



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113409326 A

(43) 申请公布日 2021.09.17

(21) 申请号 202110600755.5

(22) 申请日 2021.05.31

(71) 申请人 北京工业大学

地址 100022 北京市朝阳区平乐园100号

(72) 发明人 李建强 文棚增 徐春

(74) 专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 聂俊伟

(51) Int. Cl.

G06T 7/11 (2017.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G16H 30/20 (2018.01)

权利要求书2页 说明书13页 附图3页

(54) 发明名称

图像分割方法及系统

(57) 摘要

本发明提供一种图像分割方法及系统,其中,图像分割方法,包括:将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。能够有效的关注待分割图像中重要的特征,抑制不必要的特征,避免分割图像模糊,提高图像分割的分割精度。

将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像

S1

1. 一种图像分割方法,其特征在于,包括:

将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;

其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

2. 根据权利要求1所述的图像分割方法,其特征在于,所述图像分割模型包括:特征提取层和图像分割层;

对应的,所述将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像,具体包括:

将所述待分割图像输入所述特征提取层中,基于所述注意力机制和所述残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图;

将所述目标特征图输入所述图像分割层中,基于所述金字塔场景解析网络确定特征金字塔集合全局特征,基于所述特征金字塔集合全局特征,确定所述分割后的目标图像。

3. 根据权利要求2所述的图像分割方法,其特征在于,所述特征提取层包括:第一注意层、深度残差层和第二注意层;

对应的,所述将所述待分割图像输入所述特征提取层中,基于所述注意力机制和所述残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,具体包括:

将所述待分割图像输入第一注意层中,基于所述注意力机制确定第一特征图;

将所述第一特征图输入所述深度残差层中,基于残差网络确定第二特征图;

将所述第二特征图输入所述第二注意层中,基于所述注意力机制确定目标特征图。

4. 根据权利要求1-3任一项所述的图像分割方法,其特征在于,所述第一注意层和所述第二注意层包括:卷积注意力机制模块。

5. 根据权利要求3所述的图像分割方法,其特征在于,

所述第一注意层包括:第一通道注意力层、第一空间注意力层和第一融合层;

对应的,所述将所述待分割图像输入第一注意层中,基于所述注意力机制确定第一特征图,具体包括:

将所述待分割图像输入所述第一通道注意力层中,确定第一通道注意力图;

将所述第一通道注意力图输入所述第一空间注意力层中,确定第一空间注意力图;

将所述第一通道注意力图和所述第一空间注意力图输入所述第一融合层中,确定第一特征图。

6. 根据权利要求3所述的图像分割方法,其特征在于,

所述第二注意层包括:第二通道注意力层和第二空间注意力层和第二融合层;

对应的,所述将所述第二特征图输入所述第二注意层中,基于所述注意力机制确定目标特征图,具体包括:

将所述第二特征图输入所述第二通道注意力层中,确定第二通道注意力图;

将所述第二通道注意力图输入所述第二空间注意力中,确定第二空间注意力图;

将所述第二通道注意力图和所述第二空间注意力图输入所述第二融合层中,确定目标特征图。

7. 根据权利要求1-3任一项所述的图像分割方法,其特征在于,在所述将待分割图像输

入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像的步骤之前,还包括:训练所述图像分割模型;

所述训练所述图像分割模型,具体包括:

利用所述样本图像集训练所述图像分割模型;

基于预设损失函数,对所述图像分割模型的网络参数使用反向传播算法获取梯度;其中,所述预设损失函数由交叉熵损失函数和骰子损失函数组成;

基于所述梯度更新所述图像分割模型的网络参数,并基于更新后的所述网络参数对所述图像分割模型进行迭代训练直至所述图像分割模型收敛。

8.一种图像分割系统,其特征在于,包括:

图像分割单元,用于将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;

其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

9.一种电子设备,其特征在于,包括存储器和处理器,所述处理器和所述存储器通过总线完成相互间的通信;所述存储器存储有可被所述处理器执行的程序指令,所述处理器调用所述程序指令能够执行如权利要求1至7任一所述的图像分割方法。

10.一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一所述的图像分割方法。

图像分割方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及深度学习技术领域,尤其涉及一种图像分割方法及系统。

背景技术

[0002] 肾积水是一种常见的肾脏疾病,可导致腹部肿块、血尿、尿毒症、高血压甚至肾破裂等一系列并发症。B型超声检查是对疑似肾积水患者进行的一种基本检查,方便、省时、经济且无辐射。B型超声成像利用超声声束扫描人体,以获得反映人体组织、器官的二维切面断层图像。

[0003] 医学图像和人工智能的结合近年来盛行。人工智能医学成像技术在很大程度上缓解了医疗资源的短缺和不同地区之间的不平衡,并促进了医生的诊断能力。如果在超声检查阶段就能运用深度学习的方法对疾病进行判断和分级,即可省去不必要的后续检查,节约大量金钱、人力及医疗资源。

[0004] 但由于人体肾脏中会出现不同的特征,肾超声图像中肾区域与积水区域通常是覆盖型关系,且个体形状、纹理差异较大。现有的基于深度学习对肾超声图像进行分割的方法,存在处理肾脏图像模糊,中间轮廓不清楚,与周边组织分布不清,形状怪异等情况。

