

权利要求书

1.一种医学报告的生成方法，其特征在于，包括：

接收待识别的医疗图像；

5 将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络，得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列；

将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型，确定所述医疗图像对应的诊断项目；

基于诊断项目扩展模型，分别构建用于描述各个所述诊断项目的段落；

根据所述段落、所述关键词序列以及所述诊断项目，生成所述医疗图像的医学报告。

10 2. 根据权利要求 1 所述的生成方法，其特征在于，所述将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络，得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列，包括：

基于所述医疗图像中各个像素点的像素值以及各个像素值的位置坐标，构建所述医疗图像的像素矩阵；

通过所述 VGG 神经网络的五层池化层 Maxpool 对所述像素矩阵进行降维操作，得到所述视觉特征向量；

将所述视觉特征向量导入所述 VGG 神经网络的全连接层，输出所述视觉特征向量对应的索引序列；

15 根据关键词索引表，确定所述索引序列对应的关键词序列。

3. 根据权利要求 1 所述的生成方法，其特征在于，所述将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型，确定所述医疗图像对应的诊断项目，包括：

基于各个关键词在预设的语料库的序号，生成所述关键词序列对应的关键词特征向量；

20 分别将所述关键词特征向量以及所述视觉特征向量导入到预处理函数，得到预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量；其中，所述预处理函数具体为：

$$\sigma(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^M e^{z_i}}$$

其中， $\sigma(z_j)$ 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素预处理后的值； z_j 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素的值；M 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量对应的元素个数；

25 将预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量作为所述诊断项目识别模型的输入，输出所述诊断项目。

4. 根据权利要求 1-3 任一项所述的生成方法，其特征在于，所述生成方法还包括：

获取多个训练图像的训练视觉向量、训练关键词序列以及训练诊断项目；

30 将所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列作为长短期 LSTM 神经网络的输入，将所述训练诊断项目作为所述 LSTM 神经网络的输出，对所述 LSTM 神经网络内的各个学习参数进行调整，以使所述 LSTM 神经网络满足收敛条件；所述收敛条件为：

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$$

其中， θ^* 为调整后的所述学习参数；Visual 为所述训练视觉向量；Keyword 为所述训练关键词序列；Stc 为所述训练诊断项目； $p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$ 为当所述学习参数的值为 θ 时，将所述所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列导入到所述 LSTM 神经网络，输出结果为该所述训练诊断项目的概率值； $\arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$ 为所述概率值取最大值时所述学习参数的取值；

35 将调整后的 LSTM 神经网络作为诊断项目识别模型。

5. 根据权利要求 1 所述的识别方法，其特征在于，在所述接收待识别的医疗图像之后，还包括：

对所述医疗图像进行二值化处理，得到二值化后的医疗图像；

识别二值化后的所述医疗图像的边界，将所述医疗图像划分为多个医疗子图像；

40 所述将所述医疗图像导入预设的 VGG 神经网络，得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列，包括：

将各个医疗子图像分别导入所述 VGG 神经网络，得到所述医疗子图像的视觉特征分量以及关键词子序

列；

基于各个所述视觉特征分量生成所述视觉特征向量，以及基于各个所述关键词子序列构成所述关键词序列。

6.一种医学报告的生成设备，其特征在于，包括：

5 医疗图像接收单元，用于接收待识别的医疗图像；

特征向量获取单元，用于将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络，得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列；

诊断项目识别单元，用于将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型，确定所述医疗图像对应的诊断项目；

10 描述段落确定单元，用于基于诊断项目扩展模型，分别构建用于描述各个所述诊断项目的段落；

医学报告生成单元，用于根据所述段落、所述关键词序列以及所述诊断项目，生成所述医疗图像的医学报告。

7. 根据权利要求 6 所述的分配设备，其特征在于，所述特征向量获取单元包括：

15 像素矩阵构建单元，用于基于所述医疗图像中各个像素点的像素值以及各个像素值的位置坐标，构建所述医疗图像的像素矩阵；

视觉特征向量生成单元，用于通过所述 VGG 神经网络的五层池化层 Maxpool 对所述像素矩阵进行降维操作，得到所述视觉特征向量；

索引序列生成单元，用于将所述视觉特征向量导入所述 VGG 神经网络的全连接层，输出所述视觉特征向量对应的索引序列；

20 关键词序列生成单元，用于根据关键词索引表，确定所述索引序列对应的关键词序列。

8. 根据权利要求 6 所述的分配设备，其特征在于，所述诊断项目识别单元包括：

关键词特征向量构建单元，用于基于各个关键词在预设的语料库的序号，生成所述关键词序列对应的关键词特征向量；

25 预处理单元，用于分别将所述关键词特征向量以及所述视觉特征向量导入到预处理函数，得到预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量；其中，所述预处理函数具体为：

$$\sigma(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^M e^{z_i}}$$

其中， $\sigma(z_j)$ 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素预处理后的值； z_j 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素的值；M 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量对应的元素个数；

