

基于相似性度量的肺结节图像检索算法

魏国辉^{1,2}, 齐守良¹, 钱 唯¹, 张魁星²
(1. 东北大学 中荷生物医学与信息工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 山东中医药大学 理工学院, 山东 济南 250355)

摘 要: 为了克服肺部病变 CT 表现复杂, 极易造成医生误诊的缺点, 提出了一种基于相似性度量的医学图像检索算法并用于肺癌的诊断研究, 该相似性度量保持了图像的语义相关和视觉相似. 首先, 根据相似性度量理论构建距离度量学习算法学习一个马氏距离; 然后, 根据学习的马氏距离度量, 提出新的医学图像检索算法, 并将提出的算法应用于肺癌的诊断研究. 实验结果证明了该检索算法在肺癌诊断应用中的可行性和有效性.

关 键 词: 医学图像检索; 肺癌; 相似性度量; 距离度量学习; 纹理特征

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2018)09-1226-06

Image Retrieval Algorithm of Pulmonary Nodules Based on Similarity Measurement

WEI Guo-hui^{1,2}, QI Shou-liang¹, QIAN Wei¹, ZHANG Kui-xing²
(1. School of Sino-Dutch Biomedical & Information Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. School of Science and Engineering, Shandong University of Traditional Chinese Medicine, Jinan 250355, China. Corresponding author: QI Shou-liang, E-mail: qisl@bmie.neu.edu.cn)

Abstract: In order to overcome the shortcomings that CT of pulmonary lesions is complex and is very easy to lead to misdiagnosis, a medical image retrieval algorithm based on similarity measurement was proposed to diagnose lung cancer. The similarity measurement maintains the semantic relevance and visual similarity of the image. Firstly, a distance metric learning algorithm was constructed to learn a Mahalanobis distance on the basis of the proposed similarity measurement. Secondly, a novel medical image retrieval algorithm was proposed based on the learned distance metric to diagnose lung cancer. The study results demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed retrieval algorithm in lung cancer diagnosis.

Key words: medical image retrieval; lung cancer; similarity measurement; distance metric learning; texture features

肺癌是世界上死亡率最高的癌症. 早期筛查和诊断已经被证明可以显著提升肺癌的5年期存活率. 计算机辅助断层扫描(CT)影像具有较高的密度分辨率, 在断层上可以明显区分正常解剖结构和病理表现, 从而成为早期肺癌筛查的最好的影像学方法. 但是, 肺部病变的CT表现非常复杂, 极易造成医生的误诊. 为了克服该缺点, 计算机辅助诊断已经被提出来帮助医生做出更好的决策.

基于内容的医学图像检索是一种计算机辅助诊断方法, 它可以从较大的数据库中搜索与待诊断的肿瘤相似的肿瘤, 从而辅助医生诊断癌症. 医学图像检索的主要挑战包括: 肿瘤图像特征提取, 用于精确地表示肿瘤图像; 相似性度量的定义, 以提取的特征作为指标在肿瘤图像库中快速检索. Gundreddy等^[1]提出一个两步医学图像检索方案用于辅助诊断乳腺癌的良恶性, 其中每一个乳腺肿块由两个密度相关的特征表示. Cho等^[2]开发了一个决策树医学图像检索诊断系统, 用于评估超声影像中乳腺肿瘤的恶性程度. Dubey等^[3]和

Xu 等^[4]应用医学图像检索技术辅助肺癌的诊断. 但是上述的方法主要聚焦于肿瘤的特征表示, 而没有对相似性度量进行深入研究.

本文系统研究了医学图像检索的关键技术, 提出一个基于相似性度量的医学图像检索算法, 用于辅助诊断肺结节良恶性. 实验结果证明了所提算法对于肺结节良恶性诊断的有效性和可行性.