[0005] 因此,如何提供一种图像分割方法及系统,关注待分割图像中重要的特征,抑制不必要的特征,避免分割图像模糊,提高图像分割的分割精度,成为亟待解决的问题。

发明内容

[0006] 针对现有技术中的缺陷,本发明提供一种图像分割方法及系统。

[0007] 本发明提供一种图像分割方法,包括:将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;

[0008] 其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0009] 根据本发明提供的图像分割方法,所述图像分割模型包括:特征提取层和图像分割层;

[0010] 对应的,所述将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像,具体包括:

[0011] 将所述待分割图像输入所述特征提取层中,基于所述注意力机制和所述残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图;

[0012] 将所述目标特征图输入所述图像分割层中,基于所述金字塔场景解析网络确定特征金字塔集合全局特征,基于所述特征金字塔集合全局特征,确定所述分割后的目标图像。

[0013] 根据本发明提供的图像分割方法,所述特征提取层包括:第一注意层、深度残差层和第二注意层;

[0014] 对应的,所述将所述待分割图像输入所述特征提取层中,基于所述注意力机制和

所述残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,具体包括:

[0015] 将所述待分割图像输入第一注意层中,基于所述注意力机制确定第一特征图;

[0016] 将所述第一特征图输入所述深度残差层中,基于残差网络确定第二特征图;

[0017] 将所述第二特征图输入所述第二注意层中,基于所述注意力机制确定目标特征图。

[0018] 根据本发明提供的图像分割方法,所述第一注意力层和所述第二注意力层包括:卷积注意力机制模块。

[0019] 根据本发明提供的图像分割方法,所述第一注意层包括:第一通道注意力层、第一空间注意力层和第一融合层;

[0020] 对应的,所述将所述待分割图像输入第一注意层中,基于所述注意力机制确定第一特征图,具体包括:

[0021] 将所述待分割图像输入所述第一通道注意力层中,确定第一通道注意力图;

[0022] 将所述第一通道注意力图输入所述第一空间注意力层中,确定第一空间注意力图;

[0023] 将所述第一通道注意力图和所述第一空间注意力图输入所述第一融合层中,确定第一特征图。

[0024] 根据本发明提供的图像分割方法,所述第二注意力层包括:第二通道注意力层和第二空间注意力层和第二融合层;

[0025] 对应的,所述将所述第二特征图输入所述第二注意层中,基于所述注意力机制确定目标特征图,具体包括:

[0026] 将所述第二特征图输入所述第二通道注意力层中,确定第二通道注意力图;

[0027] 将所述第二通道注意力图输入所述第二空间注意力中,确定第二空间注意力图;

[0028] 将所述第二通道注意力图和所述第二空间注意力图输入所述第二融合层中,确定目标特征图。

[0029] 根据本发明提供的图像分割方法,在所述将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像的步骤之前,还包括:训练所述图像分割模型;

[0030] 所述训练所述图像分割模型,具体包括:

[0031] 利用所述样本图像集训练所述图像分割模型;

[0032] 基于预设损失函数,对所述图像分割模型的网络参数使用反向传播算法获取梯度;其中,所述预设损失函数由交叉熵损失函数和骰子损失函数组成;

[0033] 基于所述梯度更新所述图像分割模型的网络参数,并基于更新后的所述网络参数对所述图像分割模型进行迭代训练直至所述图像分割模型收敛。

[0034] 本发明还提供一种图像分割系统,包括:图像分割单元;

[0035] 所述图像分割单元,用于将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;

[0036] 其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0037] 本发明还提供一种电子设备,包括存储器和处理器,所述处理器和所述存储器通

过总线完成相互间的通信;所述存储器存储有可被所述处理器执行的程序指令,所述处理器调用所述程序指令能够执行如上述图像分割方法的各个步骤。

[0038] 本发明还提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现如上述图像分割方法的各个步骤。

[0039] 本发明提供的图像分割方法及系统,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力,在增加的开销非常小的条件下,降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边缘出现模糊的情况。

附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0041] 图1为本发明提供的图像分割方法流程图;

[0042] 图2为本发明提供的患者的肾积水超声图像;

[0043] 图3为本发明提供的患者的肾积水超声图像分割后目标图像;

[0044] 图4为本发明提供的图像分割模型结构示意图;

[0045] 图5为本发明提供的图像分割系统结构示意图;

[0046] 图6为本发明提供的电子设备的实体结构示意图。

[0047] 附图标记:

[0048] 410:第一注意层; 420:深度残差层;

[0049] 430:第二注意层; 440:目标特征图;

[0050] 450:图像分割层; 460:金字塔集合全局特征;

[0051] 470:分割后的目标图像。

具体实施方式

[0052] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0053] 为了便于后续对本发明进行详细说明,对一些技术名词进行说明:

[0054] 注意力机制:注意力机制模仿人看物体时的方法:通过简单一瞥,分析图像的重要部分,然后聚焦于该位置,而不是对画面中所有区域给予同等重视。

[0055] 金字塔场景解析网络(Pyramid Scene Parsing Network,简称PSPNet):是在FCN(fully convolutional networks)(完全卷积网络)上的改进,图像中存在不同尺寸的目标,而不同的目标具有不同的特征。利用浅层的特征就可以将简单的目标区分开来;利用深

