

说明书

发明名称: 消化道镜下病变特征识别系统

[0001] 交叉引用说明

[0002] 本申请要求最早于2023年8月17日提交中国专利局、申请号为202311040222.1, 发明名称为“消化道镜下病变特征识别系统”的中国专利申请的优先权, 其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

[0003] 本发明涉及人工智能领域, 具体地, 本发明涉及一种消化道镜下病变特征识别系统。

背景技术

[0004] 人工智能(AI)在临床医学中的应用已成为研究热点。主要方法是构建多层的深度学习模型, 从医院采集大量的消化内镜病变图片, 需要医生将图片所代表的病变进行标注, 作为训练数据, 让AI对数据特征进行学习, 最终达到识别某些胃肠道疾病的目的。通常以软件提示的方式, 实时辅助内镜医生进行检查, 在发现病变后在画面生成提示信号, 提醒医生进行观察操作以及初步诊断结果。此类技术在食道癌、胃癌、结直肠腺瘤性息肉等多个方向都有各自的研究和应用在进行, 并证明具备了临床价值, 能够提高内镜医生的检查效率, 减少漏诊。除了局限性病变外, 对于慢性萎缩性胃炎、溃疡性结肠炎等病变的AI辅助诊断研究也不断取得进展。尽管AI在部分病变静态图片的识别能力上已经达到了医生水平, 甚至一些技术可以做出良恶性风险的诊断, 但总体上, 此类应用仍未能达到临床所需要的成熟产品的程度, 有较高假阳性率, 距其广泛应用还有距离, 主要成果以科学研究和临床试用为多。

[0005] 目前主要的AI技术, 其研究对象基本上是针对单一病种的内镜特征进行识别和诊断, 不具备鉴别多种疾病的功能。如果需要增加病种诊断能力, 则需要重新建立模型, 完成新的样本训练之后, 与原有模型并行工作, 才可以进行诊断。而临床上消化内镜常见的疾病诊断, 多达数十种类, 要完成对医生的辅助, 需要具备同时识别数十类疾病的诊断和鉴别能力, 这对于使用单病种模型的AI

技术，在算力和准确性上，都提出了更高的要求。以目前的小型计算机的硬件能力，很难兼顾低延迟性和泛用性两方面的需求。其次，AI技术需要大量的样本作为训练模型的前提，每增加一个病种诊断的需求，对于样本采集和标注工作都要增加对应的成本，这也限制了此类AI应用不能迅速完成诊断能力范围的扩充。第三，目前的技术方案中，对于特征复杂多变类型的病种，在诊断结论上，存在很大局限性，受技术原理所限，同一种病变的表现越多变、特征越复杂，AI越难以将假阳性和假阴性降低到合理的程度。

[0006] 在内镜下诊断胃肠道疾病的领域中，目前存在多种AI技术和方法，例如深度学习、卷积神经网络、支持向量机、贝叶斯网络等。这些技术和方法理论上都可以用于内镜下诊断胃肠道疾病，但是它们在实现鉴别多种疾病的目的上存在局限性或难以克服的问题，例如：1)单一病种或病变的识别：某些AI技术可能只能识别单一病种或病变，而不能同时识别多种不同的病变和病种。2)样本需求量大：一些AI技术需要大量的标注数据和专业医生的知识和经验，才能训练出高质量的模型。3)模型复杂度高：对于一些AI技术，建立多个模型或重新训练模型可能会增加模型的复杂度和训练时间。4)误诊率高：一些AI技术可能对不同病变之间的相互影响和相似性没有考虑到，可能会导致误诊的问题。因此，为了解决上述技术问题，需要寻找一种新的解决方案，才可以让AI辅助消化内镜诊断技术达到可普遍推广的程度。

[0007] 发明内容

[0008] 解决的技术问题：

[0009] 传统的AI模型通常是针对单个病种或者单种病变进行模型训练和优化的，需要大量的标注数据和专业医生的知识和经验。而且在实际应用中，不同病变之间可能存在相互影响和相似性，传统的单病种训练方法不能很好地处理这些问题。此外，针对每个病种单独建立模型还会增加模型的复杂度、样本处理工作成本和训练时间，限制了其在实际应用中的效率和可行性。

