

说明书摘要

(54) 发明名称：一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)

(57) 摘要：不同类型细胞核的分割和分类，对于区分和诊断各器官肿瘤的发生、发展、侵袭、转移和治疗反应具有重要作用。最近，基于注意机制的深度学习方法在细胞核语义分割方面取得了良好的效果。然而，注意力模块架构的设计在很大程度上依赖于研究人员的经验和大量的实验。因此，为了避免这种人工设计，实现更好的性能，本发明提出了一种新的基于神经结构搜索 (Neural Architecture Search-based Spatial and Channel joint Attention Module, NAS-SCAM)，以获得更好的空间和通道加权效果。据本发明所知，这是第一次将 NAS 应用于注意力机制。同时，本发明还使用同步搜索策略，对同一网络结构中的不同注意力模块独立搜索架构。本发明在 MoNuSAC 2020 公共数据集中验证了本发明的方法相对于最先进的注意力模块和网络的优越性。

权 利 要 求 书

- 1.一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)，其特征是：包括以下步骤：
采用 NAS-SAM 网络进行深度学习；
采用 NAS-CAM 网络进行深度学习；
生成 NAS-SAM 和 NAS-CAM 的串联或并联组合网络；
生成一个新的基于 NAS-SAM 和 NAS-CAM 的特征搜索空间；
采用同步搜索策略来搜索各个模块。
- 2.如权利 1 中所述的一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)，其特征是：利用 NAS-SAM 网络进行深度学习的具体步骤包括：
生成输入特征序列；
对搜索空间中的参数进行学习并输出特征地图 M ；
采用一次或多次卷积和非线性操作 FNC 生成通道加权向量。
- 3.如权利 1 中所述的一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)，其特征是：利用 NAS-CAM 网络进行深度学习的具体步骤包括：
生成输入特征序列；
采用一次或多次卷积和非线性操作 FNC 生成通道加权向量；
- 4.如权利 1 中所述的一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)，其特征是：生成一个新的基于 NAS-SAM 和 NAS-CAM 的特征搜索空间的具体步骤包括：
设置输入向量并使用激活函数进行归一化处理；
通过卷积神经网络从向量中提取需要的信息；
采用连续松弛算法寻求最优的操作结点；
通过反向传播更新初始向量。
- 5.如权利 1 中所述的一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)，其特征是：同步搜索策略的具体步骤包括：
初始化一个向上和向下的采样模块；
选择合适的梯度分别优化这些模块。
- 6.如权利 1 中所述的一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块 (NAS)，其特征是：NAS-SCAM 由基于 NAS 的空间注意模块(NAS-SAM)组成。基于 NAS 的信道注意模块 (NAS-CAM)，分别产生空间加权效应和信道加权效应。
- 7.如权利 2 中所述的 NAS-SAM 网络，其特征是：输入特征映射为： $M = [m_1, m_2, \dots, m_c]$ ，通过线性网络多重卷积和非线性操作 FNS 输出特征地图 $M' = n \otimes M = [nm_1, nm_2, \dots, nm_c]$ 。
- 8.如权利 3 中所述的 NAS-CAM 网络，其特征是：输入特征映射为： $Y = [y_1, y_2, \dots, y_c]$ ，首先沿空间维度 $z_i = Avgpool(y_i) = \frac{1}{H \times W} \sum_{p=1}^H \sum_{q=1}^W y_i(p, q)$ 使用全局平均池化，生成输出向量 $Y' = z \otimes Y$ 。
- 9.如权利 4 中所述的特征搜索空间，其特征是：将 Node2 和 Node3 的通道数设置为 32。并将 Node4 的数量设置为 1，以沿空间维度或通道维度生成权重图。在搜索空间中的每一次操作之后，都要进行批量归一化，对输出值进行归一化。并且每个操作后面的激活函数都是 ReLU，除了连接到 Node4 的操作，Node4 的激活函数是 sigmoid，使输出值在 0 到 1 之间。

权 利 要 求 书

10.如权利 4 中所述的特征搜索空间，其特征是：采用连续松弛法来学习两个节点之间的最优操作的特征是：假设第 i 个节点和第 j 个节点之间的操作集是 $O^{(i,j)}(x(i)) =$

