的框图;

[0093] 图7为根据本申请实施例的基于 AI 技术的全自动标本前处理系统中类型识别单元

的框图；

[0094] 图8为根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理方法的流程图。

### 具体实施方式

[0095] 下面,将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然,所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例,而不是本申请的全部实施例,应理解,本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0096] 如本申请和权利要求书中所示,除非上下文明确提示例外情形,“一”、“一个”、“一种”和/或“该”等词并非特指单数,也可包括复数。一般说来,术语“包括”与“包含”仅提示包括已明确标识的步骤和元素,而这些步骤和元素不构成一个排它性的罗列,方法或者设备也可能包含其他的步骤或元素。

[0097] 虽然本申请对根据本申请的实施例的系统中的某些模块做出了各种引用,然而,任何数量的不同模块可以被使用并运行在用户终端和/或服务服务器上。所述模块仅是说明性的,并且所述系统和方法的不同方面可以使用不同模块。

[0098] 本申请中使用了流程图用来说明根据本申请的实施例的系统所执行的操作。应当理解的是,前面或下面操作不一定按照顺序来精确地执行。相反,根据需要,可以按照倒序或同时处理各种步骤。同时,也可以将其他操作添加到这些过程中,或从这些过程移除某一步或数步操作。

[0099] 下面,将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然,所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例,而不是本申请的全部实施例,应理解,本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0100] 在标本的处理过程中,由于不同类型的生物组织和标本样本具有不同的结构和化学成分,在处理过程中需要采用不同的方式才能够更好地保护样本的形态结构和细胞结构,确保样本的完整性和可靠性。此外,不同类型的标本对染色剂的吸收和染色效果也有所不同,根据标本的类型来选择适合该类型标本的染色方式才能够获得更清晰、准确的染色结果。也就是说,在进行标本的固定、脱水、包埋、切片和染色处理时,需要对标本的类型进行准确判断和识别。现有的标本类型识别通常依赖于人工进行判断,这种方式存在以下问题:1.人工识别存在主观性和个体差异,不同操作者可能会做出不同的判断,导致结果的不一致性。2.人工识别需要耗费大量时间和人力资源,对于大规模的标本处理工作来说,效率较低。因此,期待一种优化的方案。

[0101] 在本申请的技术方案中,提出了一种基于AI技术的全自动标本前处理系统。图1为根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理系统的框图。图2为根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理系统的系统架构图。如图1和图2所示,根据本申请的实施例的基于AI技术的全自动标本前处理系统300,包括:标本采集模块310,用于根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本;标本类型识别模块320,用于识别所述标本的类型;标本制备模块330,用于根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上;标本染色模块340,用于选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果;标本扫描模块350,用于将染色好的所述载玻片扫描成数字图像;标本分析模块

360,用于对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告。

[0102] 特别地,所述标本采集模块310,用于根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本。应可以理解,利用机器人臂和智能相机采集标本能够实现精准的定位和控制,确保标本在采集过程中的准确位置和角度,提高工作效率,减少人为操作的时间和劳动强度。

[0103] 特别地,所述标本类型识别模块320,用于识别所述标本的类型。特别地,在本申请的一个具体示例中,如图3所示,所述标本类型识别模块320,包括:标本图像获取单元321,用于获取由摄像头采集的标本图像;双层特征提取单元322,用于提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图;多尺度特征融合单元323,用于融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图;类型识别单元324,用于基于所述样本图像多尺度特征图,确定所述标本的样本类型。

[0104] 具体地,所述标本图像获取单元321,用于获取由摄像头采集的标本图像。其中,标本图像是指通过摄像头捕获的标本的视觉表征,可以是生物组织、细胞、显微结构或其他科学实验或医学研究中使用的样本的图像。

[0105] 具体地,所述双层特征提取单元322,用于提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图。特别地,在本申请的一个具体示例中,如图4所示,所述双层特征提取单元322,包括:图像补偿子单元3221,用于对所述标本图像进行亮度分量补偿以得到亮度补偿后标本图像;图像特征提取子单元3222,用于利用深度学习网络模型对所述亮度补偿后标本图像进行图像特征提取以得到所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图。

[0106] 更具体地,所述图像补偿子单元3221,用于对所述标本图像进行亮度分量补偿以得到亮度补偿后标本图像。考虑到所述标本图像在采集过程中可能受到环境因素的影响,导致不同区域的亮度存在差异的问题,造成部分区域过暗或过亮,影响后续的观察和图像分析。具体来说,亮度不足会导致图像的细节不清晰,使得某些特征难以辨认。因此,在本申请的技术方案中,期待对所述标本图像进行亮度分量补偿以对所述标本图像中的亮度分量进行调整和修正,从而得到亮度补偿后标本图像。这样,通过亮度分量补偿可以使得所述亮度补偿后标本图像的亮度均衡,并使得所述亮度补偿后标本图像中的细节更加清晰,提高图像的视觉质量和可分析性。

[0107] 更具体地,所述图像特征提取子单元3222,用于利用深度学习网络模型对所述亮度补偿后标本图像进行图像特征提取以得到所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图。也就是,在本申请的技术方案中,将所述亮度补偿后标本图像通过基于金字塔网络的图像多尺度特征提取器以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图。其中,金字塔网络是一种深度学习网络结构,其设计灵感来源于图像处理中的金字塔表示方法。金字塔表示是指通过在不同尺度下对图像进行多次降采样或上采样,得到一系列分辨率不同的图像。金字塔网络也借鉴了这种思想,在网络中引入多个尺度的特征提取过程,以便在不同尺度下学习和提取特征。在本申请的实施例中,金字塔网络具有深度结构,不同层次的网络层可以学习不同层次的抽象特征。通过在不同层次上提取特征,网络可以捕获从低级到高级的多层次图像特征,实现对图像内容的更加全面和深入的理解。这样,金字塔网络的深