层的特征可以将复杂的目标区分开来。引入了更多的上下文信息。当分割层有更多全局信息时,出现误分割的概率就会低一些。

[0056] 卷积注意力机制模块(Convolutional Block Attention Module,简称CBAM):一个轻量级的通用注意力模块。它可以无缝地集成到任何CNN架构中,额外开销忽略不计,并且可以与基本CNN一起进行端到端的训练。

[0057] 图1为本发明提供的图像分割方法流程图,如图1所示,本发明提供一种图像分割方法,包括:

[0058] 步骤S1,将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;

[0059] 其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0060] 具体的,在步骤S1中,将待分割图像输入预先训练好的图像分割模型中,图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络(Residual Network,简称ResNet)确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络(Pyramid Scene Parsing Network,简称PSPNet),确定并输出分割后的目标图像。

[0061] 例如:图2为本发明提供的患者的肾积水超声图像,图3为本发明提供的患者的肾积水超声图像分割后目标图像,采集患者的肾积水超声图像(图2)作为待分割图像,将该超声图像输入到预先训练好的肾部超声图像分割模型中,确定分割后的目标图像。如图3所示,分割后的目标图像中,将积水区和肾脏区进行划分,其中,a区域为积水区,b区域为肾脏区,c区域为图像中肾脏以外区域。能够有效地划分积水区和肾脏区的轮廓。

[0062] 需要说明的是,在进行待分割图像的分割之前,还需要预先训练好图像分割模型,图像分割模型由样本图像集训练得到的,对于样本图像训练集中的图像,先在图像中设置对应的标签,基于标签和图像进行模型的训练。具体的样本数据集的选择,标签的设置和样本训练方法可基于实际情况进行调整,本发明对此不作限定。

[0063] 其次,在本方案中,模型的网络结构可基于现有的残差网络和金字塔场景解析网络的基础上进行改进,增添注意力机制。还可根据实际需求进行其他调整,本发明对此不作限定。

[0064] 除此之外,可以理解的是,本发明不限于应用于肾积水超声图像的分割,还可适用于其他医学图像的分割(如:CT,MR,PET),用于辅助诊断其他的病症或检测生理变化。除医学领域外还可以通过调整样本图像集适用于不同的领域,本发明对此不作限定。

[0065] 本发明提供的图像分割方法,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力,在增加的开销非常小的条件下,降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0066] 可选的,根据本发明提供的图像分割方法,所述图像分割模型包括:特征提取层和图像分割层;

[0067] 对应的,所述将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像,具体包括:

[0068] 将所述待分割图像输入所述特征提取层中,基于所述注意力机制和所述残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图;

[0069] 将所述目标特征图输入所述图像分割层中,基于所述金字塔场景解析网络确定特征金字塔集合全局特征,基于所述特征金字塔集合全局特征,确定所述分割后的目标图像。

[0070] 具体的,图像分割模型包括:特征提取层和图像分割层。

[0071] 特征提取层用于提取待分割图像的特征图,将待分割图像输入特征提取层中,结合注意力机制和残差网络提取待分割图像的特征,确定待分割图像对应的目标特征图。

[0072] 残差网络可以保留深层网络的深度,同时避免退化问题,并且复杂度很低,处理速度快,能够适用于分割模糊的图像。在残差网络的基础上,嵌入注意单元,通过注意力机制实现自适应的特征优化,有效地提高模型的能力,并且几乎没有额外的复杂度,不需要额外的开销。

[0073] 需要说明的是,注意力机制可分为软注意力机制和硬注意力机制两种类型,在选择信息时,软注意力机制计算多个输入信息的加权平均值,然后将其输入神经网络进行计算。相反,硬注意力机制在输入序列中的一个位置选择信息,例如随机选择一条信息或选择概率最高的信息。在本发明中,注意力机制的具体类型可根据实际需求进行调整,本发明对此不作限定。

[0074] 图像分割层用于基于目标特征图的全局特征实现图像的分割,将确定好的目标特征图输入图像分割层中,基于金字塔场景解析网络将目标特征图映射划分为多个不同的子区域,得到不同位置的特征表示,并在每个金字塔级别之后将上下文特征的维数降低为低维特征表示,对低维特征图进行采样,使其比例尺与原目标特征图相同,将不同层次的特征映射拼接获得特征金字塔集合全局特征。并基于该特征金字塔集合全局特征对目标特征图进行分割,确定分割后的目标图像。

[0075] 由于在医学领域,医学图像中器官和病变的特征因患者而异,在同一类别中,患者的医学图像可能存在巨大的轮廓差异,意味着,仅在只有基本特征的条件不能进行高性能的图像分割,需要获得更多的语义信息,特征金字塔有助于获取全局特征,提高图像分割的准确性。

[0076] 本发明提供的图像分割方法,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力,在增加的开销非常小的条件下,有效降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0077] 可选的,根据本发明提供的图像分割方法,所述特征提取层包括:第一注意层、深度残差层和第二注意层;

[0078] 对应的,所述将所述待分割图像输入所述特征提取层中,基于所述注意力机制和所述残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,具体包括:

[0079] 将所述待分割图像输入第一注意层中,基于所述注意力机制确定第一特征图;

[0080] 将所述第一特征图输入所述深度残差层中,基于残差网络确定第二特征图;

[0081] 将所述第二特征图输入所述第二注意层中,基于所述注意力机制确定目标特征图。

[0082] 具体的,图4为本发明提供的图像分割模型结构示意图,如图4所示,特征提取层包括:第一注意层410、深度残差层420和第二注意层430。在深度残差层420(残差网络)的前端和后端均设置注意层。对应的,将待分割图像输入特征提取层中,基于注意力机制和残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,具体包括:

