

多视角判别度量学习的乳腺影像检索方法

周国华, 蒋晖, 顾晓清, 殷新春

引用本文:

周国华, 蒋晖, 顾晓清, 等. 多视角判别度量学习的乳腺影像检索方法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(6): 619–630.

ZHOU Guo-hua, JIANG Hui, GU Xiao-qing, et al. Multi-view metric learning with Fisher discriminant analysis and its applications for breast image retrieval[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(6): 619–630.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203506.0619>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于多尺度残差网络的CT图像超分辨率重建

CT image super-resolution reconstruction based on multi-scale residual network

液晶与显示. 2019, 34(10): 1006–1012 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193410.1006>

字典学习中字典尺度对 DICOM 图像压缩的影响

Effects of dictionary scale on dictionary learning for DICOM image compression

液晶与显示. 2015(6): 1045–1051 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153006.1045>

基于空谱联合和波段分类的高光谱压缩感知重构

Hyperspectral compressed perceptual reconstruction based on space spectrum combination and band classification

液晶与显示. 2018, 33(4): 291–298 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183304.0291>

心脏体素化三维模型感兴趣血管交互式显示方法研究

Interactive display methods of vessel of interest within voxelized three – dimensional cardiac model

液晶与显示. 2018, 33(5): 433–442 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183305.0433>

多源遥感影像高精度自动配准方法研究

High accuracy-automatic registration method research on multi-source remote sensing image

液晶与显示. 2016, 31(6): 604–612 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163106.0604>

文章编号:1007-2780(2020)06-0619-12

多视角判别度量学习的乳腺影像检索方法

周国华^{1,2*}, 蒋 晖^{1,3}, 顾晓清³, 殷新春²

(1.常州工业职业技术学院 信息工程系, 江苏 常州 213164;

2.扬州大学 信息工程学院, 江苏 扬州 225127;

3.常州大学 信息科学与工程学院, 江苏 常州 213164)

摘要:传统的医学影像检索使用单幅影像,但单幅影像中的影像信息有限,且不能有效利用不同角度拍摄的医学影像。为解决这一问题,提出了一种多视角判别度量学习的医学影像检索方法。基于 Fisher 判别模型在多个视角之间学习鲁棒的度量空间,使得相似的医学影像在度量空间紧密地映射,不相似的医学影像尽可能地彼此分离。同时,设置视角权重因子充分利用每个视角特征的不同表征信息。在“乳腺癌数字存储库”中与 4 种多视角方法比较,本文提出的方法检索准确率提高 7%,识别率更高。

关键词:医学影像检索;乳腺影像;多视角;距离度量学习

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20203506.0619

Multi-view metric learning with Fisher discriminant analysis and its applications for breast image retrieval

ZHOU Guo-hua^{1,2*}, JIANG Hui^{1,3}, GU Xiao-qing³, YIN Xin-chun²

(1. *Department of Information Engineering, Changzhou Institute of Industry Technology, Changzhou 213164, China;*

2. *College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China;*

3. *School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China*)

Abstract: The traditional medical image retrieval uses a single image, but the image information in a single image is limited, and the medical images taken from different angles can not be effectively utilized. To solve this problem, a medical image retrieval method based on multi-view metric learning with Fisher discriminant analysis (MVML-FDA) is proposed. The MVML-FDA learns robust metric space from multiple views based on Fisher discriminant model. A robust metric space allows the medical images of the same class to be closely mapped in the metric space, and different classes of medical images are separated from each other as much as possible. At the same time, the view weighting

收稿日期:2019-11-11;**修订日期:**2020-03-08.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61472343, No.61806026);江苏省自然科学基金(No.BK 20180956)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61472343, No. 61806026); Natural Science Foundation of Jiangsu(No.BK 20180956)

* 通信联系人, E-mail:tidddydd@sina.com.cn

factor is set to make full use of the different representation information of each view feature. According to the distance metric learning, the MVML-FDA is applied to the diagnosis of breast diseases. The experimental results on the Breast Cancer Digital Repository dataset show that the proposed method has better performance, and improves retrieval accuracy by 7% compared with four multi-view methods.

Key words: medical image retrieval; breast image; multi-view; distance metric learning

1 引言

根据《中国肿瘤登记年报》报告,2013 年我国女性乳腺癌新发病例约为 27.9 万,位居女性恶性肿瘤发病首位;死亡病例约 6.5 万,位居女性恶性肿瘤死亡第五位^[1-2]。但乳腺癌早期的筛查可以有效降低乳腺癌的死亡率,显著提升患者的存活率。与其他诊断方法相比,医学影像是诊断乳腺癌的黄金标准,例如乳腺 X 光、核磁共振^[3]和 CT 扫描^[4]都是乳腺癌筛查的常用影像学方法。目前,早期的乳腺癌筛查完全依赖医师的经验,决策准确性在很大程度上取决于医师的知识、经验以及能获得的信息的质量和数量。另外,人工处理影像的方法既昂贵又耗时,尤其对经验不足的医师来说,通过分析医学影像来诊断乳腺癌是费力困难的。因此,在医师的决策过程中能为他们提供知识支持的辅助技术就很有意义。随着互联网技术的普及,医学影像数据库规模越来越大,能够提供给医师的既往病例也越来越多。同时,随着人工智能技术的迅速发展,机器学习分类方法已应用于乳腺癌的诊断、治疗和预后。例如 IBM 公司开发的 Watson 软件被应用于乳腺癌治疗^[5]。周蕾针对乳腺案例中的肿块进行研究,通过对两幅不同角度乳腺视图中可疑肿块区域进行配对实现乳腺图像的多视角检索^[6]。Gu 等人^[7]提出了一种用于乳腺癌诊断的加权异类值的距离度量方法,该方法比欧氏距离能更好地同时处理连续和离散属性,并使用一种遗传算法来学习距离度量中涉及的属性权重。龚敬等人^[8]讨论了多种人工智能技术在乳腺影像学诊断中的应用,并对乳腺影像的人工智能发展进行了展望。