1 基于相似性度量的图像检索算法

医学图像检索是为了从数据库中检索出和待诊断的肿瘤相似的肿瘤, 从而为医生诊断提供参考. 相似性度量的定义通常会考虑使用距离度量, 如欧氏距离. 因此, 距离度量的选择会影响医学图像检索系统精度. 本节首先提出一个新的距离度量学习算法用于学习马氏距离度量, 然后使用学习到的马氏距离计算肿瘤图像特征的相似性.

1.1 图像的相似性度量

相似性度量包含语义相关度量和视觉相似度量^[5]. 语义相关依赖于肿瘤图像的良恶性标签, 如果两幅肿瘤图像都是良性的或恶性的, 则表示这两幅图像在语义上是相关的. 视觉相似则是指特征相似性, 主要是从人类视觉的角度表征肿瘤图像相似性.

1.2 马氏距离度量学习算法

在本文中, $\mathbf{1}_n \in \mathbf{R}^n$ 表征全 1 向量, $\mathbf{I}_n \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 表示单位矩阵. 数据集被定义为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$ 是输入空间中的第 i 个数据, n 是整个数据集的样本数. 为了更好地阐述, 使用矩阵表示数据为 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$.

数学上, 任意数据样例之间的马氏距离被定义为^[6]

$$d_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sqrt{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T \mathbf{M} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)}. \quad (1)$$

其中, \mathbf{M} 是一个半正定矩阵, 满足有效度量的属性, 可以被分解为 $\mathbf{M} = \mathbf{A}\mathbf{A}^T$. 因此, $d_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 可以重写为

$$d_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sqrt{(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T \mathbf{A}\mathbf{A}^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)} = \|\mathbf{A}^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)\|. \quad (2)$$

根据式(2), 计算马氏距离实际上需要学习一个映射矩阵 \mathbf{A} . 得到矩阵 \mathbf{A} 后, 马氏距离变换为特征空间中的欧式距离.

定义 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{n \times r}$ ($1 < r < d$) 是一个数据样本集 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{d \times n}$ 的低维特征表示, 其中 r 是降维空间的维度. 这样, $\mathbf{y}_i = \mathbf{A}^T \mathbf{x}_i, i = 1, \dots, n$, 即 $\mathbf{Y} = \mathbf{X}^T \mathbf{A}$. 因此, 研究一个线性降维, 即, 研究一个变换矩阵 $\mathbf{A} \in$

$\mathbf{R}^{d \times r}$, 使得样本集 \mathbf{X} 的嵌入表示 \mathbf{Y} 为 $\mathbf{Y} = \mathbf{X}^T \mathbf{A}$. 如果计算获得 \mathbf{A} , 则 $\mathbf{M} = \mathbf{A}\mathbf{A}^T$, 进而可以计算获得马氏距离 $d_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$.

本文学习一个马氏距离度量来同时保持肿瘤图像的语义相关和视觉相似. 因此, 需要从这两方面考虑矩阵 \mathbf{A} .

1.2.1 语义相关度量

语义相关是从语义的角度描述肿瘤图像的相似性. 如果两幅肿瘤图像标签相同, 表示这两幅图像在语义上是相关的. 本文使用差分散度判别准则(DSDC)^[7]度量语义相关, 即:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} = \arg \max_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} (\text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{S}_B \mathbf{A}) - \lambda \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{S}_W \mathbf{A})) = \\ \arg \max_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} (\text{tr}(\mathbf{A}^T (\mathbf{S}_B - \lambda \mathbf{S}_W) \mathbf{A})). \end{aligned} \quad (3)$$

式中: tr 表示矩阵的秩; \mathbf{S}_B 是类间散度矩阵; \mathbf{S}_W 是类内散度矩阵; \mathbf{A} 是投影矩阵; λ 是一个非负调优参数, 用于均衡最大化类间散度和最小化类内散度之间的相对优势. 在最近的研究中^[8], 投影方向之间强加正交关系, 即 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}$, 可以更有效地保持数据的内部几何结构.