$\sum_{o \in O^{(i,j)}} u_o^{(i,j)} o(x(i))$ ，因此，通过向后传播更新该操作集的值。

11.如权利 4 中所述的特征搜索空间，其特征是：每个节点都是通过对之前节点的所有输出求和来连接到之前的所有节点，第 j 个节点 $x(j)$ 的输出是 $x(j) = \sum_{x < j} O^{(x,j)}(x(i))$ 。

12.如权利 5 中所述的同步搜索策略，其特征是：对每个注意模块进行独立搜索。按照惯例，在设计完一个注意力模块的架构后，将具有相同架构的模块插入到每个上下采样块的末端。搜索注意力模块的不同架构，可以使其更适合于不同的位置，即网络中的上下采样块。

13. 如权利 5 中所述的同步搜索策略，其特征是：同步搜索策略为每个上下采样块初始化一个唯一的注意力模块，并独立进行优化。由于注意力模块架构的调整是通过优化连续变量 α ，不同注意力模块中的不同 α 在优化过程中会有不同的梯度，从而朝着不同的方向进行优化，生成更适合特定位置的架构。

说明书

一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块（NAS）

技术领域

[0001] 本发明属于图像分析及病理学分析技术领域，具体涉及一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块（NAS）。

背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本发明相关的背景技术信息，不必然构成在先技术。

[0003] 不同类型细胞核的分割和分类，对于区分和诊断各器官肿瘤的发生、发展、侵袭、转移和治疗反应具有重要作用。最近，基于注意机制的深度学习方法在细胞核语义分割方面取得了良好的效果。

[0004] 然而，注意力模块架构的设计在很大程度上依赖于研究人员的经验和大量的实验。

[0005] 综上所述，现有的深度学习技术用于细胞核分割和分类的问题，尚缺乏行之有效的解决方法。

发明内容

[0006] 为了避免这种人工设计，实现更好的性能，本发明提出了一种新的基于神经结构搜索算法，以获得更好的空间和通道加权效果。

[0007] 根据一些实施例，本发明采用如下的技术方案：

[0008] 一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块（NAS），包括以下步骤：

[0009] 生成输入特征序列；

[0010] 输入特征映射为： $M = [m_1, m_2, \dots, m_c]$ ，通过线性网络多重卷积和非线性操作 FNS 输出特征地图 $M' = n \otimes M = [nm_1, nm_2, \dots, nm_c]$ ；

[0011] 输入特征映射为： $Y = [y_1, y_2, \dots, y_c]$ ，首先沿空间维度 $z_i = \text{Avgpool}(y_i) = \frac{1}{H \times W} \sum_{p=1}^H \sum_{q=1}^W y_i(p, q)$ 使用全局平均池化，生成输出向量 $Y' = z \otimes Y$ 。

[0012] 一种特征搜索空间，包括以下步骤：

[0013] 将 Node2 和 Node3 的通道数设置为 32，并将 Node4 的数量设置为 1，以沿空间维度或通道维度生成权重图；

[0014] 在搜索空间中的每一次操作之后，都要进行批量归一化，对输出值进行归一化；

[0015] 并且每个操作后面的激活函数都是 ReLU，除了连接到 Node4 的操作，Node4 的激活函数是 sigmoid，使输出值在 0 到 1 之间。

[0016] 连续松弛法来学习两个节点之间的最优操作，包括以下步骤：

[0017] 假设第 i 个节点和第 j 个节点之间的操作集是 $O^{(i,j)}(x(i)) = \sum_{o \in O^{(i,j)}} u_o^{(i,j)} o(x(i))$ ，因此，通过向后传播更新该操作集的值；

[0018] 每个节点都是通过对之前节点的所有输出求和来连接到之前的所有节点，第 j 个节点 $x(j)$ 的输出是 $x(j) = \sum_{x < j} O^{(x,j)}(x(i))$ 。

说明书

[0019] 同步搜索策略的具体步骤包括：

[0020] 对每个注意模块进行独立搜索；

[0021] 按照惯例，在设计完一个注意力模块的架构后，将具有相同架构的模块插入到每个上下采样块的末端；

[0022] 搜索注意力模块的不同架构，可以使其更适合于不同的位置，即网络中的上下采样块。

[0023] 同步搜索策略为每个上下采样块初始化一个唯一的注意力模块，并独立进行优化。

[0024] 由于注意力模块架构的调整是通过优化连续变量 α ，不同注意力模块中的不同 α 在优化过程中会有不同的梯度，从而朝着不同的方向进行优化，生成更适合特定位置的架构。