从本质上讲,乳腺癌决策过程本身高度依赖于历史经验知识。利用基于内容的影像检索方法和医学案例推理 (Case-based reasoning,

CBR)^[9-10]在医学诊断中比传统机器学习分类技术具有技术优势。CBR 能够从历史案例中检索经验和知识,这与人脑的思维过程非常相似。CBR 不仅为医生提供了一个预测,通过检索到的类似的历史案例,还能提高诊断的效率和准确性。因此,CBR 实质上与医师的诊断决策过程是一致的。此外,利用 CBR 可以开发基于知识的医疗诊断决策支持系统和案例解释系统。医学影像检索是 CBR 系统的核心技术,能从医学数据库中检索出与待诊断影像相类似的医学影像。医学影像与自然影像有很大差别,首先医学影像的分辨率较高但绝大多数为灰度影像;其次,医学影像的重要信息大多集中在小块区域内;第三,视觉相似的医学影像之间语义内容可能差别很大。所以常规的自然影像方法直接应用到医学影像时效果往往不理想。另外,医学影像的获取与医疗设备、测量体位直接相关。例如常规体检时乳腺影像常采用的摄像体位是双侧乳腺内外斜位,发现病变时增加头尾位或照侧位等体位。在临床实践中,拍摄乳腺影像需同时考虑患者身高和病变的位置,得到的乳腺影像常常拍摄侧重的部分和组织。有效考虑同一目标不同拍摄角度的乳腺影像能提高影像检索的准确性。

针对这一问题,本文提出了一种多视角判别度量学习 (Multi-View Metric Learning with Fisher Discriminant Analysis, MVML-FDA) 的医学影像检索方法,用于辅助乳腺疾病的诊断。MVML-FDA 基于 Fisher 判别模型在多个视角之间学习鲁棒的度量空间,使得相似的乳腺影像在度量空间紧密地映射,不相似的乳腺影像尽可能地彼此分离。从不同视角表征乳腺影像的综合信息并提取潜在的描述性特征,从而提高医学影像检索的能力。MVML-FDA 的优点在于:(1) Fisher 判别保持了乳腺影像在投影空间内的语义相关和视觉相似性。(2) 带权重的多视角模型利用多个视角间的关联性和差异性,能充分利用每

个视角特征的不同表征信息,使得提出的方法学习到的距离度量更有效。(3)实验结果表明,MVML-FDA在乳腺影像数据集上取得了较好的性能,说明了该检索方法在乳腺疾病诊断应用中的可行性。

2 相关理论

2.1 度量学习

在医学影像检索领域,相似度量指利用给定的医学影像对来计算医学影像对特征向量之间的距离,常用来评判医学影像的类型。对医学影像而言,相似性度量包含语义相关和视觉相似^[11]。语义相关度量依赖于医学影像的类别标记,例如两张乳腺影像的标记都是健康的,则说明这两张乳腺影像在语义上具有相关性。视觉相似度量描述的是特征相似性,通常从视觉角度描述医学影像的相似性。相似性度量的定义一般会考虑使用距离度量,常用的距离度量方法有欧氏距离、夹角余弦距离、马氏距离和明可夫斯基距离等。传统的度量学习基于医学影像数据集的标记样本,标签信息则以样本的成对约束的形式出现。假设经过特征提取的医学影像数据集表示为 $\{x_i\}_{i=1}^N \subset R^d$, x_i 表示输入空间的第 i 个样本,以马氏距离为例,两幅影像 x_i 和 x_j 之间的距离度量可以写成:

$$d_A^2(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|_A^2 = (x_i - x_j)^T A (x_i - x_j), \quad (1)$$

其中半正定的矩阵 A 可以分解为 $A = W^T W$, 矩阵 $W^{d \times m}$ ($m \leq d$)称为度量矩阵。因此,式(1)可以表示为:

$$d_A^2(x_i, x_j) = (Wx_i - Wx_j)^T (Wx_i - Wx_j). \quad (2)$$

因此,计算马氏度量本质上是学习一个映射空间,使得相似影像对输出接近0的正值,不相似影像对输出较大的值。

2.2 多视角学习

在实际医学影像处理过程中,常会遇到多视角医学影像数据,这些数据来自于不同的视角切入对同一对象进行测量和诊断。而多视角学习^[12]基于一致性原理和互补性原理,在学习过程中利用多个视角间的关联性和差异性,能取得比单个视角学习更高效和鲁棒的性能。目前医学影像检索领域常用的多视角方法较多地

探讨利用多视角技术解决特征融合的问题。如Shen等人^[13]提出了一种基于查询的医学影像检索的多视图特征融合方法,该方法通过融合用户示例获得多个特征,迭代地学习最优子空间。Shen等人^[14]提出了一种多视图局部线性嵌入的医学影像检索方法,该方法根据局部线性嵌入准则保留了每个特征空间中局部几何结构,并为来自不同特征空间的特征分配不同的权重。最后,采用全局坐标对齐和交替优化技术,从不同的特性中学习平滑的低维嵌入。Das等人^[15]提出了4种不同的特征提取技术——基于二值化、基于变换、基于纹理和基于形状的技术用于基于内容的多视图影像检索。

3 多视角判别度量学习

3.1 多视角判别度量学习方法

根据不同摄片位置得到的多视角医学影像数据集为 $\{X^1, X^2, \dots, X^T\}$, 其中 X^t 表示第 t 个视角下的数据矩阵, X^t 的第 i 个向量 x_i^t 表示样本 x_i 在第 t 个视角下的特征向量。因此,第 t 个视角的医学影像对可以写为 (x_i^t, y_i^t, l_i^t) , 其中 x_i^t , y_i^t 表示任一医学影像对, l_i^t 表示其相应的影像对标签, $l_i^t = 1$ 说明影像 x_i^t 和 y_i^t 在语义和视觉上都是相似的, $l_{m,i} = -1$ 说明影像 x_i^t 和 y_i^t 在语义或视觉上是不相似的。通过马氏度量学习,MVML-FDA的目标是学习一个映射空间,使得相似样本之间的距离远小于不同样本之间的距离,即在新的空间中有更可分的类间距离和更紧凑的类内距离,图1给出了多视角判别度量学习(MVML-FDA)模型示意图。