度结构使其能够逐层提取抽象特征,浅层特征表征图像的底层信息,如边缘和纹理信息,而深层特征则包含更高级的语义信息,如标本形状和类别等。

[0108] 值得一提的是,在本申请的其他具体示例中,还可以通过其他方式提取所述标本图像的浅层特征和深层特征以得到标本图像浅层特征图和标本图像深层特征图,例如:输入所述标本图像;选择一个预训练的卷积神经网络模型;通过选择模型的卷积层和池化层来提取浅层特征,这些特征通常捕获图像的边缘、纹理等低级特征,以得到所述标本图像浅层特征图;继续使用相同或另一个预训练的深层CNN模型;通过选择模型更深的卷积层来提取深层特征,这些特征通常捕获更高级的语义信息,以得到所述标本图像深层特征图。

[0109] 具体地,所述多尺度特征融合单元323,用于融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图。特别地,在本申请的一个具体示例中,如图5所示,所述多尺度特征融合单元323,包括:特征交互关注增强子单元3231,用于将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图;注意力融合子单元3232,用于将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图。

[0110] 更具体地,所述特征交互关注增强子单元3231,用于将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图。考虑到所述标本图像深层特征图是将所述亮度补偿后标本图像经过所述基于金字塔网络的图像多尺度特征提取器的深度卷积编码而提取到的,其中所蕴含的标本图像的隐含关联特征受到了卷积核的大小的限制。也就是说,所述标本图像深层特征图的特征分布只能刻画和表征所述亮度补偿后标本图像中的空间局部邻域关联特征,而缺乏更为全局和多维的特征交互信息。因此,在本申请的技术方案中,进一步地将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图。其中,所述三重交互关注模块可以加强所述标本图像深层特征图在空间维度上的表征的同时,还能够考虑空间维度和通道维度上的信息之间的交互作用,从而通过调整所述标本图像深层特征图中不同位置的重要性权重,来使得网络能够更好地关注图像中的关键区域和结构,并使得所述标本图像深层特征图在空间维度和通道维度上进行更加有效的信息传递和交互,提高特征的表征能力和多样性。特别地,在本申请的一个具体示例中,如图6所示,所述特征交互关注增强子单元3231,包括:三重交互特征构建与提取二级子单元32311,用于构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图;融合二级子单元32312,用于对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行融合以得到所述强化标本图像深层特征图。

[0111] 所述三重交互特征构建与提取二级子单元32311,用于构建所述标本图像深层特征图的重交互特征以得到空间维度增强后标本图像深层特征图、第一交互信息增强后标本图像深层特征图和第二交互信息增强后标本图像深层特征图。具体地,在本申请的一个具体示例中,以如下空间维度增强公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述空间维度增强后标本图像深层特征图;其中,所述空间维度增强公式为:

[0112]  $\alpha_1 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X));$



$$[0113] \quad \widetilde{X}_1 = X \otimes \alpha_1;$$

[0114] 其中,  $\alpha_1$  为空间信息权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_1$  为所述空间维度增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\delta(\cdot)$  表示ReLU函数,  $\sigma(\cdot)$  表示Sigmoid函数,  $\otimes$  表示哈达玛积;

[0115] 以如下第一空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第一空间与通道信息交互公式为:

$$[0116] \quad \alpha_2 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T1}));$$

$$[0117] \quad \widetilde{X}_2 = Trans(X^{T1} \otimes \alpha_2);$$

[0118] 其中,  $\alpha_2$  为第一空间与通道信息交互权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_2$  为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示ReLU函数,  $\delta(\cdot)$  表示Sigmoid函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T1}$  和  $Trans(\cdot)$  表示特征图的转置处理;以如下第二空间与通道信息交互公式对所述标本图像深层特征图进行处理以得到所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图;其中,所述第二空间与通道信息交互公式为:

$$[0119] \quad \alpha_3 = \delta(W^2 * \sigma(W^1 * X^{T2}));$$

$$[0120] \quad \widetilde{X}_3 = Trans(X^{T2} \otimes \alpha_3);$$

[0121] 其中,  $\alpha_3$  为第二空间与通道信息交互权重矩阵,  $X$  为所述标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_3$  为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图,  $W^1$  表示  $1 \times 1$  的卷积,  $W^2$  表示  $7 \times 7$  的卷积,  $*$  表示卷积操作,  $\sigma(\cdot)$  表示ReLU函数,  $\delta(\cdot)$  表示Sigmoid函数,  $\otimes$  表示哈达玛积,  $(\cdot)^{T2}$  和  $Trans(\cdot)$  表示特征图的转置处理。

[0122] 所述融合二级子单元32312,用于对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行融合以得到所述强化标本图像深层特征图。具体地,在本申请的一个具体示例中,以如下融合公式对所述空间维度增强后标本图像深层特征图、所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图和所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图进行处理以得到所述强化标本图像深层特征图;其中,所述融合公式为:

$$[0123] \quad \widetilde{X}_{TIA} = f(\widetilde{X}_1, \widetilde{X}_2, \widetilde{X}_3);$$

[0124] 其中,  $\widetilde{X}_1$  为所述空间维度增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_2$  为所述第一交互信息增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_3$  为所述第二交互信息增强后标本图像深层特征图,  $\widetilde{X}_{TIA}$  为所述强化标本图像深层特征图,  $f(\cdot, \cdot)$  表示特征图的级联处理。

[0125] 值得一提的是,在本申请的其他具体示例中,还可以通过其他方式将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块以得到强化标本图像深层特征图,例如:输入所述标