[0010] 具体地，本发明的一个方面，旨在解决传统AI模型在辅助内镜下诊断胃肠道疾病时存在的问题，提出一种新的系统。即，将不同病变种类进行特征分析，拆解出符合临床诊断依据的多个特征点，并将其分类汇总，做为AI模型的识别目

标。这样就可以同时对不同病变和病种进行自动识别，避免了建立多个模型和重新训练的问题。对已识别到的特征组合进行二次判断，即可得出正确的病种诊断。对于临床工作时患者病情不可预知，数十种病变都需要识别的需求，这种方法可以提高诊断的准确性和效率，为医生提供真正可用的辅助诊断工具，弥补传统的AI辅助内镜检查技术下，诊断能力单一、抗干扰性差、对算力需要量大和误诊率高等缺点。

[0011] 技术方案：

[0012] 消化道镜下病变特征识别系统，所述系统包括：

[0013] 1)图像采集模块；和

[0014] 2)消化道镜下多级特征识别和训练模块，包括用于识别预设的 n 个不同类别的消化道镜下特征组以及所述消化道镜下特征组中的标签值的第一多任务分类神经网络，其中， $2 \leq n \leq 10$ ；和

[0015] 3)特征结果收集模块，用于收集所述消化道镜下多级特征识别和训练模块输出的识别结果；

[0016] 其中，所述消化道镜下特征组包括局部病变特征组，所述局部病变特征组的标签值包括局部凹陷型病变、局部隆起病变或局部平坦型病变；

[0017] 所述局部病变特征组的下游网络包括局部病变多级特征识别和训练模块，所述局部病变多级特征识别和训练模块包括用于识别预设的局部病变特征的 m 个不同类别以及所述类别对应的补充标识值的第二多任务分类神经网络，其中， $1 \leq m \leq 5$ 。

[0018] 本发明的另一个方面，是提供了一种电子设备，所述电子设备包括电子设备本体和上述消化道镜下病变特征识别系统，所述消化道镜下病变特征识别系统安装于所述电子设备本体上。

[0019] 本发明的有益效果：

[0020] 本发明采用了一种新的基于特征点分类汇总的AI模型，能够同时识别多种不同的病变和病种，避免了建立多个模型和重新训练的问题，提高了内镜下诊断胃肠道疾病的准确性和效率。具体地：

- [0021] 1)提高诊断准确性：本发明采用的AI模型能够同时对多种不同的病变和病种进行自动识别和分类汇总，避免了建立多个模型和重新训练的问题。通过对已识别到的特征组合进行二次判断，能够得出更加准确的病种诊断结果，减少误诊率，提高诊断准确性。
- [0022] 2)提高诊断效率：传统的AI模型需要对每个病种单独建立模型，增加了模型的复杂度、样本处理工作成本和训练时间，限制了其在实际应用中的效率和可行性。而本发明采用的基于特征点分类汇总的AI模型能够同时识别多种不同的病变和病种，避免了建立多个模型和重新训练的问题，提高了内镜下诊断胃肠道疾病的效率。
- [0023] 3)减少人工标注工作量：本发明采用的AI模型能够自动对不同病变和病种进行特征分析和分类汇总，减少了人工标注的工作量。
- [0024] 4)提高临床应用价值：本发明的AI模型能够同时识别多种不同的病变和病种，能够为医生提供真正可用的辅助诊断工具，提高内镜医生的检查效率，减少漏诊，扩大了AI在临床应用中的价值，让AI技术应用达到可普及的效果。

附图说明

- [0025] 图1为本发明实施例中构建的消化道镜下病变特征识别系统示意图。

具体实施方式

- [0026] 本发明公开了一种消化道镜下病变特征识别系统，本领域技术人员可以借鉴本文内容，适当改进工艺参数实现。需要特别指出的是，所有类似的替换和改动对本领域技术人员来说是显而易见的，它们都被视为包括在本发明，并且相关人员明显能在不脱离本发明内容、精神和范围的基础上对本文所述内容进行改动或适当变更与组合，来实现和应用本发明技术。
- [0027] 在本发明中，除非另有说明，否则本文中使用的科学和技术名词具有本领域技术人员所通常理解的含义。除非另有其它明确表示，否则在整个说明书和权利要求书中，术语“包括”或其变换如“包含”或“包括有”等等将被理解为包括所陈述的元件或组成部分，而并未排除其它元件或其它组成部分。术语“如”、“例如”等旨在指示例性实施方案，而不意图限制本公开的范围。