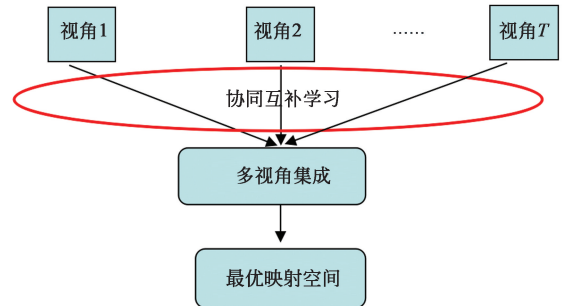


图1 MVML-FDA模型示意图

Fig.1 MVML-FDA multi-view learning model

MVML-FDA 基于样本在空间的分布构建了多视角学习的类内 k 邻接图 $\mathbf{G}_w^t$ 和类间 k 邻接图

$\mathbf{G}_b^t$, 第 t 个视角的类内 k 邻接矩阵 $\mathbf{H}_w^t$ 中的元素可以写成以下形式:

$$h_{w,i,j}^t = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{x}_i^t \in \text{KNN}(\mathbf{x}_j^t) \text{ and } (\mathbf{x}_i^t, \mathbf{x}_j^t) \text{ belong to one class} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

第 t 个视角的类间 k 邻接矩阵 $\mathbf{H}_b^t$ 中的元素可以写成以下形式:

$$h_{b,i,j}^t = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathbf{x}_i^t \in \text{KNN}(\mathbf{x}_j^t) \text{ and } (\mathbf{x}_i^t, \mathbf{x}_j^t) \text{ belong to different class} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

其中, $\text{KNN}(x)$ 为返回样本 x 的 k 个近邻。基于 Fisher 判别, 首先定义适用于多视角学习的类内相关矩阵和类间相关矩阵。第 t 个视角下的类内相关矩阵 $\mathbf{S}_w^t$ 表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_w^t &= \frac{1}{2} \sum_{i,j} \mathbf{H}_{w,i,j}^t (\mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}_j^t)(\mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}_j^t)^T \\ &= \sum_{i=1}^N \mathbf{H}_{w,i,i}^t \mathbf{x}_i^t \mathbf{x}_i^{tT} - \sum_{i,j=1}^n \mathbf{H}_{w,i,j}^t \mathbf{x}_i^t \mathbf{x}_j^{tT} \\ &= \sum_{i=1}^N \mathbf{D}_{w,i,i}^t \mathbf{x}_i^t \mathbf{x}_i^{tT} - \mathbf{X}^t \mathbf{H}_w^t \mathbf{X}^{tT} \\ &= \mathbf{X}^t \mathbf{L}_w^t \mathbf{X}^{tT}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中: N 是样本的个数, $\mathbf{D}_{w,i,i}^t$ 和 $\mathbf{L}_w^t$ 分别为图 $\mathbf{G}_w^t$ 的对角矩阵和拉普拉斯矩阵, $\mathbf{D}_{w,ii}^t = \sum_j \mathbf{H}_{w,ij}^t$, $\mathbf{L}_w^t = \mathbf{D}_w^t - \mathbf{H}_w^t$ 。

第 t 个视角下的类间相关矩阵 $\mathbf{S}_b^t$ 表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_b^t &= \frac{1}{2} \sum_{i,j} \mathbf{H}_{b,i,j}^t (\mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}_j^t)(\mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}_j^t)^T \\ &= \sum_{i,j=1}^N \mathbf{H}_{b,i,j}^t \mathbf{x}_i^t \mathbf{x}_j^{tT} - \sum_{i,j=1}^n \mathbf{H}_{b,i,j}^t \mathbf{x}_i^t \mathbf{x}_j^{tT} \\ &= \sum_{i=1}^N \mathbf{D}_{b,i,i}^t \mathbf{x}_i^t \mathbf{x}_i^{tT} - \mathbf{X}^t \mathbf{H}_b^t \mathbf{X}^{tT} \\ &= \mathbf{X}^t \mathbf{L}_b^t \mathbf{X}^{tT}, \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{D}_{b,i,i}^t$ 和 $\mathbf{L}_b^t$ 分别为图 $\mathbf{G}_b^t$ 的对角矩阵和拉普拉斯矩阵, $\mathbf{D}_{b,ii}^t = \sum_j \mathbf{H}_{b,ij}^t$, $\mathbf{L}_b^t = \mathbf{D}_b^t - \mathbf{H}_b^t$ 。

在 MVML-FDA 方法中, 每个视角的类内相关矩阵 $\mathbf{S}_w^t$ 描述该视角中类内的紧致性, 同时每个视角的类间相关矩阵 $\mathbf{S}_b^t$ 描述该视角中类间数据的可分性。为了充分利用不同视角表示的互补信息, MVML-FDA 定义了一系列非负参数 $\Delta = [\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_T]$ 表示各视角的权重, 从而 MVML-FDA 定义的优化问题可以表示为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{W}, \Delta} \sum_{t=1}^T \Delta_t \text{tr}(\mathbf{W}^T (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W}) \\ \text{s.t. } \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}, \sum_{t=1}^T \Delta_t = 1, \Delta_t \geq 0 \end{cases}, \quad (7)$$

在学习距离度量时, 应尽量避免数据低维表示的冗余, 为此, 在 MVML-FDA 方法中考虑投影方向的正交, 即 $\mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}$ 。另外, 从式(7)可以看出, 视角权重 Δ_t 值越大, 视图 t 在学习投影矩阵 $\mathbf{W}$ 时的作用就越大。式(7)达到最优时需要满足各视角权重的和为 1。这表明不同视角下的医学影像特征均会被充分利用, 区别于单视角学习只选择最佳视角, 提出的多视角判别度量学习模型能挖掘和平衡多视角下特征的不同表征信息, 从而提高医学影像检索的能力。但我们也注意到, 在极端情况下有可能会出现 Δ_t 趋近于 1 的情况。此时, 第 t 个视角在式(7)中起到了绝对主导的作用, 而其他视角的作用被削弱。为了避免这一情况, 受模糊聚类的启发, 式(7)中的权重 Δ_t 改写为 Δ_t^r , 其中权重参数 r 起到类似模糊隶属度的作用且 r 值满足 $r > 1$ 。因此, MVML-FDA 的优化问题进一步可以表示为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{W}, \Delta} \sum_{t=1}^T \Delta_t^r \text{tr}(\mathbf{W}^T (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W}) \\ \text{s.t. } \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}, \sum_{t=1}^T \Delta_t = 1, \Delta_t \geq 0 \end{cases}. \quad (8)$$