[0083] 将待分割图像输入第一注意层410中,基于注意力机制确定第一特征图,将第一特征图输入深度残差层420中,基于残差网络确定第二特征图,将第二特征图输入第二注意层430中,基于注意力机制确定目标特征图440。

[0084] 进一步,将确定好的目标特征图440输入图像分割层450中,基于金字塔场景解析网络将目标特征图440映射划分为多个不同的子区域,得到不同位置的特征表示,并在每个金字塔级别之后将上下文特征的维数降低为低维特征表示,对低维特征图进行采样,使其比例尺与原目标特征图相同,将不同层次的特征映射拼接获得特征金字塔集合全局特征460。并基于该特征金字塔集合全局特征460对目标特征图进行分割,确定分割后的目标图像470。

[0085] 需要说明的是,第一注意层和第二注意层可以使用CBAM、SE(Squeeze-and-Excitation)或SAM(Spatial Attention Module)等注意力模块,具体的注意力机制的设置情况可根据实际情况进行调整,本发明对此不作限定。

[0086] 本发明提供的图像分割方法,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力。不破坏残差网络的原始结构,有效减少参数量,能够重复使用预训练模型,在增加的开销非常小的条件下,有效降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0087] 可选的,根据本发明提供的图像分割方法,所述第一注意力层和所述第二注意力层包括:卷积注意力机制模块。

[0088] 具体的,软注意力机制计算多个输入信息的加权平均值,然后将其输入神经网络进行计算。软注意力是可微的,这意味着可以通过使用神经网络来计算梯度和向前传播和向后反馈来学习注意力的权重。

[0089] 卷积注意力机制模块CBAM是信道域和空间域相结合的软注意机制。主要优点是在空间领域的注意力,即不仅可以教会网络通过信道方向的注意力看什么,还教网络通过空间方向的注意力看哪里,而且它非常轻量级,并且易于端到端部署。在提取基本特征的阶段添加CBAM有助于更好的识别对带分割图像感兴趣的部分,并且有助于降低模型的复杂度。

[0090] 相比于其他需要占用更多的资源的加大网络的深度、宽度、基数的模型改进方法,在残差网络的前端和后端均嵌入CBAM,可以广泛地用于提高基本特征提取层的表征能力,并且该方法不破坏残差网络的原始网络结构,能够有效地减少参数量。因此若存在预训练模型,则预训练模型仍然可以使用,避免重复训练模型的麻烦。

[0091] 需要说明的是, CBAM模块沿着两个独立的维度(通道和空间)依次计算注意图。由于注意单元在CBAM模块中的位置安排可以在前后CBAM的形式保持一致的情况下改变, 因此设计CBAM注意模块时可以调整空间单元和信道单元的位置, 例如: 前后CBAM注意模块均设置空间单元先于信道单元, 或者均设置信道单元先于空间单元, 或仅采用其中一种(前后CBAM注意模块均只设置空间单元或者均只设置信道单元)。具体的空间单元和信道单元的位置设置情况, 可根据实际需求进行调整, 本发明对此不作限定。

[0092] 本发明提供的图像分割方法, 将待分割图像输入图像分割模型中, 基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图, 基于目标特征图和金字塔场景解析网络, 确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征, 抑制不必要的特征, 通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力。不破坏残差网络的原始结构, 有效减少参数量, 能够重复使用预训练模型, 在增加的开销非常小的条件下, 有效降低分割错误的概率, 提高模型的分割精度, 改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0093] 可选的, 根据本发明提供的图像分割方法, 所述第一注意层包括: 第一通道注意力层、第一空间注意力层和第一融合层;

[0094] 对应的, 所述将所述待分割图像输入第一注意层中, 基于所述注意力机制确定第一特征图, 具体包括:

[0095] 将所述待分割图像输入所述第一通道注意力层中, 确定第一通道注意力图;

[0096] 将所述第一通道注意力图输入所述第一空间注意力层中, 确定第一空间注意力图;

[0097] 将所述第一通道注意力图和所述第一空间注意力图输入所述第一融合层中, 确定第一特征图。

[0098] 具体的, 将卷积注意力机制模块设置为先通道单元后空间单元模式。第一注意层包括: 第一通道注意力层(即卷积注意力机制模块通道单元)、第一空间注意力层(即卷积注意力机制模块空间单元)和第一融合层。卷积层输出的结果, 会先通过第一通道注意力层, 得到加权结果之后, 会再经过第一空间注意力层, 最终进行融合加权得到第一特征图。

[0099] 通道注意力层核心思想为利用特征的通道间关系, 生成通道注意图。将待分割图像输入第一通道注意力层中, 得到最终的第一通道注意力图 M_c 。

[0100] 空间注意力层核心思想在于利用特征间的空间关系生成空间注意图。将第一通道注意力图 M_c (经过通道注意力细化后的特征图)输入第一空间注意力层中, 确定第一空间注意力图 M_s ;