30 预处理向量导入单元，用于将预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量作为所述诊断项目识别模型的输入，输出所述诊断项目。

9. 根据权利要求 6-8 任一项所述的分配设备，其特征在于，所述医学报告的生成设备还包括：

训练参数获取单元，用于获取多个训练图像的训练视觉向量、训练关键词序列以及训练诊断项目；

35 学习参数训练单元，用于将所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列作为长短期 LSTM 神经网络的输入，将所述训练诊断项目作为所述 LSTM 神经网络的输出，对所述 LSTM 神经网络内的各个学习参数进行调整，以使所述 LSTM 神经网络满足收敛条件；所述收敛条件为：

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$$

其中， θ^* 为调整后的所述学习参数；Visual 为所述训练视觉向量；Keyword 为所述训练关键词序列；Stc 为所述训练诊断项目； $p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$ 为当所述学习参数的值为 θ 时，将所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列导入到所述 LSTM 神经网络，输出结果为该所述训练诊断项目的概率值；

$\arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$ 为所述概率值取最大值时所述学习参数的取值；

40 诊断项目识别模型生成单元，用于将调整后的 LSTM 神经网络作为诊断项目识别模型。

10. 根据权利要求 6 所述的分配设备，其特征在于，所述医学报告的生成设备还包括：

二值化处理单元，用于对所述医疗图像进行二值化处理，得到二值化后的医疗图像；

边界划分单元,用于识别二值化后的所述医疗图像的边界,将所述医疗图像划分为多个医疗子图像;
所述特征向量获取单元包括:

医疗子图像识别单元,用于将各个医疗子图像分别导入所述 VGG 神经网络,得到所述医疗子图像的视觉特征分量以及关键词子序列;

5 特征向量合成单元,用于基于各个所述视觉特征分量生成所述视觉特征向量,以及基于各个所述关键词子序列构成所述关键词序列。

11. 一种医学报告的生成设备,其特征在于,所述医学报告的生成设备包括存储器、处理器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可读指令,所述处理器执行所述计算机可读指令时实现如下步骤:

10 接收待识别的医疗图像;

将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络,得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列;

将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型,确定所述医疗图像对应的诊断项目;

15 基于诊断项目扩展模型,分别构建用于描述各个所述诊断项目的段落;

根据所述段落、所述关键词序列以及所述诊断项目,生成所述医疗图像的医学报告。

12. 根据权利要求 11 所述的生成设备,其特征在于,所述将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络,得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列,包括:

基于所述医疗图像中各个像素点的像素值以及各个像素值的位置坐标,构建所述医疗图像的像素矩阵;

20 通过所述 VGG 神经网络的五层池化层 Maxpool 对所述像素矩阵进行降维操作,得到所述视觉特征向量;

将所述视觉特征向量导入所述 VGG 神经网络的全连接层,输出所述视觉特征向量对应的索引序列;

根据关键词索引表,确定所述索引序列对应的关键词序列。

13. 根据权利要求 12 所述的生成设备,其特征在于,所述将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型,确定所述医疗图像对应的诊断项目,包括:

25 基于各个关键词在预设的语料库的序号,生成所述关键词序列对应的关键词特征向量;

分别将所述关键词特征向量以及所述视觉特征向量导入到预处理函数,得到预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量;其中,所述预处理函数具体为:

$$\sigma(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^M e^{z_i}}$$

其中, $\sigma(z_j)$ 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素预处理后的值; z_j 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素的值; M 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量对应的元素个数;

30 将预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量作为所述诊断项目识别模型的输入,输出所述诊断项目。

14. 根据权利要求 11-13 任一项所述的生成设置,其特征在于,所述处理器执行所述计算机可读指令时还实现如下步骤:

35 获取多个训练图像的训练视觉向量、训练关键词序列以及训练诊断项目;

将所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列作为长短期 LSTM 神经网络的输入,将所述训练诊断项目作为所述 LSTM 神经网络的输出,对所述 LSTM 神经网络内的各个学习参数进行调整,以使所述 LSTM 神经网络满足收敛条件;所述收敛条件为:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$$

40 其中, θ^* 为调整后的所述学习参数; Visual 为所述训练视觉向量; Keyword 为所述训练关键词序列; Stc 为所述训练诊断项目; $p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$ 为当所述学习参数的值为 θ 时,将所述所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列导入到所述 LSTM 神经网络,输出结果为该所述训练诊断项目的概率值; $\arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$ 为所述概率值取最大值时所述学习参数的取值;