3.2 方法求解

式(8)是一个非线性非凸问题, 我们使用迭代方法, 通过交替计算得到参数的局部最优解。首先固定矩阵 $\mathbf{W}$, 引入拉格朗日乘子 λ , 式(8)可以写成:

$$L(\Delta, \lambda) = \sum_{t=1}^T \Delta_t^r \text{tr}(\mathbf{W}^T (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W}) - \lambda \left(\sum_{t=1}^T \Delta_t - 1 \right), \quad (9)$$

此时式(9)对应的极值的必要条件为 $\frac{\partial L(\Delta, \lambda)}{\partial \Delta_t} =$

0, 同时考虑 $\frac{\partial L(\Delta, \lambda)}{\partial \lambda} = 0$, 可得到:

$$\begin{cases} r \Delta_t^{r-1} \text{tr}(\mathbf{W}^T (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W}) - \lambda = 0 \\ \sum_{t=1}^T \Delta_t - 1 = 0 \end{cases}, \quad (10)$$

经过化简, 可得 Δ_t 的解析解:

$$\Delta_t = \frac{(1/\text{tr}(\mathbf{W}^T (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W}))^{1/(r-1)}}{\sum_{t=1}^T (1/\text{tr}(\mathbf{W}^T (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W}))^{1/(r-1)}}. \quad (11)$$

接下来, 固定 Δ_t 值更新矩阵 $\mathbf{W}$. 式(8)可以写成以下形式:

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{W}} \text{tr}(\mathbf{W}^T (\sum_{t=1}^T \Delta_t^r (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W})) \\ \text{s.t. } \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I}. \end{cases}, \quad (12)$$

最优化问题(12)可以转化为以下问题:

$$\sum_{t=1}^T \Delta_t^r (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t) \mathbf{W} = \lambda \mathbf{W}. \quad (13)$$

通过特征分解 $\sum_{t=1}^T \Delta_t^r (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t)$ 求解得到 $\mathbf{W}$

的最优解 $\mathbf{W}^*$, 即计算 $\sum_{t=1}^T \Delta_t^r (\mathbf{S}_w^t - \mathbf{S}_b^t)$ 最大的 K 个特征值对应的特征向量。得到 $\mathbf{W}^*$ 后, 医学影像对之间的马氏距离可由式(2)得到。基于以上分析, 可得 MVML-FDA 模型, 其算法描述如下:

算法 1 MVML-FDA.

输入: T 个视角的医学影像, 权重参数 r , 最大迭代次数 T , 最大近邻数 k 和收敛阈值 ϵ ;

输出: 投影矩阵 $\mathbf{W}^*$

Step 1: 设置 Δ 的初始值 $\Delta = [1/T, 1/T, \dots, 1/T]$, 使用式(13)计算 $\mathbf{W}^0$;

For $i = 1, \dots, T$

Step 2: 使用式(11)计算 Δ_i ;

Step 3: 使用式(13)计算 $\mathbf{W}^i$;

Step 4: 如果 $|\mathbf{W}^i - \mathbf{W}^{i-1}| < \epsilon$, 则转向 Step 5;

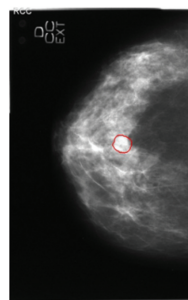
End

Step 5: 输出最优投影矩阵 $\mathbf{W}^*$: $\mathbf{W}^* = \mathbf{W}^i$.

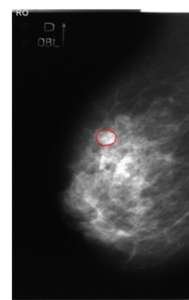
4 实验

4.1 数据集介绍

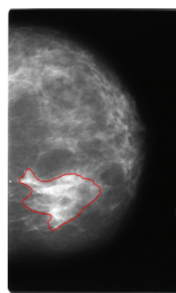
实验的数据集来自于乳腺癌数字存储库 (BCDR) 数据集^[16]。该数据集由葡萄牙女性患者组成, 年龄范围从 28 岁到 82 岁。BCDR 由 1 010 例患者组成, 包括 3 703 例 MLO 和 CC 乳房造影以及 1 044 例临床确诊的病变。MLO 和 CC 影像均为灰度数字化影像, 影像为 $720 \times 1\,167$ 像素, 灰度为 256。除患者年龄和乳腺密度外, 数据集还包括一组选定的二元属性, 用于指示医生观察到结节、钙化和基质变形等异常信息。因此, BCDRF01 数据集的每个实例的临床数据包括每个实例共 8 个属性: 与观察到的异常相关的 6 个二进制属性、乳腺密度的序数属性和包含研究时患者年龄的数字属性。实验中选取 BCDR 数据库中 400 对 MLO 和 CC 乳房造影, 即 800 幅乳腺影像案例作为实验数据。MLO 和 CC 分别作为多视角学习中的两个不同的视角。在 800 幅影像中选择每个视角的随机 75% 数据作为训练影像集, 用于模型的训练, 剩下 25% 的数据作为查询影像集, 同一个患者的乳腺影像不会同时出现在训练影像集和查询影像集中。整个训练和测试过程执行 5 次, 取 5 次的平均计算结果作为最终结



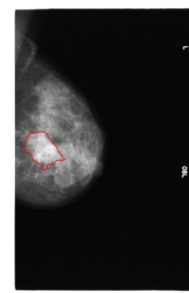
(a) CC视角良性结节
(a) Benign nodule in CC view