- [0028] 为了使本领域的技术人员更好地理解本发明的技术方案，下面结合具体实施例对本发明作进一步的详细说明。
- [0029] 如图1所示，本实施例公开了本发明的一种消化道镜下病变特征识别系统，该系统包括：
- [0030] S1.图像采集模块。
- [0031] 所述图像采集模块用于获取实时或者预先存储于介质的图像。所述图像采集模块可以包括视频获取模块和/或图片获取模块。在本发明的某些实施方式中，所述图像采集模块可以利用视频采集卡，将HDMI、DVI、SDI、S-Video等数字/模拟视频信号传到计算机内，通过opencv读取视频信号，逐帧转码成RGB图像格式。
- [0032] 在本发明的某些实施方式中，当所述图像采集模块获取了由内窥镜设备输出的视频实时图像信号时，图像采集模块将得到的逐帧图像进行间隔采样，例如，间隔采样率为1秒/次，得到待识别图像，并记录待识别图像帧序号。
- [0033] S2.消化道镜下多级特征识别和训练模块。
- [0034] 所述消化道镜下多级特征识别和训练模块包括用于识别预设的n个不同类别的消化道镜下特征组以及所述消化道镜下特征组中的标签值的第一多任务分类神经网络，其中， $2 \leq n \leq 10$ 。其中，所述消化道镜下特征组包括局部病变特征组。在本发明的某些实施方式中，所述n可以为2、3、4、5、6、7、8、9或10。在本发明的一个实施方式，所述n=5。即，所述消化道镜下特征组包括5个不同类别，即，黏膜特征组、血管纹理特征组、出血特征组、粘液特征组和局部病变特征组。在本发明的其他一些实施方式中，可任选所述黏膜特征组、血管纹理特征组、出血特征组或粘液特征组的至少一种，或其他相关消化道镜下特征组。上述黏膜特征、血管纹理特征、出血特征、粘液特征均属于弥漫性病变特征。
- [0035] 在本发明的某些实施方式中，上述不同类别的消化道镜下特征组对应的标签值可以包括，例如，所述黏膜特征组的标签值包括黏膜变薄、黏膜条状发红、黏膜片状发红、黏膜水肿、岛状黏膜、残留腺黏膜、胃黏膜、肠黏膜或肠化生；所述血管纹理特征组的标签值包括血管不透现、条状血管、树枝状血管或点片

状血管；所述出血特征组的标签值包括无出血、点片状出血、少量出血或大量出血；所述粘液特征组的标签值包括发黄粘液、粘稠粘液、胆汁返流粘液、清澈粘液或粘液湖；所述局部病变特征组的标签值包括局部凹陷型病变、局部隆起病变或局部平坦型病变。

[0036] 为了实现本发明的一个目的，在本发明的某些实施方式中，上述第一多任务分类神经网络包括一组用于识别预设的n个不同类别的消化道镜下特征组的主特征提取网络和位于所述主特征提取网络下游的分别用于识别所述消化道镜下特征组中的标签值的n组分支特征提取网络。在本发明的一个实施方式，所述n=5。所述第一多任务分类神经网络的构建方法包括：

[0037] 步骤A)所述主特征提取网络使用至少3组(例如，4组、6组、8组、9组、10组)多分支并行特征提取单元构成，经过运算，得到第一主特征提取网络特征图；

[0038] 步骤B)使用至少3组(例如4组、5组、6组、8组)多分支并行特征提取单元分别构成第n分支特征提取网络；将所述第一主特征提取网络特征图分别进行输入，经过多分支并行卷积运算最终分别得到第n分支特征提取网络特征图；