本文使用的输入数据是有标签的训练数据, 即式(3)的另外一种形式,

$$\mathbf{A} = \arg \min_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} \text{tr}(\mathbf{A}^T (\mathbf{S}_W - \lambda \mathbf{S}_B) \mathbf{A}). \quad (4)$$

因此, 式(4)是从语义的角度思考相似性度量, 它保证数据的类内散度越小越好, 类间散度越大越好.

1.2.2 视觉相似度量

视觉相似是指特征相似性, 主要是从人类视觉的角度表征肿瘤图像相似性. 视觉相似为原始输入空间中基于最小欧氏距离的肿瘤图像的视觉特征. 根据块对齐框理论^[9], 需要最小化新的特征表示 \mathbf{Y}_j 和第 j 个数据块的线性映射的误差, 然后排列所有的块.

给定一个样本 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}$ 和它的局部数据块 \mathbf{X}_i , \mathbf{X}_i 是由 \mathbf{x}_i 的 k -近邻构建, 表示为 $\mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i_1}, \mathbf{x}_{i_2}, \dots, \mathbf{x}_{i_k}] \in \mathbf{R}^{d \times (k+1)}$. 存在一个线性变换模型 $f_i: \mathbf{X}_i \rightarrow \mathbf{Z}_i$, $\mathbf{Z}_i = \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i + \mathbf{1}_{k+1} \mathbf{b}_i^T$, 可以将每一个 \mathbf{X}_i 映射为新的特征, 即: $\mathbf{Y}_i = [\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_{i_1}, \dots, \mathbf{y}_{i_k}]^T \in \mathbf{R}^{(k+1) \times r}$, $\mathbf{W}_i \in \mathbf{R}^{d \times r}$ 是局部映射矩阵, $\mathbf{b}_i \in \mathbf{R}^r$ 是偏置. 数据块和近邻是由欧氏距离选择的.

为了学习该线性变换模型, 需要最小化局部数据块的变换误差:

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{Y}_i, \mathbf{W}_i, \mathbf{b}_i} \|\mathbf{Y}_i - (\mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i + \mathbf{1}_{k+1} \mathbf{b}_i^T)\|^2 + \\ \mu \text{tr}(\mathbf{W}_i^T \mathbf{W}_i). \end{aligned} \quad (5)$$

式中: 下标 i 表明目标函数是由 \mathbf{x}_i 对应的数据块

训练的 μ 是一个正则参数.

假设 X_i 是中心化的, 则 $X_i \mathbf{1}_{k+1} = \mathbf{0}_d$. 为了获得式(5)的最优解, 设置式(5)关于 \mathbf{b}_i 和 \mathbf{W}_i 的导数为 0, 然后得到解如下:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{b}_i &= \frac{1}{k+1} \mathbf{Y}_i^T \mathbf{1}_{k+1}, \\ \mathbf{W}_i &= (\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T + \mu \mathbf{I}_d)^{-1} \mathbf{X}_i \mathbf{Y}_i. \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

将式(6)中的 \mathbf{W}_i 和 \mathbf{b}_i 替换到目标函数(5)中, 然后执行简单的矩阵操作, 式(5)被转换为

$$\arg \min_{\mathbf{Y}_i} \text{tr}(\mathbf{Y}_i^T \mathbf{L}_i \mathbf{Y}_i). \quad (7)$$

在式(7)中, $\mathbf{L}_i = \mathbf{H}_{k+1} - \mathbf{X}_i^T (\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T + \mu \mathbf{I}_d)^{-1} \mathbf{X}_i$, 其中 $\mathbf{H}_{k+1} = \mathbf{I}_{k+1} - \frac{1}{k+1} \mathbf{1}_{k+1} \mathbf{1}_{k+1}^T$. 注意到矩阵 $\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T + \mu \mathbf{I}_d$ 的逆肯定存在, 因为当设置 $\mu > 0$, 核函数为径向基核 (RBF kernel) 或拉普拉斯核 (Laplacian kernel) 时, 矩阵是正定的.