[0025] 本发明以简化超参数调整难度为初衷，神经结构搜索被广泛应用于分类和语义分割。本发明可以自动学习网络的最优架构，从而大大降低了模型架构选择的难度。因此，基于 NAS，本发明旨在探索注意力模块的最优架构。

[0026] 本发明提出了一种新的搜索策略，即同步搜索策略，可以在同一网络中搜索出不同注意模块的架构。

[0027] 本发明提出了一种新的关注模块，即基于神经结构搜索的空间和通道联合关注模块(NAS-SCAM)，该模块可以高效地完成结构的自动搜索，产生更好的空间和通道加权效果。

[0028] 本发明提出了一种同步搜索策略，可以让本发明的注意力模块在同一个网络的不同位置搜索出不同的架构，让注意力模块更适合网络的某个位置，从而产生更好的加权效果。

[0029] 本发明已经在公共数据集 MoNuSAC2020 上验证了结果。与最先进的注意力模块和网络相比，本发明的方法在核语义分割和分类方面取得了更好的结果。

[0030] 为使本发明的上述目的、特征和优点能更明显易懂，下文特举较佳实施例，并配合所附附图，作详细说明如下。

附图说明

[0031] 构成本发明的一部分的说明书附图用来提供对本发明的进一步理解，本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明，并不构成对本发明的不当限定。

[0032] 图 1 是 NAS 注意力模块示意图；

[0033] 图 2 是搜索空间的架构示意图；

[0034] 图 3 是分割结果的可视化示意图；

具体实施方式：

[0035] 下面结合附图与实施例对本发明作进一步说明。

说明书

[0036] 应该指出，以下详细说明都是例示性的，旨在对本发明提供进一步的说明。除非另有指明，本文使用的所有技术和科学术语具有与本发明所属技术领域的普通技术人员通常理解相同含义。

[0037] 需要注意的是，这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式，而非意图限制根据本发明的示例性实施方式。如在这里所使用的，除非上下文另外明确指出，否则单数形式也意图包括复数形式，此外，还应当理解的是，当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时，其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0038] 一种基于神经结构搜索的空间通道联合模块（NAS）如图 1 所示。

[0039] 输入的特征序列 $M = [m_1, m_2, \dots, m_c]$ ，其宽度为 W ，高度为 H ，通道为 c 。

[0040] M 在搜索空间中通过一次或多次的卷积和非线性运算 FNS，变换为空间权值图。

[0041] 通过对搜索空间中参数的学习， n 包含了空间权重中的信息，最终输出特征图 $M' = n \otimes M = [nm_1, nm_2, \dots, nm_c]$ 。

[0042] 除此之外，为了在保持空间信息不变的前提下产生的信道加权效应，设置 NAS-CAM 网络，假设输入特征图为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_c]$ 。

[0043] 首先沿空间维度使用全局平均池化，生成向量：

$$z_i = Avgpool(y_i) = \frac{1}{H \times W} \sum_{p=1}^H \sum_{q=1}^W y_i(p, q)$$

[0044] 然后，在搜索空间中使用一个或多个卷积和非线性操作 FNC，生成包含通道权重信息的通道权重向量；

[0045] 然后，使用 NAS 搜索 FNC 的最优选择；

[0046] 最后，输出特征图以达到重新校准的目的：

$$Y' = \hat{z} \otimes Y = [\hat{z}_1 y_1, \hat{z}_2 y_2, \dots, \hat{z}_c y_c]$$

[0047] 搜索空间的架构如图 2 所示。

[0048] 搜索空间的输入特征图具有通道号 c ，在每两个节点之间，有多个需要选择的操作以及每个操作的输入形状和输出形状。

[0049] 将 Node2 和 Node3 的通道数设置为 32，并将 Node4 的数量设置为 1，以沿空间维度或通道维度生成权重图；

[0050] 在搜索空间中的每一次操作之后，都要进行批量归一化，对输出值进行归一化；

[0051] 并且每个操作后面的激活函数都是 ReLU，除了连接到 Node4 的操作，Node4 的激活函数是 sigmoid，使输出值在 0 到 1 之间。

[0052] 使用 MoNuSAC 2020 数据库中的多器官核分割和分类数据集来验证所提出的 NAS 注意模块的性能。

说明书

[0053] MoNuSAC 2020 数据库中包含 209 个已经注释的 H&E 染色体组织病理学图像和四种类型的核，包括上皮细胞、淋巴细胞、巨噬细胞和中性粒细胞。