[0039] 其中，所述多分支并行卷积运算单元的设计方法为：

[0040] a)构建一个切片单元，用于将原始输入特征图进行分为四组，得到第一切片特征组、第二切片特征组、第三切片特征组、第四切片特征组；

[0041] b)由3个深度可分离卷积构建一个分组特征提取单元，分别对第一、第二、第三切片特征组进行特征提取，其中，所述3个深度可分离卷积尺寸分别为 3×3 、 1×13 、 13×1 ，用于提取空间特征、垂直通道特征、水平通道特征。最终将提取到的提取空间特征、垂直通道特征、水平通道特征图与第四切片特征组重新进行拼接，经过1个正则化层，得到第一输出；

[0042] c)构建特征加强单元，所述特征加强单元由一个 1×1 卷积层、激活函数层、一个 1×1 卷积层和一个残差连接构成，通过将 1×1 卷积、激活函数、 1×1 卷积串联运算，得到第二输出，运用所述残差连接，将原始输入特征图与第二输出进行水平方向特征图拼接，得到第三输出，即为多分支并行卷积运算单元的输出结果；

[0043] 其中，所述 1×1 卷积层由本领域常规技术手段构成，所述激活函数为GeLU；

[0044] 步骤C)使用全连接层与Sigmoid函数作为组合单元，构建第一、第二、第三、第四、第五预测层，具体地，将所述第一、第二、第三、第四、第五分支特征图输入到全连接层内，该网络层将高维特征图压缩至1维向量形式，最终经过Sigmoid函数运算，得到第一、第二、第三、第四、第五特征组标签识别结果，其中，所述Sigmoid运算公式为：

[0045]
$$p = \text{Sigmoid}(\mathbf{W}^T \cdot \mathbf{F} + \mathbf{b})$$

[0046] 其中，p指的是对类别k求解的概率， $\mathbf{W}^T$ 为针对类别k的可训练超参数，b为针对类别k的可训练的偏置超参数。

[0047] 在本发明的某些实施方式中，按批次向所述第一多任务分类神经网络输入训练集进行训练。

[0048] 所述训练集的来源为：根据预设的多组多标签特征结果，收集消化道胃肠图片数据，进行逐张特征标签标注，得到第一特征标签数据集，并根据8：2的比例拆分出训练集与验证集；所述特征组及对应标签值如表1所示。

[0049] 表1

特征组名	特征标签值
黏膜特征组	黏膜变薄、黏膜条状发红、黏膜片状发红、黏膜水肿、岛状黏膜、残留腺黏膜、胃黏膜、肠黏膜、肠化生
血管纹理特征组	血管不透现、条状血管、树枝状血管、点片状血管
出血特征组	无出血、点片状出血、少量出血、大量出血
粘液特征组	发黄粘液、粘稠粘液、胆汁返流粘液、清澈粘液、粘液湖
病变特征组	局部糜烂病变、局部隆起病变、弥漫病变

[0050] 为了实现本发明的一个目的，对所述第一多任务分类神经网络进行训练的方法包括：

[0051] 步骤D)针对每个所述消化道镜下特征组对应输出的所述原始标签值进行预测，使用BCE交叉熵损失函数计算，得到第n组损失函数，利用加权求和方式计算网络总损失，具体公式为：

$$L_k = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)]$$

[0052] 其中，k为特征组分支数量； L_k 即为对k特征分支进行的损失求导；N为训练批次的图片数量；i为对应类别数； y_i 则为该图中i类别的真实标签值，即若图片是i类别，则 y_i 为1，不是i类别，则 y_i 为0； p_i 为该图片对i类别的预测置信度；

[0053] $L = w_1 \times L_1 + w_2 \times L_2 + \dots + w_k \times L_k$

[0054] 其中，L为总损失，w为损失函数权重；通过求和得到总损失；

[0055] 本发明中对于损失函数权重的调整策略为阶段衰减，即：训练开始时固定权重为[2.5, 2.5, 2.5, 2.5, 2.5]，每间隔10轮调整一次，调整依据为：若 $L_t < L_{(t-10)}$ ，则 $w_t = w_t \times \theta$ ；若 $L_t > L_{(t-10)}$ ，则 $w_t = w_t \times (2 - \theta)$ 。其中，所述 θ 为衰减系数， $\theta = 0.85$ ；