[0101] 将第一通道注意力图 M_c 和第一空间注意力图 M_s 输入第一融合层中进行加权, 确定第一特征图。

[0102] 其中, 利用特征的通道间关系生成通道注意图时, 将C维的特征图输入, 对于特征图分别进行平均池化和最大值池化(为了更好地聚合特征图的信息并减少参数量), 得到两个C维池化特征图, 分别为 F_{avg} 和 F_{max} , 将 F_{avg} 和 F_{max} 送入包含一个隐层的多层感知器MLP里, 得到两个 $1 \times 1 \times C$ 的通道注意力图。其中, 为了减少参数量, 隐层神经元的个数为 C/r , r 也被称作压缩比。将经过MLP多层感知器得到的两个通道注意力图进行对应元素相加, 激活, 得到最终的输出的维度为 $1 \times 1 \times C$ 的通道注意力图 M_c 。

[0103] 利用特征间的空间关系生成空间注意力图时,将经过通道注意力图细化后的特征图 F' 输入,对于 F' 首先沿着通道方向进行最大池化和平均池化,得到两个二维的特征图 F_{avg} 和 F_{max} ,属性都是 $1 \times H \times W$,将得到的两个特征图进行维度拼接(concatenate),得到拼接后的特征图。对于拼接后的特征图,利用size为 7×7 的卷积层生成空间注意力图 M_s 。

[0104] 需要说明的是,上述通过通道注意力层和空间注意力层生成特征图的方法仅作为一个例子对本发明进行解释说明,在本发明提供的图像分割方法实际应用过程中,还可根据实际需求适应性的调整模型的通道注意力层和空间注意力层的具体结构细节,本发明对此不做限定。

[0105] 本发明提供的图像分割方法,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力。不破坏残差网络的原始结构,有效减少参数量,能够重复使用预训练模型,在增加的开销非常小的条件下,有效降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0106] 可选的,根据本发明提供的图像分割方法,所述第二注意力层包括:第二通道注意力层和第二空间注意力层和第二融合层;

[0107] 对应的,所述将所述第二特征图输入所述第二注意层中,基于所述注意力机制确定目标特征图,具体包括:

[0108] 将所述第二特征图输入所述第二通道注意力层中,确定第二通道注意力图;

[0109] 将所述第二通道注意力图输入所述第二空间注意力层中,确定第二空间注意力图;

[0110] 将所述第二通道注意力图和所述第二空间注意力图输入所述第二融合层中,确定目标特征图。

[0111] 具体的,将卷积注意力机制模块设置为先通道单元后空间单元模式。第二注意层包括:第二通道注意力层(即卷积注意力机制模块通道单元)、第二空间注意力层(即卷积注意力机制模块空间单元)和第二融合层。卷积层输出的结果,会先通过第二通道注意力层,得到加权结果之后,会再经过第二空间注意力层,最终进行融合加权得到目标特征图。

[0112] 通道注意力层核心思想为利用特征的通道间关系,生成通道注意力图。将待分割图像输入第二通道注意力层中,得到最终的第二通道注意力图 M_c' 。

[0113] 空间注意力层核心思想在于利用特征间的空间关系生成空间注意力图。将第二通道注意力图 M_c' (经过通道注意力细化后的特征图)输入第二空间注意力层中,确定第二空间注意力图 M_s' ;

[0114] 将第二通道注意力图 M_c' 和第二空间注意力图 M_s' 输入第二融合层中进行加权,确定目标特征图。

[0115] 可以理解的是,本发明的输出 f_{out} 可以用一下公式表示,在残差模块前后设置两个CBAM模块,按顺序经过前CBAM模块、残差模块和后CBAM模块的处理后确定输出。

[0116] $f_{out} = \text{Mend_cbam}(y_n(\text{Mstart_cbam}(x)))$ 需要说明的是,第二通道注意力和第二空间注意力层的设置规则与上述第一通道注意力层和第一空间注意力层的设置规则完全相同,其具体的特征图生成方法,可以参照上述通过通道注意力层和空间注意力层生成特

征图的方法的解释说明,在本发明提供的图像分割方法实际应用过程中,还可根据实际需求适应性的调整模型的通道注意力层和空间注意力层的具体结构细节,本发明对此不做限定。

[0117] 本发明提供的图像分割方法,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力。不破坏残差网络的原始结构,有效减少参数量,能够重复使用预训练模型,在增加的开销非常小的条件下,有效降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0118] 可选的,根据本发明提供的图像分割方法,在所述将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像的步骤之前,还包括:训练所述图像分割模型;

[0119] 所述训练所述图像分割模型,具体包括:

[0120] 利用所述样本图像集训练所述图像分割模型;

[0121] 基于预设损失函数,对所述图像分割模型的网络参数使用反向传播算法获取梯度;其中,所述预设损失函数由交叉熵损失函数和骰子损失函数组成;

[0122] 基于所述梯度更新所述图像分割模型的网络参数,并基于更新后的所述网络参数对所述图像分割模型进行迭代训练直至所述图像分割模型收敛。

[0123] 具体的,在使用图像分割模型之前,还需要预先训练图像分割模型,训练图像分割模型的步骤,具体包括:

[0124] 利用样本图像集训练图像分割模型,将样本图像集中所有的图像设置对应的标签,进行图像分割。将分割好的样本图像输入图像分割网络中进行深度学习。

[0125] 在迭代学习的过程中,基于预设损失函数,对图像分割模型的网络参数使用反向传播算法获取梯度,并梯度更新图像分割模型的网络参数,并基于更新后的网络参数对图像分割模型进行迭代训练直至图像分割模型收敛。