在获得 \mathbf{L}_i 之后, 全局对齐如下:

$$\arg \min_{\mathbf{Y}} \text{tr}(\mathbf{Y}^T \mathbf{L} \mathbf{Y}). \quad (8)$$

全局对齐矩阵 \mathbf{L} 计算如下:

$$\mathbf{L} = [\mathbf{S}_1, \dots, \mathbf{S}_n] \begin{bmatrix} \mathbf{L}_1 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{L}_n \end{bmatrix} [\mathbf{S}_1, \dots, \mathbf{S}_n]^T. \quad (9)$$

在式(9)中, $\{\mathbf{S}_i\}_{i=1}^n$ 是一个选择矩阵, 满足 $\mathbf{Y}_i = \mathbf{S}_i^T \mathbf{Y}$.

根据线性假设 $\mathbf{Y} = \mathbf{X}^T \mathbf{A}$, 得到全局数据块误差:

$$\arg \min_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{A}). \quad (10)$$

更进一步, 块对齐框是从视觉相似的角度思考相似性度量, 保证了图像至少在视觉上和查询图像是相似的, 这对于医学图像检索是非常重要的. 如果检索系统检索出来的肿瘤和查询肿瘤看起来不相似, 那么医生就会对检索系统产生不信任感.

1.2.3 目标函数

组合来自于式(4)的实证拟合项和来自于式(10)的正则项, 整个的半监督学习目标函数可以计算如下:

$$\arg \min_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} (\text{tr}(\mathbf{A}^T (\mathbf{S}_w - \lambda \mathbf{S}_b) \mathbf{A})) + \arg \min_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{A}) = \arg \min_{\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}} (\text{tr}(\mathbf{A}^T (\mathbf{S}_w - \lambda \mathbf{S}_b + \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T) \mathbf{A})). \quad (11)$$

其中 $\mathbf{S} = \mathbf{S}_w - \lambda \mathbf{S}_b + \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T$.

在学习距离度量的时候, 希望尽可能地避免数据低维表示的冗余. 其中一个方法是使投影方

向正交, 即:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A}^* &= \arg \min \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{S} \mathbf{A}), \\ \text{s. t. } \mathbf{A}^T \mathbf{A} &= \mathbf{I}. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

最优问题(12)的正交投影方向可以通过对矩阵 \mathbf{S} 进行特征值分解求得. 最优解矩阵 \mathbf{A}^* 的构建来自于 \mathbf{S} 的最小的 r 个特征值对应的特征向量. 获得 \mathbf{A}^* 后, 马氏距离度量可以根据式(2)计算得到. 这样得到的距离度量称为差分散列和块对齐距离度量 (DPDM, differential scatter and patch alignment distance metric).

1.3 医学图像检索算法

医学图像检索算法描述如下:

给定医学图像样本特征集合 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$, \mathbf{X} 划分为两类: 训练集 \mathbf{X}_1 和测试集 \mathbf{X}_2 .

- 1) 根据训练集 \mathbf{X}_1 计算马氏距离度量.

2) 计算测试样本和训练集中样本的马氏距离, 并从小到大排列.

3) 根据检索结果, 确定测试样本的诊断结果.

2 肺结节数据集提取

本文选取 LIDC-IDRI 肺癌数据库作为研究对象^[10], 每一个病例包含一个 XML 文件, XML 文件包含所有肺结节的标注信息, 包括肺结节的轮廓坐标, 以及肺结节的恶性程度: 1—高度不可能, 5—高度可能. 构建肺结节数据库, 提取肺结节的步骤如下:

1) XML 文件处理. 根据放射学专家的肺结节手绘轮廓信息, 选取包含最大肺结节轮廓的切片. 并从 XML 文件中读取专家对肺结节恶性程度的标注, 并计算均值, 如果均值大于等于 3.5, 则认为该结节是恶性的; 反之, 如果均值小于等于 2.5, 则认为该结节是良性的.