[0056] 步骤E)根据所述网络总损失的值，利用反向传播技术更新神经网络模型参数，最终损失函数稳定到预设数值时或达到设定最大迭代轮数时，停止训练，得到预先训练好的所述第一多任务分类神经网络。

[0057] 利用构建并训练好的第一多任务分类神经网络对消化道镜下病变特征进行识别并预测。1)将所述图像采集模块得到的逐帧图像，进行间隔采样采样率为1秒/次，得到待识别图像，并记录待识别图像帧序号；2)对所述待识别图像，运用预先构建的第一多任务分类神经网络，进行多组多标签特征识别，得到第一粘膜特征组识别结果、第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果、第一局部病变特征组识别结果。

[0058] 上述得到的第一粘膜特征组识别结果、第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果、第一局部病变特征组识别结果，输入至特征结果收集模块，以用于合适的目的，包括但不限于，对消化道疾病的辅助诊断。

- [0059] 为了实现本发明的一个目的，在本发明的一个实施方式中，上述局部病变特征组的下游网络还可以包括局部病变多级特征识别和训练模块，所述局部病变多级特征识别和训练模块包括用于识别预设的局部病变特征的 m 个不同类别以及所述类别对应的补充标识值的第二多任务分类神经网络，其中， $1 \leq m \leq 5$ 。在本发明的某些实施方式中，所述 m 可以为1、2、3、4或5。在本发明的一个实施方式，所述 $m=4$ 。即，所述局部病变特征包括4个不同类别，例如，病变形态特征、病变面积特征、病变表面特征或病变边缘特征。
- [0060] 进一步地，S4.局部病变多级特征识别和训练模块。
- [0061] 所述局部病变多级特征识别和训练模块包括用于识别预设的局部病变特征的4个不同类别以及所述类别对应的补充标识值的第二多任务分类神经网络。所述第二多任务分类神经网络可以利用与上述第一多任务分类神经网络相同的构建和训练方法获得。在本发明的某些实施方式中，所述第二多任务分类神经网络的构建方法包括：
- [0062] 步骤F)基于DeepLabV3+算法构建病变分割人工智能神经网络，对所述局部病变特征组的图像进行预测，得到第一病变分割图。具体地，
- [0063] i)构建所需数据集。对病变进行轮廓线标注，所述目标包括隆起病变目标、糜烂病变目标，得到第一分割病变数据集；
- [0064] 其次，对病变多级标签进行标记，构建第二标签特征数据集
- [0065] ii)根据第一分割病变数据集，训练病变分割模型，得到第一病变分割模型，输入数据为图像，输出为含有所含分割区域的掩码图。
- [0066] 步骤G)第二多任务分类神经网络算法，用于预测病变多级特征标签预测。对所述第一病变分割图进行输入，得到第一病变形态特征组、第一病变面积特征组、第一病变表面特征组、第一病变边缘特征组预测结果。具体地，
- [0067] i)利用与上述第一多任务分类神经网络相同的构建方法进行网络构建，此处由于只有4个特征组，因此分支数量设为4，因此后续损失函数也为4。
- [0068] ii)经过训练得到预先构建好的第二多任务分类神经网络算法，使其具备病变特征组标签识别能力，即，