[0126] 需要说明的是,由于医学图像中常出现类别不均衡的问题,由此导致训练会被像素较多的类主导,对于较小的物体很难学习到其特征,从而降低网络的有效性。

[0127] 在本发明中,预设损失函数由交叉熵损失 (CE Loss) 函数和骰子损失 (Dice Loss) 函数组成。添加骰子损失作为正则项与交叉熵损失加权求和,有效的抑制样本数据集类别不平衡引起的问题,有效提高图像分割的精度。

[0128] 骰子损失函数源于二分类,本质上是衡量两个样本的重叠部分。该指标范围从0到1,其中“1”表示完整的重叠。而Dice的分子中有2,因为分母“重复计算”了两组之间的共同元素。

[0129] 为了形成可以最小化的损失函数,将简单地使用1-Dice。这种损失函数被称为softdiceloss,直接使用预测概率而不是使用阈值或将它们转换为二进制mask。

[0130] 对于每个类别的mask,都计算Dice损失:

$$[0131] \quad 1 - \frac{2 \sum_{pixels} y_{true} y_{pred}}{\sum_{pixels} y_{true}^2 + \sum_{pixels} y_{pred}^2}$$

[0132] 其中, y_{pred} 为样本预测值, y_{true} 为样本真实值。 \sum_{pixels} 为逐像素求和。将每个类的Dice损失求和取平均, 得到最后的Dicesoftloss。

[0133] 本发明提供的图像分割方法, 将待分割图像输入图像分割模型中, 基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图, 基于目标特征图和金字塔场景解析网络, 确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征, 抑制不必要的特征, 通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力。不破坏残差网络的原始结构, 有效减少参数量, 能够重复使用预训练模型, 在增加的开销非常小的条件下, 有效降低分割错误的概率, 提高模型的分割精度, 改善分割区域边缘出现模糊的情况。

[0134] 结合具体的图像处理步骤及图像维度变化对本发明的模型进行解释说明:

[0135] 输入维度为 $(H \times W \times C)$ 的图片, 例如输入维度为: $768 \times 1024 \times 3$ 。不失真地重设大小, 获得维度为 $354 \times 473 \times 3$ 的图像。将获得的图像填充灰条成正方形图像, 获得维度为 $473 \times 473 \times 3$ 的图像。

[0136] 经过激活 (ReLU) (标准化 (卷积 ($3 \Rightarrow 64$))) 之后, 获得维度为 $1 \times 64 \times 237 \times 237$ 的图像。经过激活 (标准化 (卷积 ($64 \Rightarrow 128$))) 之后, 获得维度为 $1 \times 128 \times 237 \times 237$ 的图像; 经过最大值池化层 (maxpool) 之后, 获得维度为 $1 \times 128 \times 119 \times 119$ 的图像。

[0137] 将获得的图像输入通道注意力模块中, 经过卷积 (激活 (卷积 (均值池化 (X)))) 之后, 获得维度为 $1 \times 128 \times 1 \times 1$ 的特征图。经过 (激活 (卷积 (最大值池化 (X)))) 之后, 获得维度为 $1 \times 128 \times 1 \times 1$ 的特征图。将两者相加并经过sigmoid激活函数, 输出维度为 $1 \times 128 \times 1 \times 1$ 的特征图 M_c 。

[0138] 将 $M_c \times X$ (维度为 $1 \times 128 \times 119 \times 119$) 的特征图输入空间注意力模块空间中, 经过均值avg处理后, 得到维度为 $1 \times 1 \times 119 \times 119$ 的特征图。经过空间最大值max后, 得到维度为 $1 \times 1 \times 119 \times 119$ 的特征图。将两者拼接得到维度为 $1 \times 2 \times 119 \times 119$ 的特征图。再卷积调整维度得到 $1 \times 1 \times 119 \times 119$ 的特征图。经过sigmoid激活函数, 获得并输出维度为 $1 \times 1 \times 119 \times 119$ 的特征图 M_s 。

[0139] 将 $M_s \times X$ (维度为 $1 \times 128 \times 119 \times 119$) 的特征图作为下一层输入, 经过Layer1 (维度为 $1 \times 256 \times 119 \times 119$)、Layer2 (维度为 $1 \times 512 \times 60 \times 60$)、Layer3 (维度为 $1 \times 1024 \times 30 \times 30$) 和Layer4 (维度为 $1 \times 2048 \times 30 \times 30$) 处理后, 将输出输入通道注意力模块中。

[0140] 经过通道注意力模块中卷积 (激活 (卷积 (均值池化 (X)))) 之后, 获得维度为 $1 \times 2048 \times 1 \times 1$ 的特征图。经过卷积 (激活 (卷积 (最大值池化 (X)))) 之后, 获得维度为 $1 \times 2048 \times 1 \times 1$ 的特征图。将两者相加并经过sigmoid激活函数, 输出维度为 $1 \times 2048 \times 1 \times 1$ 的特征图 M_{c1} 。

[0141] 将 $M_c \times X$ (维度为 $1 \times 2048 \times 30 \times 30$) 的特征图输入空间注意力模块空间中, 经过均值avg处理后, 得到维度为 $1 \times 1 \times 30 \times 30$ 的特征图。经过空间最大值max后, 得到维度为 1