本图像深层特征图；三重交互关注模块通常包括三个关键部分：查询、键、值的计算和交互关注权重的计算；对深层特征图进行三次线性变换；计算查询矩阵和键矩阵之间的相似度矩阵；通过对相似度矩阵进行 Softmax 操作，得到注意力权重矩阵；将注意力权重矩阵与值矩阵相乘，得到加权后的特征矩阵；经过三重交互关注模块处理后，以得到所述强化标本图像深层特征图。

[0126] 更具体地，所述注意力融合子单元3232，用于将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图。也就是，在本申请的一个具体示例中，将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到样本图像多尺度特征图。也就是，通过所述全局平均池化注意力融合模块来融合具有不同侧重点和不同深度的特征信息，并引入注意力机制以增强对重要特征的关注。具体来说，所述全局平均池化注意力融合模块的具体实现过程是将作为高层次特征的所述强化标本图像深层特征图在通道维度上进行全局平均池化，此时高维特征图会被压缩变成向量表示，这个向量表示具有所述强化标本图像深层特征图的全局感受野。再将此向量表示作为注意力信息与所述标本图像浅层特征图进行融合，以指导所述标本图像浅层特征图中的浅层信息还原语义类别信息，从而得到所述样本图像多尺度特征图。这样以后，所述样本图像多尺度特征图会具有更为丰富的特征表示。更具体地，将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块以得到所述样本图像多尺度特征图，包括：对所述强化标本图像深层特征图进行沿通道维度的全局平均池化以得到注意力特征向量；将所述注意力特征向量通过全连接层以得到注意力编码特征向量；以所述注意力编码特征向量中各个特征值作为权重对所述标本图像浅层特征图进行加权相乘以得到注意力调整特征图；将所述注意力调整特征图和所述强化标本图像深层特征图进行按位置相加处理以得到所述样本图像多尺度特征图。

[0127] 值得一提的是，在本申请的其他具体示例中，还可以通过其他方式融合所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图以得到样本图像多尺度特征图，例如：输入所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图；确保浅层特征图和深层特征图具有相同的空间尺度；在一个具体示例中，可通过级联融合的方式将浅层特征图和深层特征图按通道级别连接起来；也可通过对浅层特征图和深层特征图进行加权求和，权重可以根据任务需求进行学习或手动设置；利用注意力机制来动态调整浅层特征图和深层特征图的重要性；最终得到所述样本图像多尺度特征图。

[0128] 具体地，所述类型识别单元324，用于基于所述样本图像多尺度特征图，确定所述标本的样本类型。特别地，在本申请的一个具体示例中，如图7所示，所述类型识别单元324，包括：特征分布校正子单元3241，用于对所述样本图像多尺度特征图展开得到的样本图像多尺度特征向量进行特征分布优化以得到优化样本图像多尺度特征向量；样本类型划分与识别子单元3242，将所述优化样本图像多尺度特征向量通过分类器以得到分类结果，所述分类结果用于表示样本类型标签。

[0129] 更具体地，所述特征分布校正子单元3241，用于对所述样本图像多尺度特征图展开得到的样本图像多尺度特征向量进行特征分布优化以得到优化样本图像多尺度特征向量。在本申请的技术方案中，所述标本图像浅层特征图和所述标本图像深层特征图分别表

达所述亮度补偿后标本图像的基于金字塔网络的不同尺度和不同深度的图像语义特征,并且,将所述标本图像深层特征图输入三重交互关注模块后,得到的所述强化标本图像深层特征图可以基于特征矩阵内空间维度和特征矩阵间通道维度的交互关注进行空间-通道维度交互强化,使得所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图之间会具有显著的通道分布模式差异,这样,将所述强化标本图像深层特征图和所述标本图像浅层特征图输入全局平均池化注意力融合模块后,得到的所述样本图像多尺度特征图也会在通道维度上具有显著的通道分布差异化表示,使得所述样本图像多尺度特征图的以特征矩阵特征分布为单位的分布整体性下降,从而影响所述样本图像多尺度特征图通过分类器的类概率收敛效果,即影响分类训练的速度和分类结果的准确性。

[0130] 因此,本申请的申请人在每次所述样本图像多尺度特征图展开后的样本图像多尺度特征向量通过分类器进行分类迭代时,对所述样本图像多尺度特征向量进行优化,表示为:

$$[0131] \quad V' = [(V \otimes M_\mu) \oplus (V \otimes M_\sigma)] \oplus [V \otimes (M_\mu \otimes M_\sigma)];$$

$$[0132] \quad \begin{cases} M_\mu(i, j) = \frac{v_i + v_j}{2} \\ M_\sigma(i, j) = \frac{v_i - v_j}{2} \end{cases};$$

[0133] 其中, $V$ 表示所述样本图像多尺度特征向量, $v_i$ 和 $v_j$ 分别是所述样本图像多尺度特征向量的第 $i$ 和第 $j$ 位置的特征值, $M_\mu$ 表示第一中间矩阵, $M_\sigma$ 表示第二中间矩阵, $M_\mu(i, j)$ 表示第一中间矩阵的 $(i, j)$ 位置的特征值, $M_\sigma(i, j)$ 表示第二中间矩阵的 $(i, j)$ 位置的特征值, $\oplus$ 表示按位置相加, $\otimes$ 表示矩阵乘法, $V'$ 表示优化样本图像多尺度特征向量。

[0134] 也就是,通过引入所述样本图像多尺度特征向量 $V$ 的局部统计信息分布作为外部信息源来进行特征向量的检索增强,以基于局部统计密集信息结构化来避免局部溢出信息分布导致所述样本图像多尺度特征向量 $V$ 的分布幻觉,从而获得所述样本图像多尺度特征向量 $V$ 以局部分布组维度保留为基础的信息可信响应推理,以获得所述样本图像多尺度特征向量 $V$ 基于离散化局部特征分布的概率密度空间内的可信分布响应,从而提升概率密度空间收敛效果,以改进训练速度和训练结果的准确性。