- [0069] 当第一病变特征识别组中的识别标签包含“局部糜烂病变”、“局部隆起病变”时，使用预先构建的第二多任务分类神经网络算法，进行特征组的补充标识值的识别。得到第一补充病变形态特征组、第一补充病变面积特征组、第一补充病变表面特征组、第一补充病变边缘特征组。
- [0070] 1)其中，第一补充病变形态特征组，“局部糜烂病变”对应标签包括：红肿、不红肿；含“局部隆起病变”包括：扁平、侧生、带蒂、不规则；
- [0071] 2)其中，第一补充病变面积特征组，“局部糜烂病变”对应标签包括：点状、浅小、深大；含“局部隆起病变”包括：多发、单发；
- [0072] 3)其中，第一补充病变表面特征组，“局部糜烂病变”对应标签包括：无白苔、灰白色、黄白色；含“局部隆起病变”包括：浅白色、浅粉红、深红；
- [0073] 4)其中，第一补充病变边缘特征组，“局部糜烂病变”对应标签包括：光整、毛刺；含“局部隆起病变”包括：光滑、粗糙；
- [0074] 步骤H)构建标签转换模块，将步骤G)中得到的补充标识值与所述局部病变特征组的标签值进行融合，得到新的局部病变特征组(第二局部病变特征组)的标签值。
- [0075] 上述第二局部病变特征组识别结果可以与上述第一粘膜特征组识别结果、第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果输入至特征结果收集模块，以用于合适的目的，包括但不限于，对消化道疾病的辅助诊断。
- [0076] 为了实现本发明的一个目的，在本发明的一个实施方式中，上述消化道镜下病变特征识别系统中还包括黏膜位置识别模块，用于将所述黏膜特征组中的标签值根据黏膜位置进行转换并输出识别结果至所述特征结果收集模块。其中，所述位置包括食管、胃体、胃底、胃窦、十二指肠、盲肠、升结肠、横结肠、降结肠、乙状结肠或直肠。
- [0077] 进一步地，S3.黏膜位置识别模块。
- [0078] 所述黏膜位置识别模块的构建方法包括：
- [0079] 步骤I)使用时序片段分类模型，对当前视频/图片进行部位位置分类识别，得到位置识别结果。

- [0080] i)采集消化道内窥镜检查中任意合适时长视频片段；
- [0081] ii)数据预处理，根据采集时长的总帧数，使用间隔采样技术，将维度降低，并将图像尺寸缩放至合适大小；
- [0082] iii)使用ResNet-3D对预处理后的数据进行输入及训练，过程中使用反向传播技术更新参数，得到预设好的时序片段分类模型，使其具备位置识别能力。
- [0083] 步骤j)对所述消化道镜下多级特征识别和训练模块得到的采样后待识别的第一黏膜特征组图像的特征识别结果中，对所述第一粘膜特征组进行结果转换，具体地，
- [0084] i)对逐帧读取到图像进行累积，达到合适时长后的片段集合使用上述预处理模块进行处理；
- [0085] ii)使用预设好的时序片段分类模型进行位置预测，得到帧号范围与位置对应预测结果；
- [0086] iii)根据帧号范围，反向搜寻区间内帧号对应的第一粘膜特征组，若帧号范围区间所对应位置为“胃体”、“胃底”、“胃窦”，同时所述区间内第一特征组中包含“肠粘膜”标签的，将第一粘膜特征组中“肠粘膜”标签去除，增加“肠化生”标签。
- [0087] iv)根据所述帧片位置对应识别结果，向第一黏膜特征组中增加该标签黏膜位置识别模块输出的结果为第二黏膜特征组识别结果。
- [0088] 上述第二黏膜特征组识别结果可以与上述第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果、第一局部病变特征组识别结果输入至特征结果收集模块，以用于合适的目的，包括但不限于，对消化道疾病的辅助诊断。
- [0089] 在本发明的另外一些实施方式中，上述消化道镜下多级特征识别和训练模块输出的识别结果可以包括：第一/第二粘膜特征组识别结果、第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果、第一/第二局部病变特征组识别结果，将其输入至特征结果收集模块，以用于合适的目的，包括但不限于，对消化道疾病的辅助诊断。