2) 肺结节轮廓绘制. 根据放射学专家的轮廓坐标标注, 绘制肺结节轮廓, 形成肺结节二值图像模版.

3) 肺结节轮廓融合. 将绘制的 4 个肺结节轮廓二值图像融合为一个肺结节轮廓.

4) 肺结节提取. 根据肺结节轮廓二值图像模版, 从肺 CT 切片中提取肺结节.

所有提取的肺结节由 Haralick 纹理特征进行表示, 该特征计算自构建的灰度共生矩阵 (相对位移为 1 和 4, 方向 0, 45°, 90°, 135°). 本文计算了除最大相关系数以外的 13 个度量的均值和方

差. 因此, 每一个肺结节由 26 维特征表示. 提取的数据集共有 746 个肺结节, 其中 371 个良性和 375 个恶性肺结节. 训练数据集是从肺肿瘤数据库中随机挑选的 400 个结节图像. 剩下的 346 个结节图像作为测试数据集.

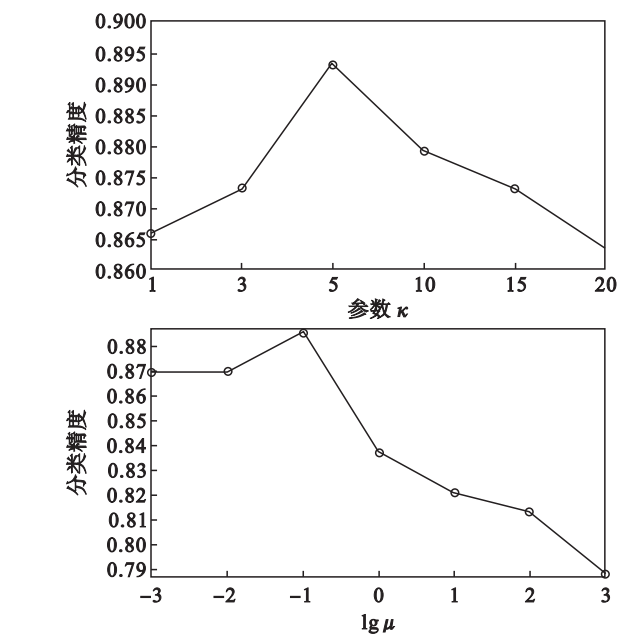
3 实 验

3.1 肺癌诊断方法

本文研究采用医学图像检索方法对肺结节的良恶性进行分类. 首先基于 k -近邻法计算和待查询肺结节最相似的 K 个参考肺结节. 和查询结节的马氏距离最小的 K 个肺结节即是 K 个最相似的结节. 然后, 计算该查询结节的恶性概率值来评估结节的恶性程度. 查询结节的恶性概率公式计算如下 (K 是检索到的肺结节数量, N 是 K 个结节中恶性肺结节的数量):

$$S_q = \frac{N}{K}.$$

(13)



3.2 实验环境

所有的性能评估的运行环境为: Windows XP, MATLAB R2014a, running on an Intel Core (TM)2 Duo E8400 running with 2GB RAM.

3.3 实验结果与分析

3.3.1 算法参数设置

在进行实验测试提出的图像检索算法的分类性能之前, 有几个参数需要设置. 本文将分类精度 (accuracy) 作为参数设置的评估度量, 计算公式如下:

$$ACC = \frac{\sum_{i=1}^n \delta(x_i, y_i)}{n}.$$

(14)

对于第 i 个肿瘤图像, 它的金标准标签是 x_i , y_i 是分类算法分类的标签, $\delta(p, q)$ 是一个函数, 满足 $\delta(p, q) = 1$, if $p = q$, $\delta(p, q) = 0$, otherwise. 参数的评估结果如图 1 所示. 本文所选的参数值如表 1 所示, 所有的参数选择使 ACC 最大时的值.