[0135] 更具体地,所述样本类型划分与识别子单元3242,将所述优化样本图像多尺度特征向量通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示样本类型标签。其中,样本类型标签是用来描述样本所属类别或类型的标识符或标签。它用于区分不同类别的样本,帮助模型识别和分类输入数据。样本类型标签通常是预先定义的类别或类别集合,每个类别对应一个唯一的标签。这样,通过分类器将所述样本图像多尺度特征图所表达的标本图像语义多尺度特征转化为具体的类别信息,从而实现对本样本的自动分类和识别。在一个具体示例中,将所述优化样本图像多尺度特征向量通过分类器以得到分类结果,包括:使用所述分类器的多个全连接层对所述优化样本图像多尺度特征向量进行全连接编码以得到编码分类特征向量;以及,将所述编码分类特征向量通过所述分类器的Softmax分类函数以得到所述分类结果。

[0136] 分类器是指一种机器学习模型或算法,用于将输入数据分为不同的类别或标签。分类器是监督学习的一部分,它通过学习从输入数据到输出类别的映射关系来进行分类任务。

[0137] 全连接层是神经网络中常见的一种层类型。在全连接层中,每个神经元都与上一层的所有神经元相连接,每个连接都有一个权重。这意味着全连接层中的每个神经元都接收来自上一层所有神经元的输入,并通过权重对这些输入进行加权求和,然后将结果传递给下一层。

[0138] Softmax分类函数是一种常用的激活函数,用于多分类问题。它将输入向量的每个元素转化为一个介于0和1之间的概率值,并且这些概率值的和等于1。Softmax函数常用于神经网络的输出层,特别适用于多分类问题,因为它能够将网络输出映射为各个类别的概率分布。在训练过程中,Softmax函数的输出可以用于计算损失函数,并通过反向传播算法来更新网络参数。值得注意的是,Softmax函数的输出并不会改变元素之间的相对大小关系,只是对其进行了归一化处理。因此,Softmax函数并不改变输入向量的特性,只是将其转化为概率分布形式。

[0139] 值得一提的是,在本申请的其他具体示例中,还可以通过其他方式基于所述样本图像多尺度特征图,确定所述标本的样本类型,例如:输入所述样本图像多尺度特征图;对多尺度特征图进行全局池化操作,将空间维度的特征进行汇总,得到每个通道的全局特征表示;将全局特征表示与原始多尺度特征图进行融合,以保留更多的空间信息;将融合后的特征输入到全连接层中,进行特征映射和非线性变换;最后一层使用 Softmax 激活函数,将特征映射为每个类别的概率分布;通过将样本的多尺度特征图输入到训练好的模型中进行推理,得到每个类别的概率分布;根据概率分布确定样本的类型,通常选择概率最高的类别作为样本的预测类型;根据最高概率的类别确定样本的类型。

[0140] 特别地,所述标本制备模块330,用于根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上。应可以理解,固定能够保持组织结构的完整性,防止组织中的生物分子在处理过程中被破坏或失去;脱水能够降低组织中的水分含量,有利于后续的包埋和切片处理;包埋能够保护组织结构,使其能够在切片机中被准确地切割成薄片;切片将包埋的组织标本切割成薄片,以便进行镜检和分析;最后,将切片贴载在载玻片上,使其固定在载玻片上以便进行显微镜检查。

[0141] 特别地,所述标本染色模块340,用于选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果。应可以理解,选择适合的染色剂可以帮助凸显组织结构中的特定细胞或成分,使其更容易被观察和分析;使用喷墨打印头可以精确地将染色剂喷涂在载玻片上,以确保染色剂均匀地覆盖载玻片表面,并且可以控制染色剂的喷涂量和位置;最后,光学传感器可以检测载玻片上染色的效果,包括染色的均匀性、颜色饱和度和清晰度等。

[0142] 特别地,所述标本扫描模块350,用于将染色好的所述载玻片扫描成数字图像。应可以理解,通过将染色好的载玻片扫描成数字图像,可以实现样本的数字化保存、高质量的图像获取、便于远程诊断和计算机辅助分析,从而提高科研和实验工作的准确性和效率。

[0143] 特别地,所述标本分析模块360,用于对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告。应可以理解,通过对扫描得到的数字图像进行分析并给出相应的报告,可以

为医学诊断、研究和教育提供重要的支持,帮助医疗团队更好地理解病理学信息,做出准确的诊断和治疗决策。

[0144] 如上所述,根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理系统300可以实现在各种无线终端中,例如具有基于AI技术的全自动标本前处理算法的服务器等。在一种可能的实现方式中,根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理系统300可以作为一个软件模块和/或硬件模块而集成到无线终端中。例如,该基于AI技术的全自动标本前处理系统300可以是该无线终端的操作系统中的一个软件模块,或者可以是针对于该无线终端所开发的一个应用程序;当然,该基于AI技术的全自动标本前处理系统300同样可以是该无线终端的众多硬件模块之一。

[0145] 替换地,在另一示例中,该基于AI技术的全自动标本前处理系统300与该无线终端也可以是分立的设备,并且该基于AI技术的全自动标本前处理系统300可以通过有线和/或无线网络连接到该无线终端,并且按照约定的数据格式来传输交互信息。

[0146] 进一步地,还提供一种基于AI技术的全自动标本前处理方法。

[0147] 图8为根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理方法的流程图。如图8所示,根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理方法,包括步骤:S1,根据预设的采集方案,利用机器人臂和智能相机采集标本;S2,识别所述标本的类型;S3,根据所述标本的类型,自动进行所述标本的固定、脱水、包埋和切片处理,并将制备好的所述标本贴在载玻片上;S4,选择合适的染色剂,并通过喷墨打印头将所述染色剂喷涂在所述载玻片上,并通过光学传感器检测染色效果;S5,将染色好的所述载玻片扫描成数字图像;S6,对扫描得到的所述数字图像进行分析,并给出相应的报告。