- [0090] 为了实现本发明的一个目的，在本发明的一个实施方式中，所述消化道镜下病变特征识别系统还包括疾病诊断决策模块，用于利用所述识别结果得到疾病诊断结果。
- [0091] 进一步地，S5.疾病诊断决策模块。
- [0092] 所述疾病诊断决策模块的构建方法包括：
- [0093] 步骤K)对第一标签数据集中的医学图像，进行疾病诊断标注，得到第一疾病数据集，该数据集的输入为，例如，第二粘膜特征组识别结果、第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果、第二局部病变特征组识别结果(即标签值)，输出为疾病种类。在本发明的某些实施方式中，所述疾病的种类包括但不限于，溃疡性结肠炎、萎缩性胃炎。在本发明的另外一些实施方式中，输出也可以为疾病的性质，例如，包括但不限于，局部高危病变、局部低危病变、弥漫型病变及分型。
- [0094] 步骤L)构建预设好的疾病诊断决策算法，具体地，基于XGBOOST算法对医学图像中所含疾病进行标注并逐批次对数据进行迭代训练，得到预先构建的疾病诊断决策算法。
- [0095] 步骤M)所述疾病诊断决策模块还可以包括一个预处理模块，用于将第二粘膜特征组识别结果、第一血管纹理特征组识别结果、第一出血特征组识别结果、第一粘液特征组识别结果、第二局部病变特征组识别结果(即标签值)进行对齐，得到聚合特征数组。
- [0096] 步骤N)使用预先构建号的疾病诊断决策算法对所述特征集合进行输入及算法推理，得到疾病诊断结果。
- [0097] 以上所述仅是本发明的优选实施方式，应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明原理的前提下，还可以做出若干改进和润饰，这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

权利要求书

- [权利要求 1] 消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述系统包括：
- 1) 图像采集模块；和
 - 2) 消化道镜下多级特征识别和训练模块，包括用于识别预设的 n 个不同类别的消化道镜下特征组以及所述消化道镜下特征组中的标签值的第一多任务分类神经网络，其中， $1 \leq n \leq 10$ ；和
 - 3) 特征结果收集模块，用于收集所述消化道镜下多级特征识别和训练模块输出的识别结果；
- 其中，所述消化道镜下特征组包括局部病变特征组，所述局部病变特征组的标签值包括局部凹陷型病变、局部隆起病变或局部平坦型病变；
- 所述局部病变特征组的下游网络包括局部病变多级特征识别和训练模块，所述局部病变多级特征识别和训练模块包括用于识别预设的局部病变特征的 m 个不同类别以及所述类别对应的补充标识值的第二多任务分类神经网络，其中， $1 \leq m \leq 5$ 。
- [权利要求 2] 根据权利要求1所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述图像采集模块包括视频获取模块和/或图片获取模块；
- 其中，所述视频获取模块用于读取内窥镜设备输出的视频信号，得到视频帧图像；
- 优选地，所述视频获取模块将得到的逐帧图像，进行间隔采样，得到待识别图像，并记录待识别图像帧序号。
- [权利要求 3] 根据权利要求1所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述消化道镜下特征组还包括选自黏膜特征组、血管纹理特征组、出血特征组或粘液特征组的至少一种；
- 优选地，所述黏膜特征组的标签值包括黏膜变薄、黏膜条状发红、黏膜片状发红、黏膜水肿、岛状黏膜、残留腺黏膜、胃黏膜、肠黏膜或肠化生；所述血管纹理特征组的标签值包括血管不透现、条状血管、树枝状血管或点片状血管；所述出血特征组的标签值包括无

[权利要求 4]

出血、点片状出血、少量出血或大量出血；所述粘液特征组的标签值包括发黄粘液、粘稠粘液、胆汁返流粘液、清澈粘液或粘液湖。

根据权利要求1所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述第一多任务分类神经网络包括一组用于识别预设的n个不同类别的消化道镜下特征组的主特征提取网络和位于所述主特征提取网络下游的分别用于识别所述消化道镜下特征组中的标签值的n组分支特征提取网络，所述第一多任务分类神经网络的构建方法包括：

步骤A)所述主特征提取网络使用至少3组多分支并行特征提取单元构成，经过运算，得到第一主特征提取网络特征图；

步骤B)使用至少3组多分支并行特征提取单元分别构成第n分支特征提取网络；将所述第一主特征提取网络特征图分别进行输入，经过多分支并行卷积运算最终分别得到第n分支特征提取网络特征图；