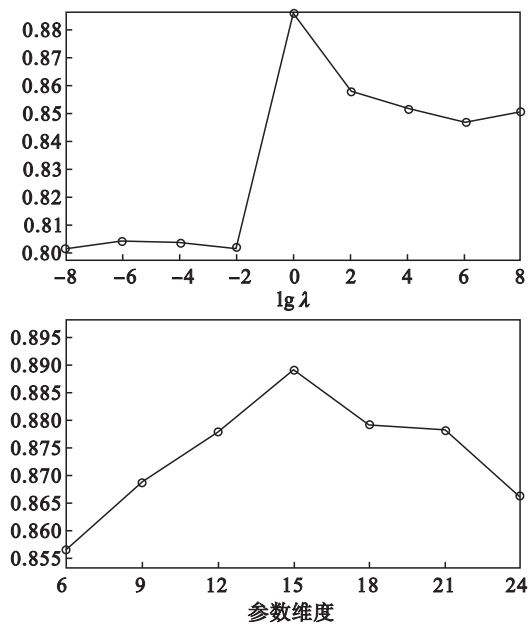


图 1 参数设置

Fig. 1 Parameter configuration

表 1 参数值选择	
Table 1 Selection of parameter values	
参数	参数值
λ	10^{-8} 10^{-6} 10^{-4} 10^{-2} [1] 10^2 10^4 10^6 10^8
κ	1 3 [5] 10 15 20
μ	10^{-3} 10^{-2} [10^{-1}] 1 10^1 10^2 10^3
维度	9 12 [15] 18 21 24

注: [] 表示选择的参数值.

3.3.2 检索样例

图 2 展示了良性和恶性结节的检索样例. 每一个检索结果都是根据学习的马氏距离计算得出, 然后按照距离递增的方式排列. 第一行查询结节的恶性概率为 $S_q = 0.1$, 表明该结节是恶性肿瘤的概率非常低; 而第二行结节的恶性概率是 $S_q = 1$, 表明该结节极有可能是恶性的. 同时可以看出, 查询结节和检索到的结节在语义和视觉上都是相似的.

3.3.3 分类性能比较

本研究将测试集肺结节用于检索训练集中的参考肺结节,检索结果用于绘制受试者操作特征曲线(ROC 曲线)并计算 ROC 曲线下的面积(AUC). 本文比较了提出的算法(DPDM)和语义

相似性度量(semantic)、视觉相似性度量(visual)的分类性能. 欧式距离(Euclidean)作为比较参考列出. 从表 2 中可以看出,提出的检索算法的分类性能优于单纯的语义相似性度量和视觉相似性度量.

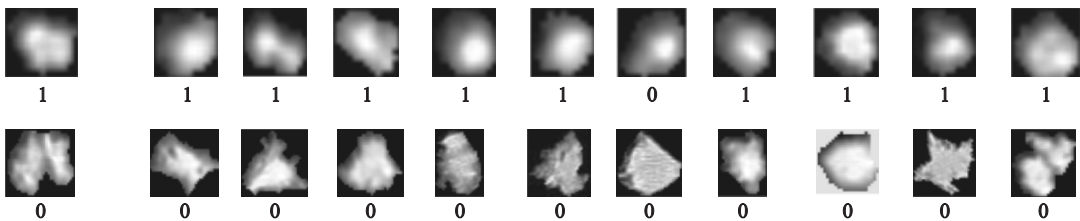


图2 查询结节(左)和最相似的10个检索参考结节
Fig. 2 Query nodules (left) and their top 10 retrieved ROIs

表 2 分类精度比较

Table 2 Comparison of the classification accuracy

算法	AUC(mean ± std)
欧式距离	0. 923 ± 0. 008
语义相似性度量	0. 931 ± 0. 011
视觉相似性度量	0. 930 ± 0. 010
DPDM	0. 945 ± 0. 008