[0148] 综上,根据本申请实施例的基于AI技术的全自动标本前处理方法被阐明,其通过利用基于深度学习的图像处理技术和智能化算法来对标本图像进行多尺度和多层次的特征提取,从中挖掘关于标本的类别信息,从而利用这种隐含的类别特征信息来实现对标本类型的自动识别,为后续的科研和实验工作提供更强大的支持和便利。

[0149] 以上已经描述了本公开的各实施例,上述说明是示例性的,并非穷尽性的,并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下,对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择,旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术的改进,或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。



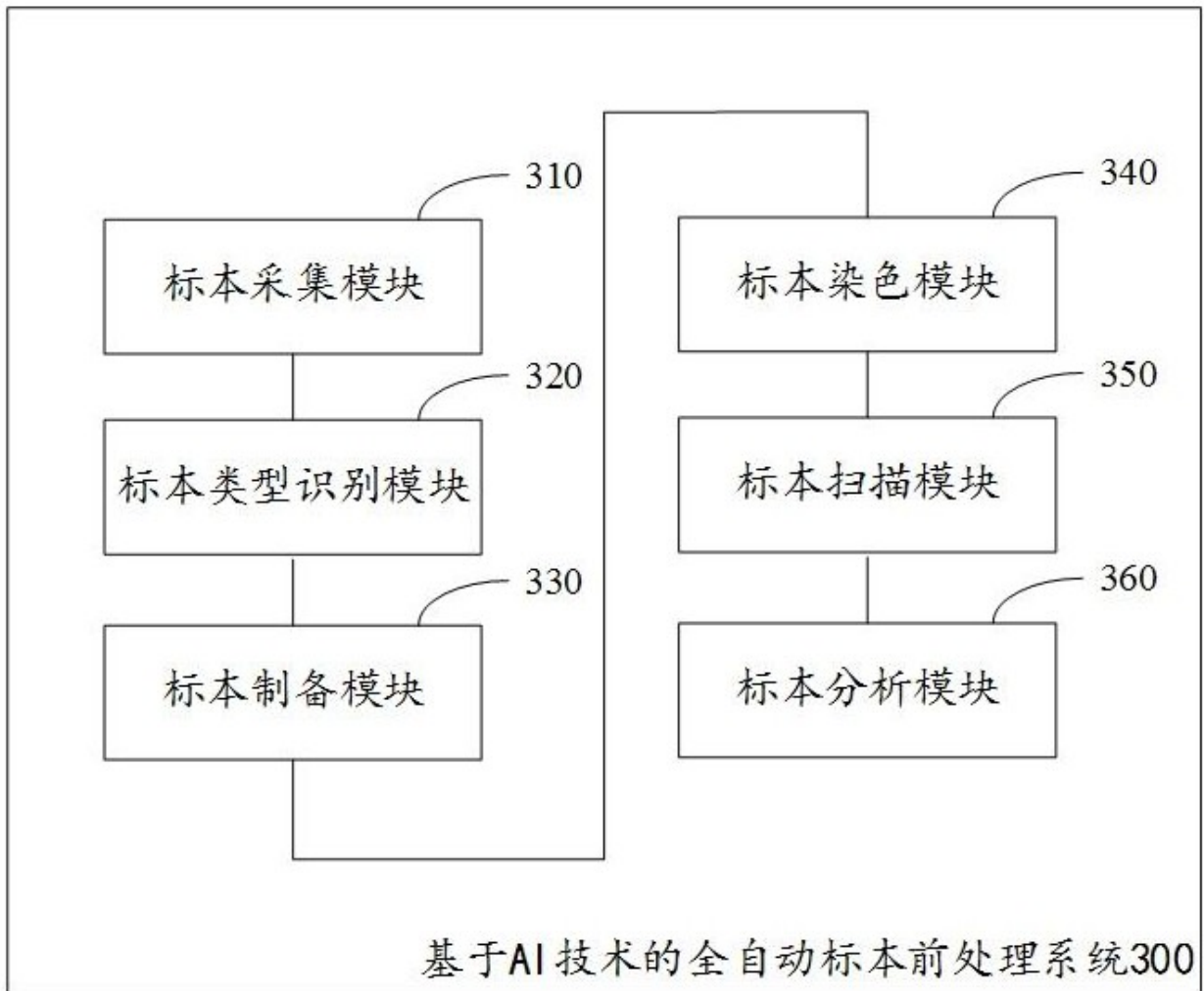


图 1

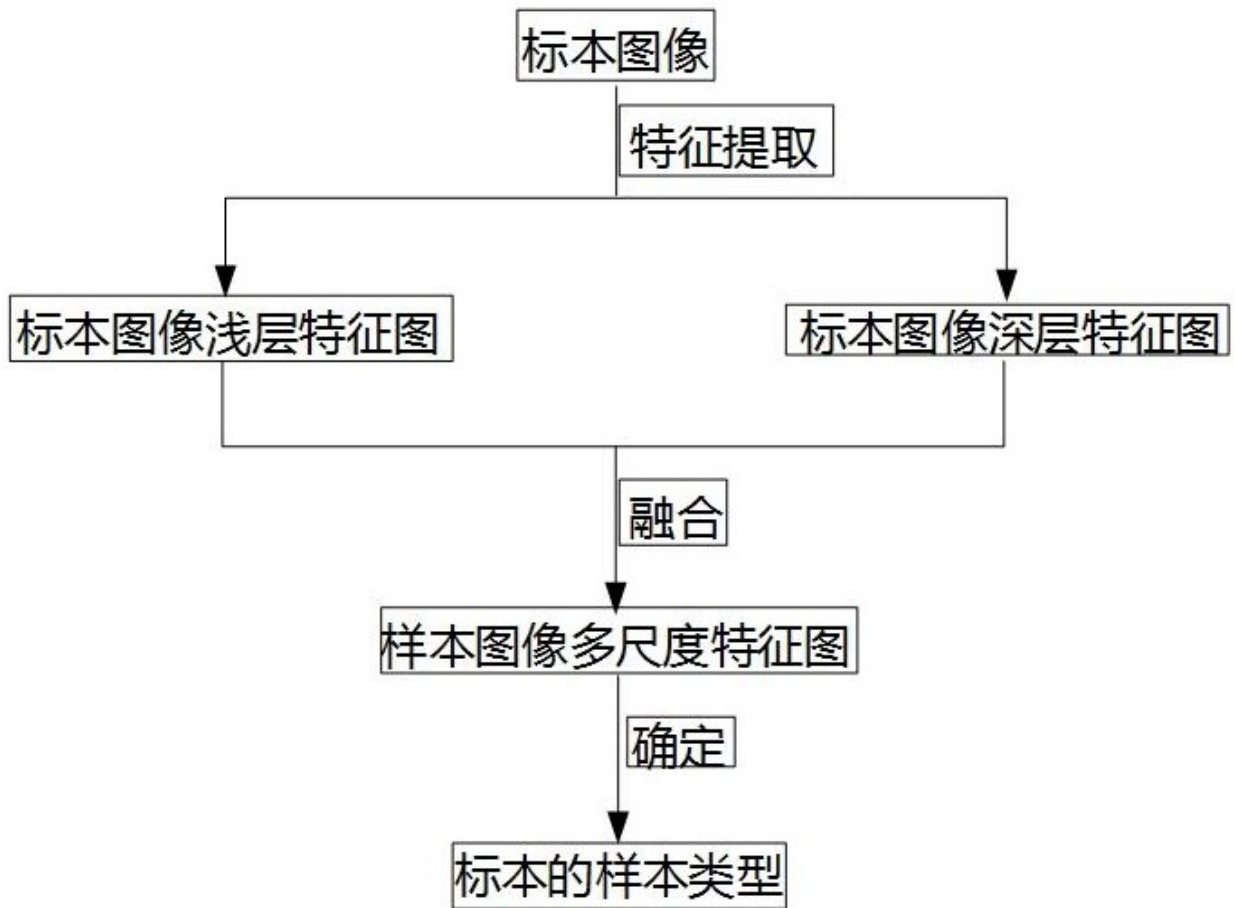


图 2

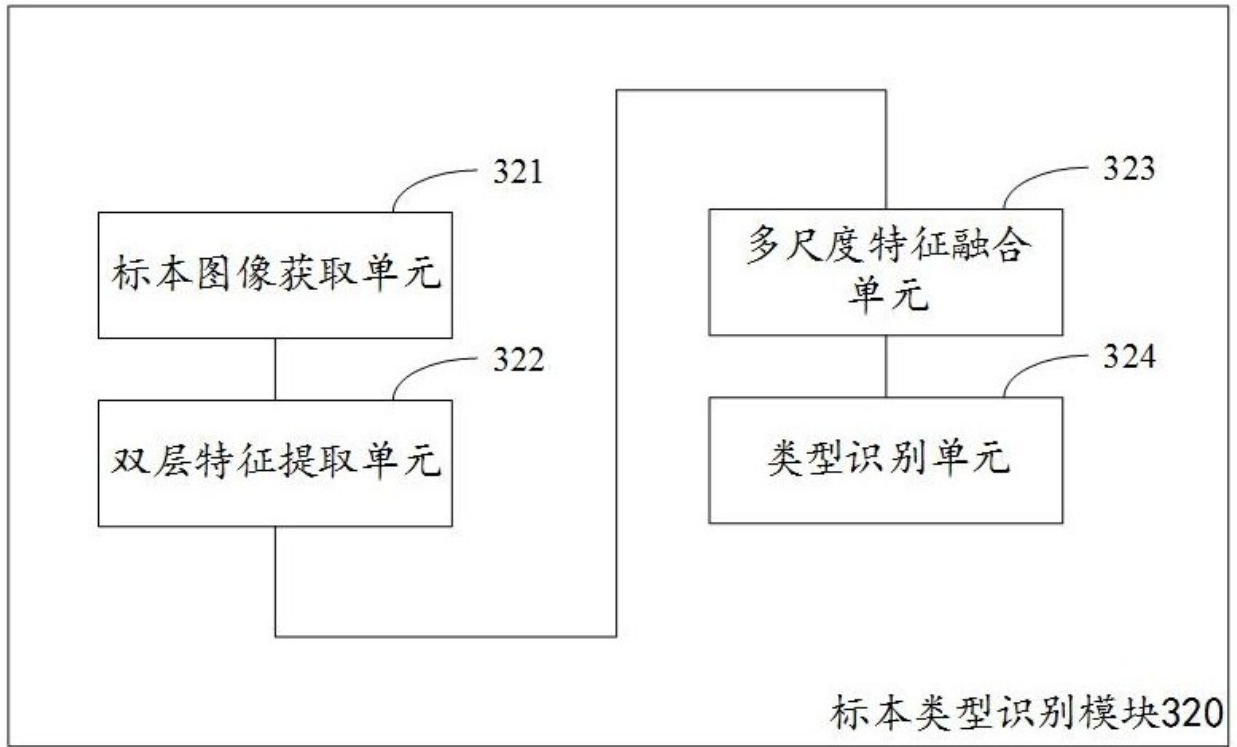


图 3

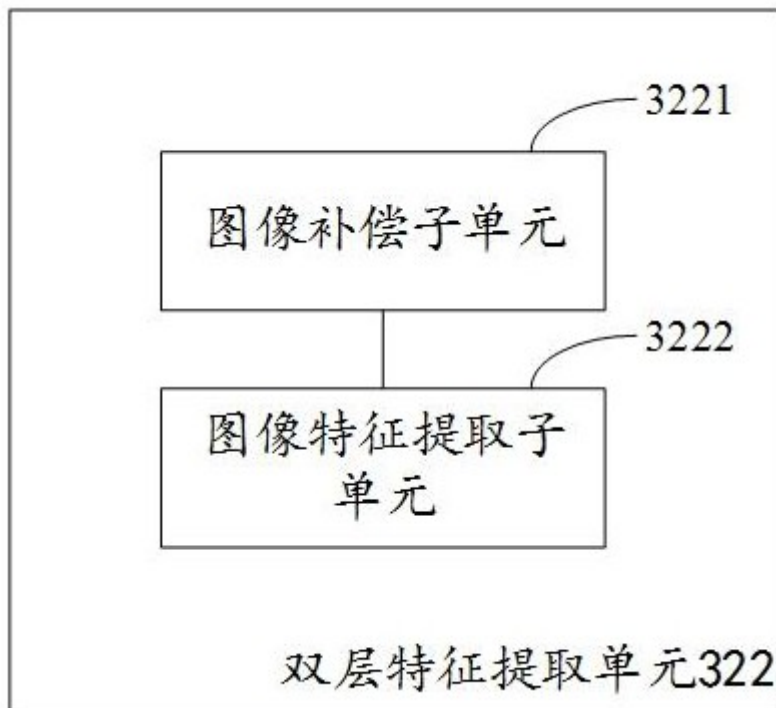