$\times 1 \times 30 \times 30$ 的特征图。将两者拼接得到维度为 $1 \times 2 \times 30 \times 30$ 的特征图。再卷积调整维度得到 $1 \times 1 \times 30 \times 30$ 的特征图。经过sigmoid激活函数,获得并输出维度为 $1 \times 1 \times 30 \times 30$ 的特征图Ms。

[0142] 基于金字塔场景解析网络进行语义分割,将320替换成2048,80替换成512,例如[30,30,320]换成[1,2048,30,30],得到的输出是[1,3,473,473]。最终输出为(3,473,473)预测结果,然后为每个像素点分类。

[0143] 需要说明的是,上述本发明提供的图像分割方法的具体应用流程,仅作为一个具体的例子辅助对本发明进行解释说明,在实际情况中还可根据实际需求适应性的调整模型的参数和具体结构细节进行适应性的调整,本发明对此不做限定。图5为本发明提供的图像分割系统结构示意图,如图5所示,本发明还提供一种图像分割系统,包括:图像分割单元;

[0144] 所述图像分割单元510,用于将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;

[0145] 其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0146] 具体的,图像分割单元510,用于将待分割图像输入预先训练好的图像分割模型中,图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络(Residual Network,简称ResNet)确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络(Pyramid Scene Parsing Network,简称PSPNet),确定并输出分割后的目标图像。

[0147] 例如:图2为本发明提供的患者的肾积水超声图像,图3为本发明提供的患者的肾积水超声图像分割后目标图像,采集患者的肾积水超声图像(图2)作为待分割图像,将该超声图像输入到预先训练好的肾部超声图像分割模型中,确定分割后的目标图像。如图3所示,分割后的目标图像中,将积水区和肾脏区进行划分,绿色区域为积水区,红色为肾脏区。能够有效地划分积水区和肾脏区的轮廓。

[0148] 需要说明的是,在进行待分割图像的分割之前,还需要预先训练好图像分割模型,图像分割模型由样本图像集训练得到的,对于样本图像训练集中的图像,先在图像中设置对应的标签,基于标签和图像进行模型的训练。具体的样本数据集的选择,标签的设置和样本训练方法可基于实际情况进行调整,本发明对此不作限定。

[0149] 其次,在本方案中,模型的网络结构可基于现有的残差网络和金字塔场景解析网络的基础上进行改进,增添注意力机制。还可根据实际需求进行其他调整,本发明对此不作限定。

[0150] 除此之外,可以理解的是,本发明不限于应用于肾积水超声图像的分割,还可适用于其他医学图像的分割(如:CT,MR,PET),用于辅助诊断其他的病症或检测生理变化。除医学领域外还可以通过调整样本图像集适用于不同的领域,本发明对此不作限定。

[0151] 本发明提供的图像分割系统,将待分割图像输入图像分割模型中,基于注意力机制和基础特征提取的残差网络确定待分割图像对应的目标特征图,基于目标特征图和金字塔场景解析网络,确定分割后的目标图像。通过注意力机制和残差网络关注待识别特征图中重要的特征,抑制不必要的特征,通过金字塔场景解析网络提高获取全局特征的能力,在增加的开销非常小的条件下,降低分割错误的概率,提高模型的分割精度,改善分割区域边

缘出现模糊的情况。

[0152] 需要说明的是,本发明实施例提供的图像分割系统用于执行上述图像分割方法,其具体的实施方式与方法实施方式一致,在此不再赘述。

[0153] 图6为本发明提供的电子设备的实体结构示意图,如图6所示,所述电子设备可以包括:处理器(processor)610、通信接口(communication interface)620、存储器(memory)630和通信总线(bus)640,其中,处理器610,通信接口620,存储器630通过通信总线640完成相互间的通信。处理器610可以调用存储器630中的逻辑指令,以执行上述图像分割方法,包括:将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0154] 此外,上述的存储器630中的逻辑指令可以通过软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,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,本发明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)执行本发明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(ROM, Read-only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0155] 另一方面,本发明实施例还提供一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括存储在非暂态计算机可读存储介质上的计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,当所述程序指令被计算机执行时,计算机能够执行上述各方法实施例所提供的图像分割方法,该方法包括:将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0156] 又一方面,本发明实施例还提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现以执行上述各实施例提供的以执行图像分割方法,该方法包括:将待分割图像输入图像分割模型中,得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像;其中,所述图像分割模型由样本图像集训练得到的;所述图像分割模型用于基于注意力机制和残差网络确定所述待分割图像对应的目标特征图,基于所述目标特征图和金字塔场景解析网络,确定所述分割后的目标图像。

[0157] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中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模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0158] 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各实施方式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。基于这样的理解,上

述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,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,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)执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0159] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,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发明各实施例技术方案的精神和范围。