其中，所述多分支并行卷积运算单元的设计方法为：

a)构建一个切片单元，用于将原始输入特征图进行分为四组，得到第一切片特征组、第二切片特征组、第三切片特征组、第四切片特征组；

b)由3个深度可分离卷积构建一个分组特征提取单元，分别对所述第一切片特征组、所述第二切片特征组、所述第三切片特征组进行特征提取，其中，所述3个深度可分离卷积尺寸分别为 3×3 、 1×13 、 13×1 ，用于提取空间特征、垂直通道特征、水平通道特征，最终将提取到的所述提取空间特征、所述垂直通道特征、所述水平通道特征图与所述第四切片特征组重新进行拼接，经过1个正则化层，得到第一输出；

c)构建特征加强单元，所述特征加强单元由一个 1×1 卷积层、激活函数层、一个 1×1 卷积层和一个残差连接构成，通过将 1×1 卷积、激活函数、 1×1 卷积串联运算，得到第二输出，运用所述残差连接，

将原始输入特征图与第二输出进行水平方向特征图拼接，得到第三输出，即为多分支并行卷积运算单元的输出结果；

步骤C)使用全连接层与Sigmoid函数作为组合单元，构建第n预测层，经过Sigmoid函数运算，得到第n消化道镜下特征组的标签识别结果，其中，所述Sigmoid运算公式为：

$$p = \text{Sigmoid}(\mathbf{W}^T \cdot \mathbf{F} + \mathbf{b})$$

其中，p指的是对类别k求解的概率， $\mathbf{W}^T$ 为针对类别k的可训练超参数，b为针对类别k的可训练的偏置超参数。

[权利要求 5]

根据权利要求1或4所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述第一多任务分类神经网络的训练方法为，按批次向所述第一多任务分类神经网络输入训练集进行训练，包括：

步骤D)针对每个所述消化道镜下特征组对应输出的所述原始标签值进行预测，使用BCE交叉熵损失函数计算，得到第n组损失函数，利用加权求和方式计算网络总损失，具体公式为：

$$L_k = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)]$$

其中，k为特征组分支数量； L_k 即为对k特征分支进行的损失求导；N为训练批次的图片数量；i为对应类别数； y_i 则为该图中i类别的真实标签值，即若图片是i类别，则 y_i 为1，不是i类别，则 y_i 为0； p_i 为该图片对i类别的预测置信度；

$$L = w_1 \times L_1 + w_2 \times L_2 + \dots + w_k \times L_k$$

其中，L为总损失，w为损失函数权重；通过求和得到总损失；

步骤E)根据所述网络总损失的值，利用反向传播技术更新神经网络模型参数，最终损失函数稳定到预设数值时或达到设定最大迭代轮数时，停止训练，得到预先训练好的所述第一多任务分类神经网络。

[权利要求 6]

根据权利要求3所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述消化道镜下病变特征识别系统中还包括黏膜位置识别模

块，用于将所述黏膜特征组中的标签值根据黏膜位置进行转换并输出识别结果至所述特征结果收集模块；

其中，所述位置包括食管、胃体、胃底、胃窦、十二指肠、盲肠、升结肠、横结肠、降结肠、乙状结肠或直肠。

[权利要求 7]

根据权利要求1所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述局部病变特征包括选自病变形态特征、病变面积特征、病变表面特征或病变边缘特征的至少一种。

[权利要求 8]

根据权利要求1或7所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述第二多任务分类神经网络的构建方法包括：

步骤F)构建局部病变分割人工智能神经网络，所述局部病变分割人工智能神经网络用于对输入的所述局部病变特征组的图像进行分类预测，得到第一病变分割图；

步骤G)构建基于分割区域的局部特征多标签识别网络，所述局部特征多标签识别网络用于识别预设的所述局部病变特征的m个不同类别以及所述类别对应的补充标识值；

步骤H)构建标签转换模块，所述标签转换模块用于将步骤G)中得到的补充标识值与所述局部病变特征组的标签值进行融合，得到新的局部病变特征组的标签值。

[权利要求 9]

根据权利要求1所述的消化道镜下病变特征识别系统，其特征在于，所述消化道镜下病变特征识别系统还包括疾病诊断决策模块，用于利用所述识别结果得到疾病诊断结果。

[权利要求 10]

一种电子设备，其特征在于，所述电子设备包括电子设备本体和如权利要求1~9任意一项中所述的消化道镜下病变特征识别系统，所述消化道镜下病变特征识别系统安装于所述电子设备本体上。