[0054] 随机选择 120 张图像作为训练集，39 张图像作为验证集，50 张图像作为测试集。本发明使用 Dice 相似系数(DSC)作为评价指标，它可以计算预测和地面真相之间的相似度。

[0055] 为了增强训练数据，首先，本发明使用重叠裁剪产生更多的训练数据，裁剪图像大小设置为 256×256 ，裁剪图像总数为 4803 张。

[0056] 其次，本发明使用包括随机旋转、随机翻转、高斯模糊、中值模糊和弹性变换在内的一系列增强方法。

[0057] 为了对数据进行归一化，使用标准颜色归一化对数据集进行预处理。

[0058] 此外，值得注意的是，每个训练批次中包含相同数量数据的每个类都可以潜在地缓解类不平衡问题，并获得更好的结果。

[0059] 分割结果的可视化图像如图 3 所示。

[0060] 实验过程在 Python 和机器学习框架 Pytorch 中实现了本发明的实验，并使用了两个 Nvidia RTX 2080 GPU。

[0061] 在优化过程中使用了文献[13]中描述的指数对数损失和 Adam 优化器。

[0062] 网络基线为 U-Net, U-Net 包含 4 个向下采样块和 4 个向上采样块。

[0063] 对于带有注意模块的网络，注意模块插入每个向下或向上采样块的末端。

[0064] 本实验中使用二层优化器的一阶近似来优化本发明的网络。

[0065] 在搜索过程中，总 epoch 数为 120，只在前 40 个 epoch 更新网络参数。

[0066] w 的更新和连续变量 α 的更新在前 40 个 epoch 之后交替实现。更新 w 时学习率为 0.0001，更新 α 时学习率为 0.001。

[0067] 在学习到一个优化的架构后，基于学习到的 α 重建网络。

[0068] 在重建过程中，总 epoch 数为 300，学习率为 0.0001。

[0069] 将在验证集中表现最好的模型保存为测试集中的模型。

[0070] 所有实验执行三次，在每次实验中计算每一类 DSC 的均值和偏差。

[0071] 该实验的实验结果列举如下：

[0072] 为了验证本发明提出的 NAS-SCAM 和同步搜索策略的有效性。

[0073] 首先，本发明比较了有或没有同步搜索策略的 NAS-SCAM 的性能。

[0074] 其次，本发明比较了 NAS-SCAM 与两个最先进的注意力模块，卷积块注意力模块(CBAM)和空间通道挤压与激励(scSE)模块的性能。

说明书

[0075] 第三, 本发明比较了 NAS-SCAM 与两个最先进的网络:U-Net 和 Deeplab V3+的性能。

[0076] 此外, NAS-SCAM 可以比现有的注意力模块和最先进的网络获得更好的结果。

[0077] NAS-SCAM-S 和 NAS-SCAM-P 的平均 DSC 分别为 62.47%和 65.01%, 高于 CBAM 和 SCSE 的平均 DSC 分别为 59.40%和 56.86%。

[0078] 而 NAS-SCAM 的结果也优于 Deeplab V3+和 U-Net, 其平均 DSC 分别为 62.37%和 56.77%。

[0079] 而且, NAS-SCAM-P 对除淋巴细胞外的所有类型的细胞核都能达到最好的结果。与最先进的注意力模块和网络相比, 结果显示了 NAS-SCAM 的有效性。

[0080] 本领域内的技术人员应明白, 本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此, 本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且, 本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0081] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器, 使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0082] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中, 使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品, 该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0083] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上, 使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理, 从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0084] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已, 并不用于限制本发明, 对于本领域的技术人员来说, 本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内, 所作的任何修改、等同替换、改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

[0085] 上述虽然结合附图对本发明的具体实施方式进行了描述, 但并非对本发明保护范围的限制, 所属领域技术人员应该明白, 在本发明的技术方案的基础上, 本领域技术人员不需要付出创造性劳动即可做出的各种修改或变形仍在本发明的保护范围以内。