图 4

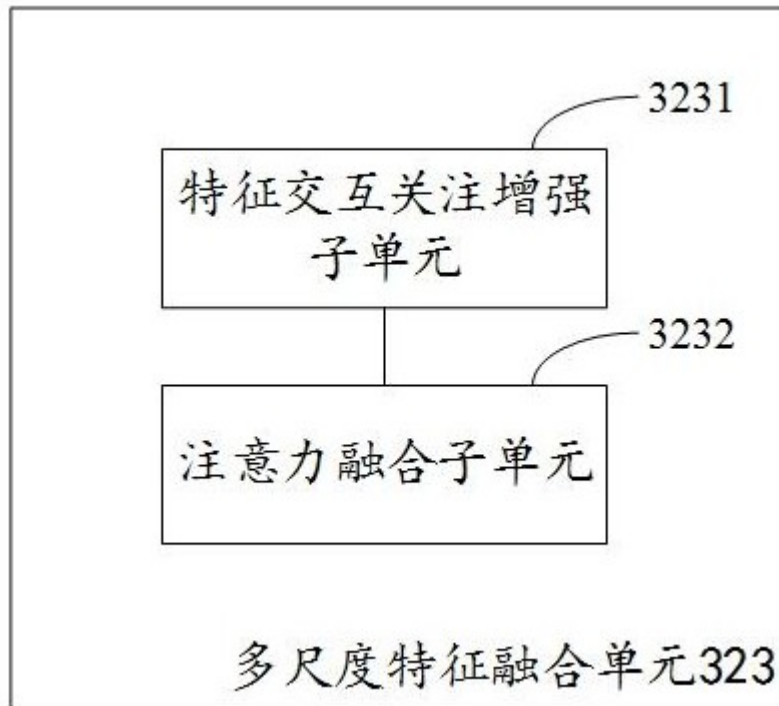


图 5

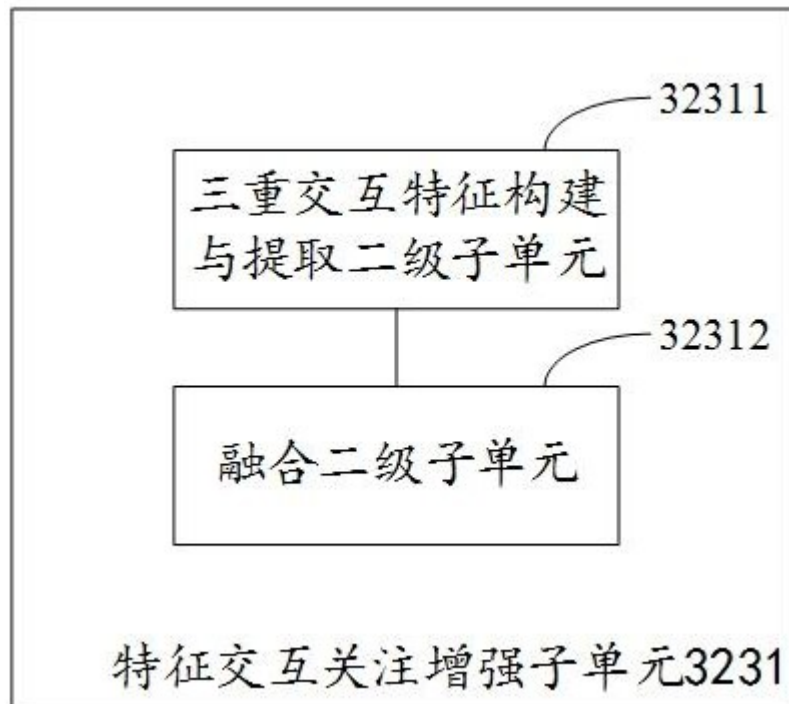


图 6

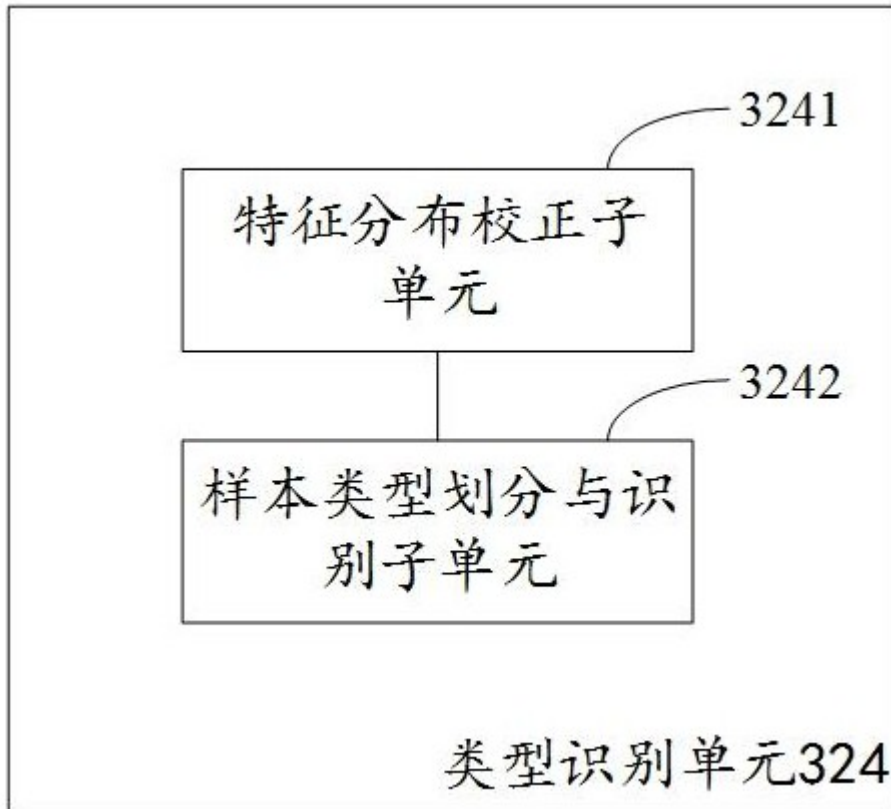


图 7



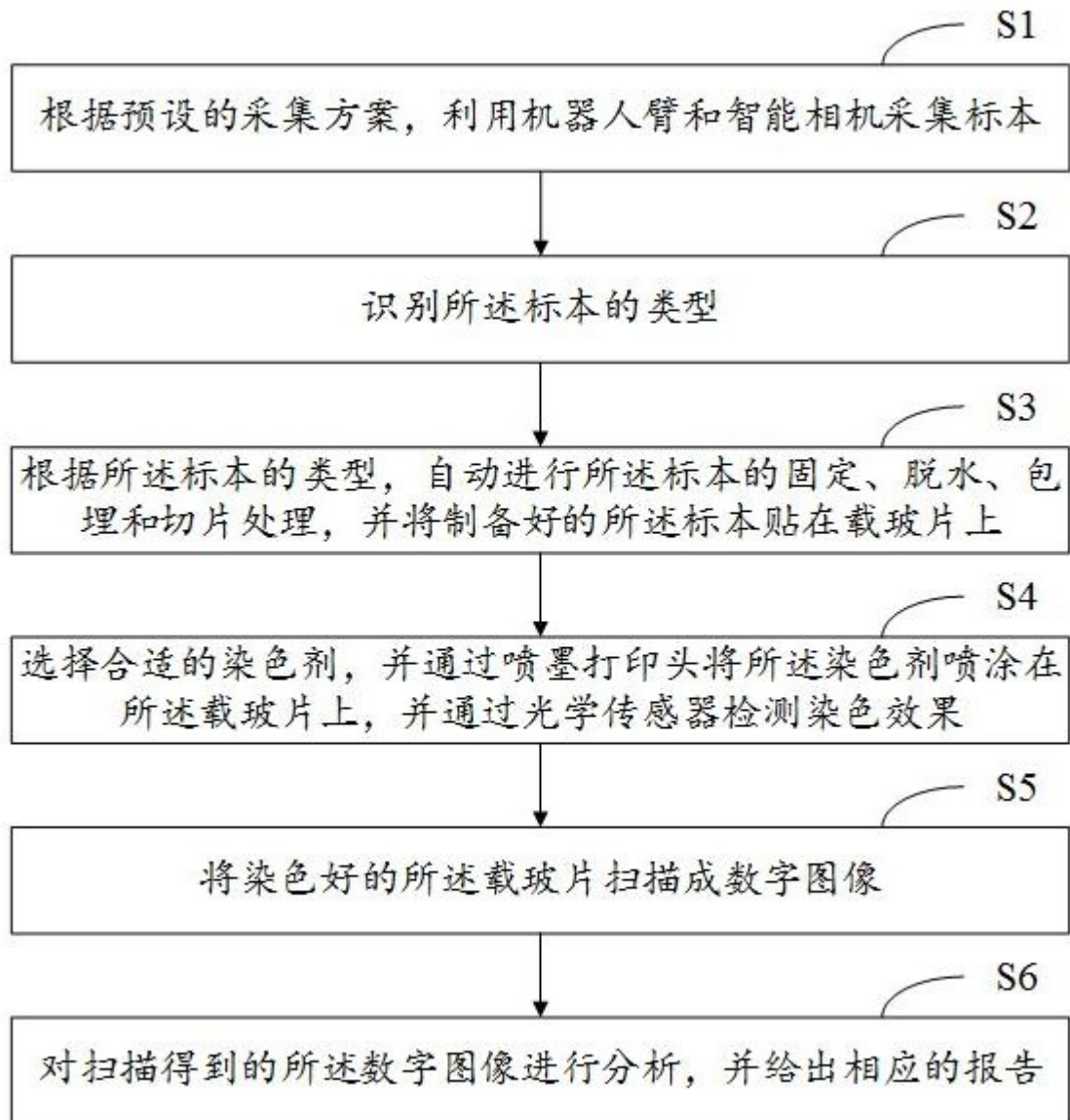


图 8