(b) MLO视角良性结节
(b) Benign nodule in MLO view



(c) CC视角恶性结节
(c) Malignant nodule in CC view



(d) MLO视角恶性结节
(d) Malignant nodule in MLO view

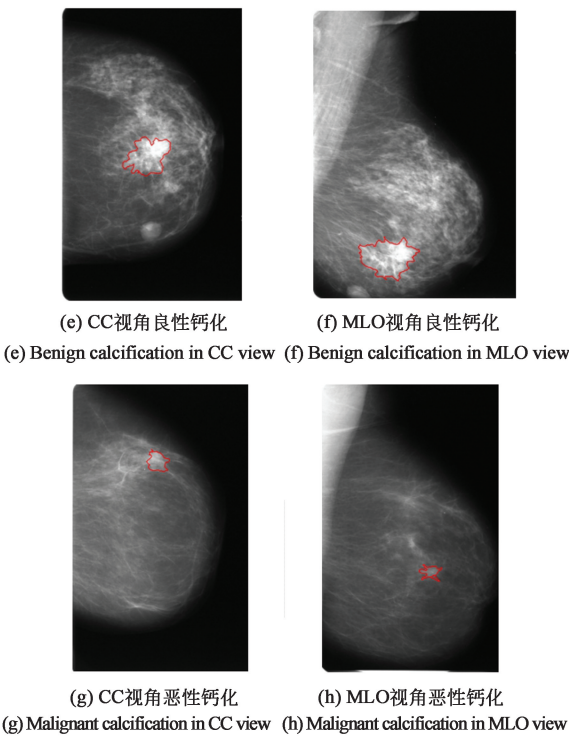


图 2 CC 视角和 MLO 视角中良性结节、恶性结节、良性钙化和恶性钙化示意图。

Fig.2 Schematic diagram of benign nodule, malignant nodule, benign calcification and malignant calcification in CC and MLO views.

果。图 2 给出了实验中所用的 CC 视角和 MLO 视角中良性结节、恶性结节、良性钙化和恶性钙化示意图。其中图 2(a)和图 2(b)来自于同一良性结节患者;图 2(c)和图 3(d)来自于同一恶性结节患者;图 2(e)和图 2(f)来自于同一良性钙化患者;图 2(g)和图 2(h)来自于同一恶性钙化患者。

4.2 实验设置

在 MVML-FDA 算法评价的实验中,我们设计了 3 种不同视角下的 MVML-FDA 变换方法:

MVML-FDA-CC 表示 MVML-FDA 只考虑 CC 单视角下的乳腺影像,MVML-FDA-MLO 表示 MVML-FDA 只考虑 MLO 单视角下的乳腺影像,MVML-FDA-(MLO+CC)表示单视角下将 CC 视角和 MLO 视角的乳腺影像混合。在 MVML-FDA 算法性能对比的实验中我们比较了 4 种算法,包括自适应多视角学习机 (AMVL)^[17]、MvCVM (Multi-view CVM)^[18]、GLSRM (Global and Local Structural Risk Minimization)^[19]和 MVU (Multi-view Learning with Universum)^[20]。为了保证对比实验的公正性,本文采用网格搜索的方式选择最佳的参数。具体而言,AMVL 中图近邻数设置为 {5, 10, 15, 20},开方次数 r 设置为 {2, 4,..., 10}。MvCVM 使用高斯核

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma})$$

其中每个视角的核宽参数 σ 以训练样本所对应视角的平均 l_2 范数平方 s 为基准,并在网格 { $s/64, s/32, \dots, 64s$ } 中搜索选取;各视角惩罚因子在网格 { $1, 10^1, \dots, 10^6$ } 中搜索选取。GLSRM 中左右权重和偏移量为 {0.1, 0.2,..., 1},正则化参数为 { $10^{-3}, 10^{-2}, \dots, 10^3$ },学习率为 0.99,视角的松弛量为 10^{-6} 。MVU 中每个视角的学习率设为 0.99,正则化参数为 { $10^{-2}, 10^{-1}, \dots, 10^2$ },视角的松弛量为 10^{-6} 。评价标准本文采用了分类精确率(Classification Accuracy Rate, CAR)^[21]、等错误率(Equal Error Rate, EER)^[22]、ROC 曲线下面积(Area under the ROC Curve, AUC)^[23]和 ROC^[24]曲线。所有算法的运行环境为 CPU I7-8700k 3.2 GHz、32 GB RAM,运行软件为 Matlab 2016。

4.3 特征选择

根据参考文献[16],本文从强度描述、纹理描述、多尺度纹理描述和影像梯度 4 个方面来提取乳腺影像的特征,特征提取的详细信息如表 1 所示。

表 1 特征提取基本信息

Tab.1 Basic information of extraction features

类型	算法	描述	特征数
特征 1 (强度描述)	强度统计	像素灰度级别的信息统计,包括平均值、标准偏差、偏度和峰度以及的最小和最大强度值	6
	直方图度量	灰度直方图的信息统计,包括平均强度、对比度、平滑度、倾斜度、均匀度和熵	6
	不变矩阵	提取高度浓缩的影像特征,具有平移、灰度、尺度、旋转不变性的特点	7
	Zernike 矩阵	影像的 Zernike 矩具有旋转不变性,对噪声不敏感的特点	7

续 表

类型	算法	描述	特征数
特征 2 (纹理描述)	Haralick 特征	描述乳腺纹理特征,灰度共生矩阵计算,能刻画了像素灰度在空间分布上的依赖关系	14
	灰度游程长度矩阵	计算给定灰度在给定长度和方向的连续共线像素集的出现率	44
	灰度水平差矩阵	计算 4 个方向($\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)的 5 个特征:均值、对比度、熵、角二阶矩和反差分矩	20
特征 3 (尺度纹理描述)	Gabor 滤波器	每一个二维 Gabor 滤波器是一个由正弦平面波调制的高斯核函数,用于边缘检测	24
	小波变换	从影像的显著尺度和方向下提取纹理信息	24
	曲波变换	是小波变换的一种高维泛化,用于表示不同尺度和不同角度的影像	24
特征 4 (影像梯度)	方向梯度直方图	用于获取乳腺影像的边缘和角点的形状信息。算法设置影像块大小为 3×3 ,获得的特征使用 PCA (Principal Component Analysis) 处理将至 24 维	24
	散度梯度柱状图	用于获取乳腺影像的规则和连续边界的信息	27