将调整后的 LSTM 神经网络作为诊断项目识别模型。

15. 根据权利要求 11 所述的生成设置,其特征在于,在所述接收待识别的医疗图像之后,所述处理器执行所述计算机可读指令时还实现如下步骤:

对所述医疗图像进行二值化处理,得到二值化后的医疗图像;

5 识别二值化后的所述医疗图像的边界,将所述医疗图像划分为多个医疗子图像;

所述将所述医疗图像导入预设的 VGG 神经网络,得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列,包括:

将各个医疗子图像分别导入所述 VGG 神经网络,得到所述医疗子图像的视觉特征分量以及关键词子序列;

10 基于各个所述视觉特征分量生成所述视觉特征向量,以及基于各个所述关键词子序列构成所述关键词序列。

16. 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令,其特征为,所述计算机可读指令被处理器执行时实现如下步骤:

接收待识别的医疗图像;

15 将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络,得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列;

将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型,确定所述医疗图像对应的诊断项目;

基于诊断项目扩展模型,分别构建用于描述各个所述诊断项目的段落;

20 根据所述段落、所述关键词序列以及所述诊断项目,生成所述医疗图像的医学报告。

17. 根据权利要求 16 所述的计算机可读存储介质,其特征为,所述将所述医疗图像导入预设的视觉几何组 VGG 神经网络,得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列,包括:

基于所述医疗图像中各个像素点的像素值以及各个像素值的位置坐标,构建所述医疗图像的像素矩阵;

通过所述 VGG 神经网络的五层池化层 Maxpool 对所述像素矩阵进行降维操作,得到所述视觉特征向量;

25 将所述视觉特征向量导入所述 VGG 神经网络的全连接层,输出所述视觉特征向量对应的索引序列;

根据关键词索引表,确定所述索引序列对应的关键词序列。

18. 根据权利要求 16 所述的计算机可读存储介质,其特征为,所述将所述视觉特征向量以及所述关键词序列导入至预设的诊断项目识别模型,确定所述医疗图像对应的诊断项目,包括:

基于各个关键词在预设的语料库的序号,生成所述关键词序列对应的关键词特征向量;

30 分别将所述关键词特征向量以及所述视觉特征向量导入到预处理函数,得到预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量;其中,所述预处理函数具体为:

$$\sigma(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{i=1}^M e^{z_i}}$$

其中, $\sigma(z_j)$ 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素预处理后的值; z_j 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量中第 j 个元素的值; M 为所述关键词特征向量或所述视觉特征向量对应的元素个数;

35 将预处理后的所述关键词特征向量以及预处理后的所述视觉特征向量作为所述诊断项目识别模型的输入,输出所述诊断项目。

19. 根据权利要求 16-18 任一项所述的计算机可读存储介质,其特征为,所述计算机可读指令被处理器执行时还实现如下步骤:

获取多个训练图像的训练视觉向量、训练关键词序列以及训练诊断项目;

40 将所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列作为长短期 LSTM 神经网络的输入,将所述训练诊断项目作为所述 LSTM 神经网络的输出,对所述 LSTM 神经网络内的各个学习参数进行调整,以使所述 LSTM 神经网络满足收敛条件;所述收敛条件为:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \sum_{Stc} \log p(Visual, Keyword | Stc; \theta)$$

其中, θ^* 为调整后的所述学习参数; $Visual$ 为所述训练视觉向量; $Keyword$ 为所述训练关键词序列; Stc 为所述训练诊断项目; $p(Visual, Keyword|Stc; \theta)$ 为当所述学习参数的值为 θ 时, 将所述所述训练视觉向量以及所述训练关键词序列导入到所述 LSTM 神经网络, 输出结果为该所述训练诊断项目的概率值; $arg \max_{\theta} \sum_{Stc} logp(Visual, Keyword|Stc; \theta)$ 为所述概率值取最大值时所述学习参数的取值;

5 将调整后的 LSTM 神经网络作为诊断项目识别模型。

20.根据权利要求 16 所述的计算机可读存储介质, 其特征在于, 所述计算机可读指令被处理器执行时还实现如下步骤:

对所述医疗图像进行二值化处理, 得到二值化后的医疗图像;

识别二值化后的所述医疗图像的边界, 将所述医疗图像划分为多个医疗子图像;

10 所述将所述医疗图像导入预设的 VGG 神经网络, 得到所述医疗图像的视觉特征向量以及关键词序列, 包括:

将各个医疗子图像分别导入所述 VGG 神经网络, 得到所述医疗子图像的视觉特征分量以及关键词子序列;

15 基于各个所述视觉特征分量生成所述视觉特征向量, 以及基于各个所述关键词子序列构成所述关键词序列。