说明书附图

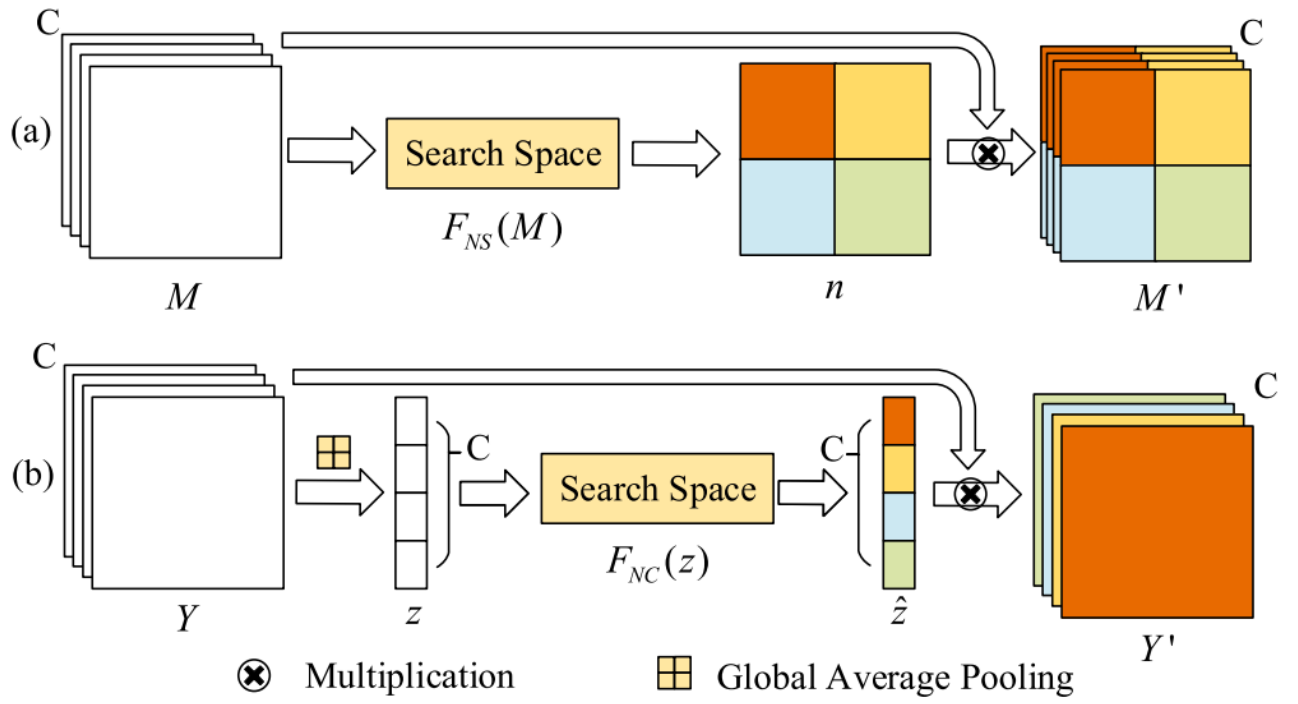


图 1