3.3.4 检索性能比较

本实验将留一法应用于测试集肺结节,每一次使用一个肺结节作为查询结节,剩余的结节作为参考肺结节. 检索精度的公式定义如下^[11]:

$$r(q_i^k) = \frac{\sum_{j=1}^k I[y_i = y_j]}{k}. \quad (15)$$

式中: $r(q_i^k)$ 表示对于第*i*个查询结节,检查出的*k*个肺结节中,和查询结节的标签相同的结节的比例; y_i 是第*i*个结节的标签. 如果 $y_i = y_j$, $I(\cdot)$ 为1,否则为0.

实验比较了所提算法的距离度量和经典的距离度量 LMNN^[6],RCA^[12],ITML^[13]的检索性能. 欧式距离是一个比较参考度量. 图3为所提算法

度量和比较算法度量的检索精度曲线. 从图中可以看出,所提算法的检索性能优于比较的距离度量的检索性能.

4 结 语

本文提出了一种新的基于相似性度量的医学图像检索算法,该算法可以度量查询肺结节图像和参考肺结节图像的相似性,从而用于肺癌的医学图像检索和诊断. 大量的实验验证了医学图像的相似性度量中,语义相关和视觉相似同样重要. 同时实验也证明了该检索算法对肺结节分类的可行性和有效性. 未来,如何将该算法融合到肺癌的计算机辅助诊断系统中是一个值得研究的课题.

参考文献:

[1] Gundreddy R R, Tan M, Qiu Y, et al. Assessment of performance and reproducibility of applying a content-based image retrieval scheme for classification of breast lesions[J]. *Medical Physics*, 2015, 42(7): 4241 – 4249.

[2] Cho H, Hadjiiski L, Sahiner B, et al. A similarity study of content-based image retrieval system for breast cancer using decision tree [J]. *Medical Physics*, 2013, 40(1): 113 – 132.

[3] Dubey S R, Singh S K, Singh R K. Local wavelet pattern: a new feature descriptor for image retrieval in medical CT databases [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 5892 – 5903.

[4] Xu J, Napei S, Greenspan H, et al. Quantifying the margin sharpness of lesions on radiological image for content-based image retrieval [J]. *Medical Physics*, 2012, 39(9): 5405 – 5418.

[5] Yang L, Jin R, Mummert L, et al. A boosting framework for visibility-preserving distance metric learning and its application to medical image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2008, 32(1): 30 – 44.

[6] Weinberger K Q, Saul L K. Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification [J]. *Journal of*

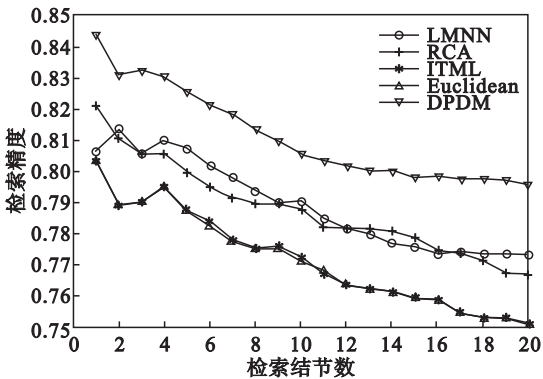


图 3 检索精度比较

Fig. 3 Retrieval accuracy comparison

Machine Learning Research,2009,10(1):207–244.

[7] Tao D, Li X, Wu X, et al. General tensor discriminant analysis and gabor features for gait recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007,29(10):1700–1715.

[8] Chen L,Xu D,Tsang I,et al. Spectral embedded hashing for scalable image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*,2014,44(7):1180–1190.

[9] Zhang T, Tao D, Li X, et al. Patch alignment for dimensionality reduction [J]. *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*,2009,21(9):1299–1313.