将待分割图像输入图像分割模型中，得到所述图像分割模型输出分割后的目标图像

S1

图1



图2

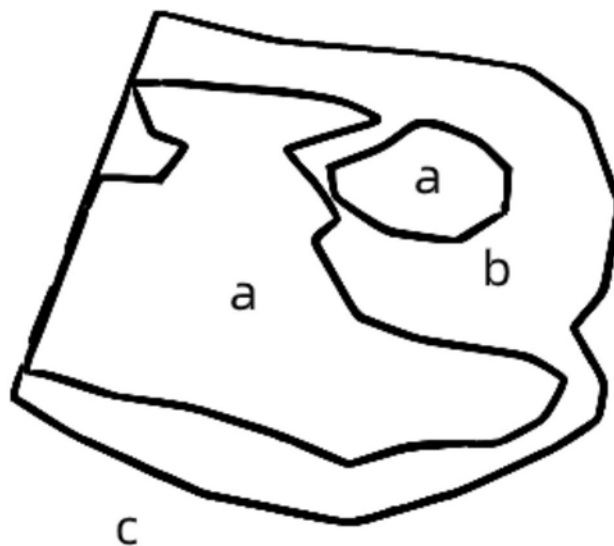


图3

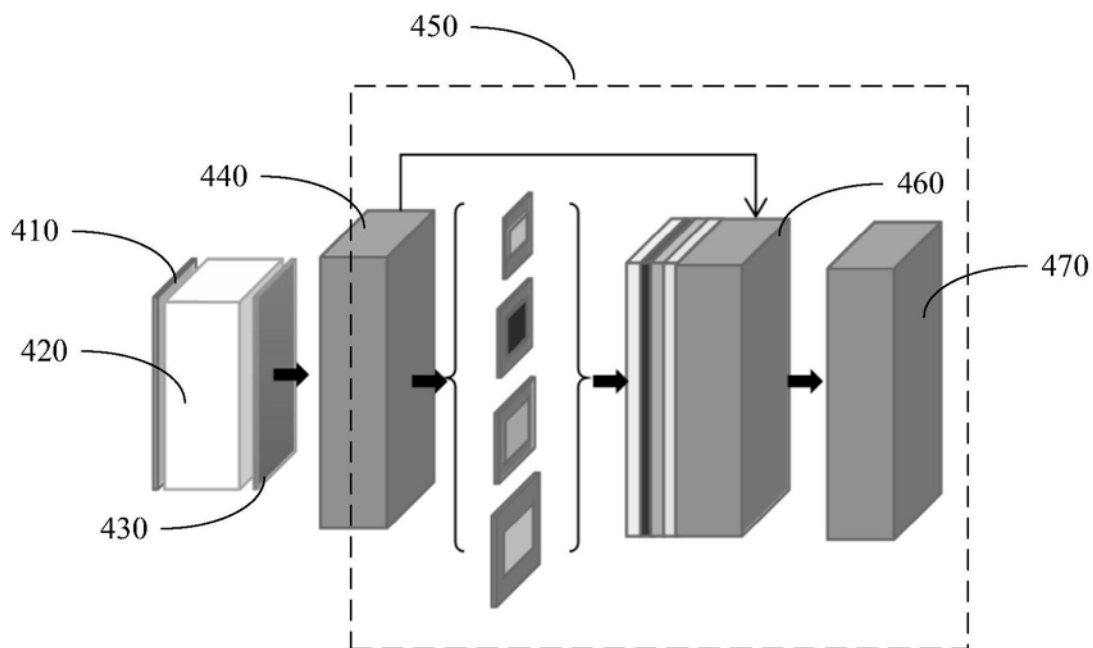


图4

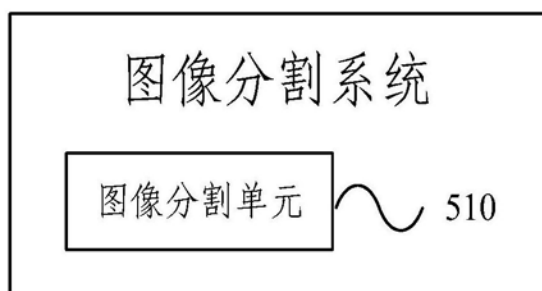


图5

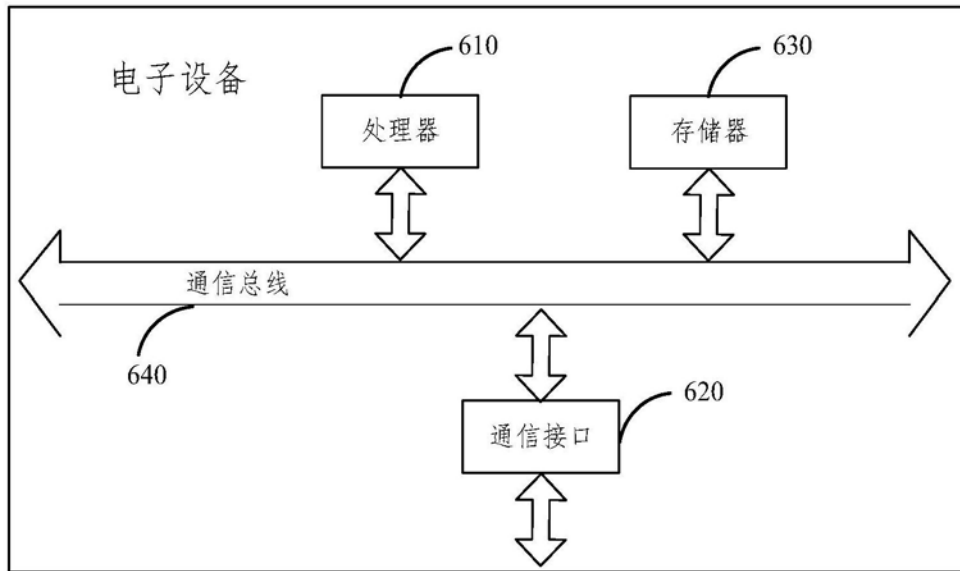


图6