4.4 算法评价

使用构造的单视角方法 MVML-FDA-CC、MVML-FDA-MLO 和混合单视角方法 MVML-FDA-(MLO+CC)来验证所提多视角方法 MVML-FDA 的有效性。表 2 显示了基于 4 种特征提取的 4 种对比算法在 CAR、EER 和 AUC 指标上的性能比较。根据表 2 的结果得到以下结果:

(1) MVML-FDA-CC 和 MVML-FDA-MLO 方法在 4 种特征提取方法下的 CAR、EER 和 AUC 性能均表现一般,其原因主要在于这 2 种方法均是单视角方法,虽然与 MVML-FDA 方法的结构很类似,但它们均不具备不同视角的协调能力,这些方法在单视角框架下局限于样本本身,但由于样本之间的差异性,无法得到最优空间投影。

(2) MVML-FDA-(MLO+CC)将 MLO 视角和 CC 视角合并为一个数据集处理,MLO 视角和 CC 视角在此数据集中分别转换成一个数据集子集。由于一部分 MLO 视角和 CC 视角得到的乳腺影像存在较大的差异,因此 MVML-FDA-(MLO+CC)在 4 种特征提取方法的 CAR、EER 和 AUC 性能虽然高于 MVML-FDA-CC 和 MVML-FDA-MLO 方法,但还是明显低于 MVML-FDA 方法。

(3) MVML-FDA 具备多视角协同学习的能力,可以充分利用多个视角空间的信息来学习空

间投影的最优值。因此,MVML-FDA 相比另 3 种方法有着明显的性能优势。

MVML-FDA 方法涉及 2 个参数:权重指数 r 和最大近邻数 k 。下面我们讨论参数 r 和 k 值对 MVML-FDA 性能的影响。图 3~4 显示了 MVML-FDA 方法在 4 种特征提取方法下不同参数 r 和 k 值下的 CAR、EER 和 AUC 的平均值。根据图中的结果得到如下结论:

(1) 权重指数 r 是一个类似于模糊聚类^[25-27]中模糊指数的参数,是一个“模糊化”程度的参数;权重指数 r 也可以看成是平滑参数,控制着不同视角在 MVML-FDA 方法构建中的重要程度。从图 3 中结果看出,权重指数 r 在乳腺影像中的敏感性较低,不同 r 值下 CAR、EER 和 AUC 的平均值相差不大。因此,为了加快 MVML-FDA 方法的训练,可以人工固定 r 的值。

(2) 最大近邻数 k 对所提 MVML-FDA 方法的性能有着明显的影响。从式(3)~(4)可以看出,参数 k 表示类内相关矩阵 S_w^i 和类间相关矩阵 S_w^j 中的近邻数。近邻数 k 值过小时,只有与输入样本非常相似的影像样本才对 MVML-FDA 方法起作用。在这种情况下,MVML-FDA 方法容易发生过拟合的现象,MVML-FDA 最终的性能误差会增加。近邻数 k 值过大时,构建类内相关矩阵和类间相关矩阵就需要使用较多

的影像样本。在这种情况下,与输入影像样本较远的样本也会对模型的建立起作用,最终的分类结果易受到负面的影响。因此,MVML-

FDA 方法中 k 值的选择需要考虑到数据集的分布和内在结构,使用交叉验证的方法来选择 k 值是合适的。

表 2 MVML-FDA 和 MVML-FDA-CC、MVML-FDA-MLO、MVML-FDA-(MLO+CC) 在 4 种特征提取方法的 CAR、EER 和 AUC 性能 (%) 及其方差

Tab.2 Performance of MVML-FDA and MVML-FDA-CC, MVML-FDA-MLO, MVML-FDA-(MLO+CC) in terms of CAR, EER and AUC (%) and their variance under different feature extraction methods

特征	算法	CAR		EER		AUC	
		平均值	方差	平均值	方差	平均值	方差
特征 1	MVML-FDA-CC	68.23	0.17	36.00	0.16	69.76	0.16
	MVML-FDA-MLO	68.34	0.18	36.06	0.19	69.84	0.16
	MVML-FDA-(MLO+CC)	71.85	0.15	33.75	0.17	72.37	0.17
	MVML-FDA	76.83	0.15	28.58	0.15	77.76	0.16
特征 2	MVML-FDA-CC	67.99	0.16	37.56	0.17	68.37	0.19
	MVML-FDA-MLO	68.25	0.15	36.15	0.15	69.02	0.17
	MVML-FDA-(MLO+CC)	69.49	0.15	35.98	0.17	70.98	0.15
	MVML-FDA	75.81	0.14	30.90	0.15	76.34	0.15
特征 3	MVML-FDA-CC	70.74	0.18	34.96	0.19	71.23	0.17
	MVML-FDA-MLO	70.02	0.18	35.48	0.17	70.78	0.18
	MVML-FDA-(MLO+CC)	71.85	0.17	33.85	0.16	72.47	0.17
	MVML-FDA	77.48	0.14	27.12	0.15	78.29	0.15
特征 4	MVML-FDA-CC	72.17	0.15	33.43	0.15	72.96	0.16
	MVML-FDA-MLO	72.00	0.15	33.86	0.14	72.55	0.15
	MVML-FDA-(MLO+CC)	73.79	0.14	31.91	0.14	74.24	0.15
	MVML-FDA	79.44	0.15	25.25	0.15	80.20	0.15

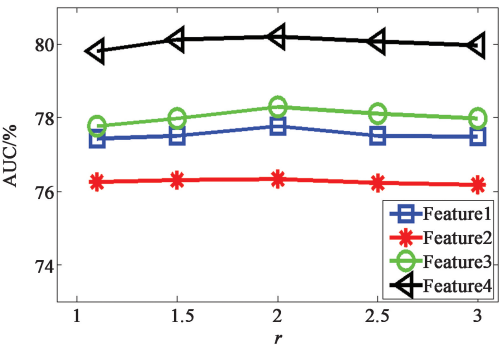


图 3 MVML-FDA 方法在不同参数 r 时,基于 4 种特征提取方法的 AUC 值。

Fig.3 AUC values of MVML-FDA method by using four extracting feature methods with different r