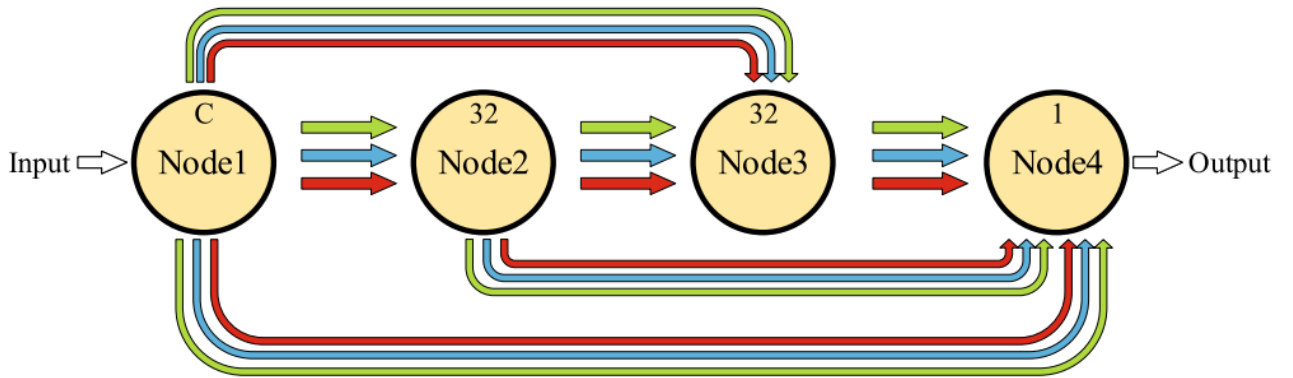


图 2

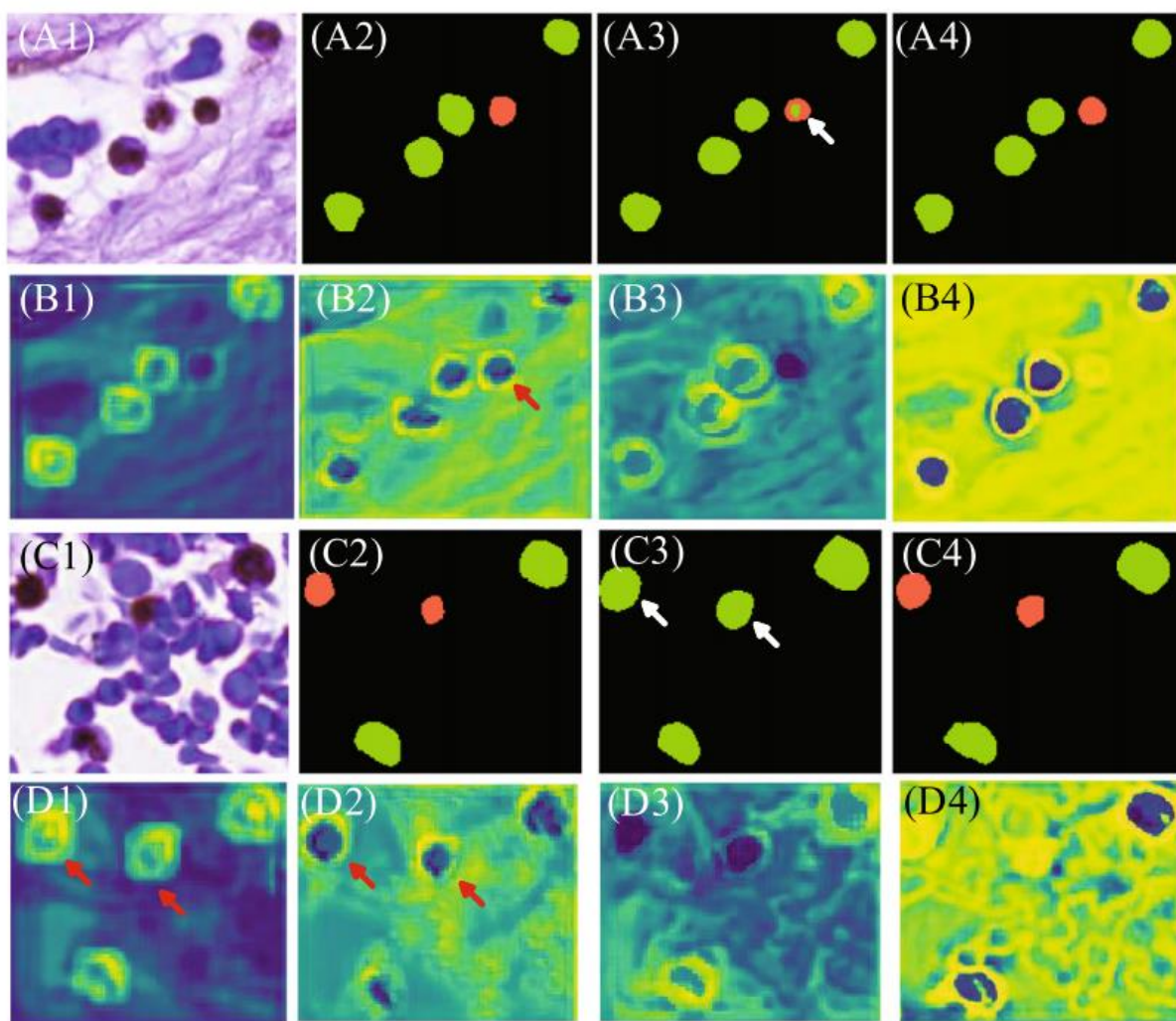


图 3