[10] Armato S,McLennan G,Bidaut L, et al. The lung image database consortium (LIDC) and image database resource initiative (IDRI): a completed reference database of lung nodules on CT scans [J]. *Medical Physics*,2011,38(2):915–931.

[11] Muramatsu C, Li Q, Suzuki K, et al. Investigation of psychophysical measure for evaluation of similar images for mammographic masses: preliminary results [J]. *Medical Physics*,2005,32(7):2295–2304.

[12] Bar-Hillel A, Hertz T, Shental N, et al. Learning a Mahalanobis metric from equivalence constraints[J]. *Journal of Machine Learning Research*,2005,6(6):937–965.

[13] Davis J,Kulis B, Jain P, et al. Information-theoretic metric learning [C]// Proceeding of the 24th International Conference on Machine Learning. Corvallis,2007:209–216.

(上接第 1220 页)

当负荷增大或者减小时,频率和电压波形的波动比较小.

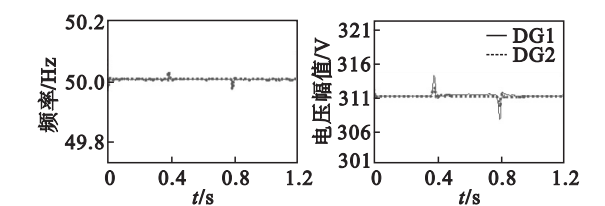


图 5 再次优化后负荷扰动时 DG1 和 DG2 输出波形
Fig. 5 Output waveforms of DG1 and DG2 after further optimization during load disturbances

5 结 语

在对逆变器型微电网进行小信号建模和稳定性分析的基础上,应用 MPT 和人工鱼群算法对微电网进行了初次优化和再次优化,快速计算出了系数矩阵因摄动而产生的增量矩阵,提高了系统优化速度. 同时,得出了最佳的主导控制参数和各 DG 的频率和电压最佳给定值,解决了因参数摄动而导致的系统震荡问题和各 DG 输出的一致性问题.

参考文献:

[1] Parhizi S, Lotfi H, Khodaei A, et al. State of the art in research on microgrids: a review[J]. *IEEE Access*,2015,3:890–925.

[2] Pogaku N,Prodanovic M,Green T C. Modeling, analysis and testing of autonomous operation of an inverter-based microgrid [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2007,22(2):613–625.

[3] Rasheduzzaman M,Mueller J A, Kimball J W. An accurate small signal model of inverter dominated islanded microgrids using *dq* reference frame[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*,2014,29(4):1070–1080.

[4] Hassan M A,Abido M A. Optimal design of microgrids in autonomous and grid-connected modes using particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2011,26(3):755–769.

[5] Yu K,Ai Q, Wang S Y, et al. Analysis and optimization of droop controller for microgrid system based on small-signal dynamic model[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*,2016,7(2):695–705.

[6] Chen S H. Matrix perturbation theory in structural dynamic design[M]. Beijing:Science Press,2007.

[7] Li Y, Gao W Z, Muljadi E, et al. Novel approach for calculation and analysis of eigenvalues and eigenvectors in microgrids[C]//2014 Clemson University Power Systems Conference. Clemson,2014:1–5.

[8] Li Y,Gao W Z, Jiang J C. Stability analysis of microgrids with multiple DER units and variable loads based on MPT [C]//2014 IEEE PES General Meeting/Conference & Exposition. National Harbor,2014:1–5.

[9] 赵晓莉. 基于矩阵摄动理论的微电网稳定与优化控制 [D]. 沈阳:东北大学,2016.
(Zhao Xiao-li. Stability and optimal control for microgrid based on matrix perturbation theory [D]. Shenyang: Northeastern University,2016.)

[10] Liu X Y, Yu K Y, Xi D M. The research on the coordinated control system of PID neural network based on artificial fish swarm algorithm [C]//2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan,2016:3065–3068.