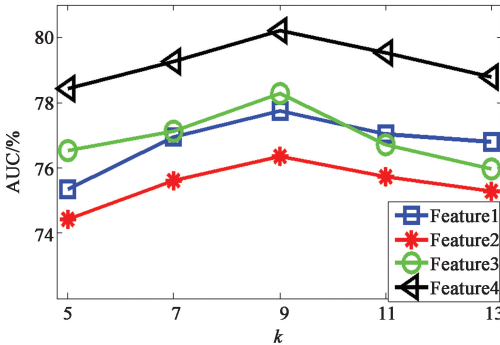


图 4 MVML-FDA 方法在不同参数 k 时,基于 4 种特征提取方法的 AUC 值。

Fig.4 AUC values of MVML-FDA method by using four extracting feature methods with different k

4.5 性能比较

对比了 MVML-FDA 方法与 4 种多视角方法 GLSRM、MVU、MvCVM 和 AMVL 在 CAR、EER 和 AUC 指标上的性能比较。表 3 显示了多种特征提取方式下的 MVML-FDA 和 4 种对比算法在 CAR、EER 和 AUC 指标上的结果。通过表 3 的实验结果可以得到以下结论:

(1) 5 种多视角方法在 CAR、EER 和 AUC 指标上的结果均优于表 2 中所示的单视角方法。说明多视角方法利用不同视角间的互补信息能提高医学影像检索的精度。

(2) 本文提出的 MVML-FDA 方法得到的 CAR、EER 和 AUC 均优于另 4 种多视角方法。因为 MVML-FDA 方法在协同学习的基础上考虑了视角加权,提高了医学影像检索的能力。AMVL 是无监督方法,不能有效利用医学影像的语义信息。GLSRM 和 MVU 方法均使用欧氏距离,而对于高维数据的度量欧氏距离的效果往往不佳。MvCVM 方法建立在多视角数据之间的分类间隔最大化理论上,不能充分利用同类数据间的信息,同时 MvCVM 方法的逼近精度阈值也会影响算法的性能,在乳腺医学影像上的 CAR、EER 和 AUC 性能差于 MVML-FDA 方法。

(3) 使用基于影像梯度的特征提取方法(特征方法 4)时,所有方法均取得了比其他特征方法高的 CAR、EER 和 AUC 性能,也说明了基于影

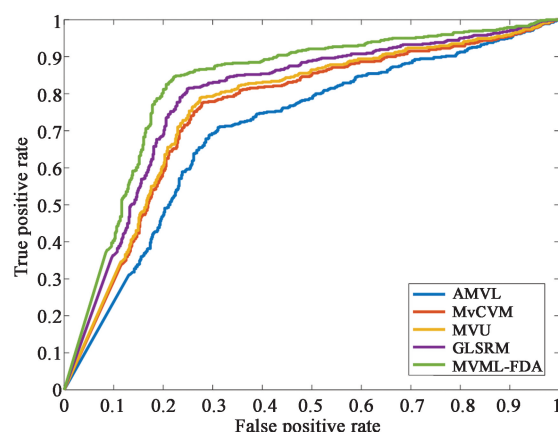


图5 5种多视角方法使用特征4得到的ROC曲线比较

Fig.5 Comparison of ROC curves obtained by five multi-view methods using the forth feature extraction method

像梯度的特征提取方法比较适用于提取乳腺医学影像的特征向量。

为了更好地对比 MVML-FDA 与对比算法的性能,图 5 比较了 5 种算法在第 4 种特征提取方法下得到的 ROC 曲线。从图 5 可以看出 MVML-FDA 优于另外 4 种多视角学习方法。实验结果在 CAR、EER、AUC 和 ROC 曲线 4 个性能指标上取得了一致的结果,说明使用这 4 个指标来评价乳腺医学影像的搜索结果是合适的。MVML-FDA 和 AMVL、GLSRM 以及 MVU 算法采用梯度下降法求解,理论上这 4 种算法的时间复杂度相近。MvCVM 是一种支持向量机算

表3 不同特征提取方法下的 CAR、EER 和 AUC 性能(%)及其方差的比较

Tab.3 Comparison of CAR、EER and AUC performance (%) and their variance under different feature extraction methods

特征	算法	CAR		EER		AUC	
		平均值	方差	平均值	方差	平均值	方差
特征 1	GLSRM	73.96	0.17	31.21	0.15	74.79	0.18
	MVU	73.57	0.16	31.57	0.17	73.89	0.17
	MvCVM	72.88	0.17	32.45	0.16	73.03	0.17
	AMVL	72.04	0.18	32.66	0.18	72.52	0.18
	MVML-FDA	76.83	0.15	28.58	0.15	77.76	0.16

续 表

特征	算法	CAR		EER		AUC	
		平均值	方差	平均值	方差	平均值	方差
特征 2	GLSRM	74.07	0.15	30.83	0.16	74.38	0.18
	MVU	73.02	0.16	32.44	0.17	73.35	0.18
	MvCVM	72.37	0.17	32.99	0.16	72.82	0.19
	AMVL	70.79	0.18	34.73	0.17	71.01	0.19
	MVML-FDA	75.81	0.14	30.90	0.15	76.34	0.15
特征 3	GLSRM	75.03	0.17	30.17	0.16	75.83	0.17
	MVU	74.71	0.16	30.89	0.16	74.95	0.17
	MvCVM	73.02	0.15	31.28	0.15	73.31	0.16
	AMVL	72.42	0.15	32.28	0.15	72.93	0.16
	MVML-FDA	77.48	0.14	27.12	0.15	78.29	0.15
特征 4	GLSRM	76.75	0.16	28.52	0.16	77.32	0.16
	MVU	75.88	0.15	29.78	0.17	76.41	0.16
	MvCVM	75.01	0.15	29.64	0.17	75.84	0.16
	AMVL	73.94	0.16	31.86	0.17	74.33	0.16
	MVML-FDA	79.44	0.15	25.25	0.15	80.20	0.15

法,时间复杂度是训练样本的立方。本文使用序列最小优化算法,MvCVM 的时间复杂度是训练样本的平方。但我们注意到,AMVL、GLSRM、MVU 和 MvCVM 的参数通过使用网格搜索法寻优得到,而本文提出的 MVML-FDA 算法不需要寻优求解的参数,所以在模型的训练时间上 MVML-FDA 是有优势的。

5 结 论

提出了一种适用于乳腺影像的多视角判别度量学习的医学影像检索方法 MVML-FDA。MVML-FDA 使用多视角度量学习能充分表征乳

腺影像不同视角的距离度量,同时利用 Fisher 判别来度量乳腺影像对之间的相似性,使相似的医学影像在度量空间紧密地映射,不相似的乳腺影像尽可能地彼此分离。真实乳腺影像数据集的实验结果表明,MVML-FDA 模型有助于从乳腺影像的 CC 视角和 MLO 视角形成良好的距离度量来区分乳腺良性结节、恶性结节、良性钙化和恶性钙化。但应当指出,本文提出的模型依然面临进一步需要探讨的问题:如何将 MVML-FDA 应用到其他医学影像,以及如何更有效地利用医学影像的其他视角信息等。同时,如何将深度学习技术(如深度特征提取技术)应用到 MVML-FDA 也是下阶段研究的方向。

参 考 文 献:

[1] 何明艳,朱碧琪,钟媛,等.2005-2013 年中国女性乳腺癌发病及死亡趋势分析[J].中华疾病控制杂志,2019,23(1): 10-14.
HE M Y, ZHU B Q, ZHONG Y, *et al.* Analysis of the incidence and mortality trend of breast cancer in Chinese women from 2005 to 2013 [J]. *Chinese Journal of Disease Control & Prevention*, 2019, 23(1): 10-14. (in Chinese)
[2] 丁冠宇,杜宝吉,韩旭,等.功能化金纳米星作为药物载体用于乳腺癌光热和化疗的协同治疗研究 [J]. 分析化

- 学, 2018, 46(8): 1193-1200.
- DING G Y, DU J, HAN X, *et al.* Functionalized gold nano-stars as chemotherapeutic drugs vector for chemo-and photothermal synergistic therapy of breast cancer [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2018, 46(8): 1193-1200. (in Chinese)
- [3] 王振召, 魏斌斌, 陈峥, 等. 基于核磁共振技术的临床尿毒症的代谢组学研究 [J]. 分析化学, 2018, 46(9): 1415-1423.
- WANG Z Z, WEI B B, CHEN Z, *et al.* ^1H nuclear magnetic resonance-based investigation of uremia by metabolomic analysis [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2018, 46(9): 1415-1423. (in Chinese)
- [4] 张天琪, 韩雪立, 何洋洋, 等. 聚乙二醇修饰氧化钨纳米探针的合成及用于胃肠道 CT 成像 [J]. 分析化学, 2018, 46(10): 1539-1544.
- ZHANG T Q, HAN X L, HE Y Y, *et al.* Facile synthesis of PEGylated tungsten-based nanoprobe for gastric computed tomography imaging [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2018, 46(10): 1539-1544. (in Chinese)
- [5] SOMASHEKHAR S P, SEPÚLVEDA M J, PUGLIELLI S, *et al.* Watson for oncology and breast cancer treatment recommendations: agreement with an expert multidisciplinary tumor board [J]. *Annals of Oncology*, 2018, 29(2): 418-423.
- [6] 周蕾. 多视角乳腺医学影像案例检索技术的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2013.
- ZHOU L. Research on techniques of multi-angle medical image retrieval [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2013. (in Chinese)
- [7] GU D X, LIANG C Y, ZHAO H M. A case-based reasoning system based on weighted heterogeneous value distance metric for breast cancer diagnosis [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2017, 77: 31-47.
- [8] 龚敬, 郝雯, 彭卫军. 人工智能技术在乳腺影像学诊断中的应用现状与展望 [J]. 肿瘤影像学, 2019, 28(3): 134-138.
- GONG J, HAO W, PENG W J. Application and prospect of artificial intelligence in breast imaging diagnosis [J]. *Oncoradiology*, 2019, 28(3): 134-138. (in Chinese)
- [9] LAMY J B, SEKAR B, GUEZENNEC G, *et al.* Explainable artificial intelligence for breast cancer: a visual case-based reasoning approach [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2019, 94: 42-53.
- [10] 吴磊, 吕国强, 赵晨, 等. 基于多尺度残差网络的 CT 图像超分辨率重建 [J]. 液晶与显示, 2019, 34(10): 1006-1012.
- WU L, LYU G Q, ZHAO C, *et al.* CT image super-resolution reconstruction based on multi-scale residual network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(10): 1006-1012. (in Chinese)
- [11] 魏国辉, 齐守良, 钱唯, 等. 基于相似性度量的肺结节图像检索算法 [J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2018, 39(9): 1226-1231.
- WEI G H, QI S L, QIAN W, *et al.* Image retrieval algorithm of pulmonary nodules based on similarity measurement [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2018, 39(9): 1226-1231. (in Chinese)
- [12] SUN S L. A survey of multi-view machine learning [J]. *Neural Computing and Applications*, 2013, 23(7): 2031-2038.
- [13] SHEN H L, ZHAO Y W, MA D F, *et al.* Query dependent multiview features fusion for effective medical image retrieval [C]// *Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)*. Wuhan, China: IEEE, 2014.
- [14] SHEN H L, TAO D C, MA D F. Multiview locally linear embedding for effective medical image retrieval [J]. *PLoS One*, 2013, 8(12): e82409.
- [15] DAS R, THEPADE S, GHOSH S. Framework for content-based image identification with standardized multiview features [J]. *ETRI Journal*, 2016, 38(1): 174-184.
- [16] MOURA D C, LÓPEZ M A G. An evaluation of image descriptors combined with clinical data for breast cancer diagnosis [J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2013, 8(4): 561-574.
- [17] 毛金莲. 自适应多视角学习及其在图像分类中的应用 [J]. 计算机应用, 2013, 33(7): 1955-1959.
- MAO J L. Adaptive multi-view learning and its application to image classification [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(7): 1955-1959. (in Chinese)

- [18] HUANG C Q, CHUNG F L, WANG S T. Multi-view L2-SVM and its multi-view core vector machine [J]. *Neural Networks*, 2016, 75: 110-125.
- [19] ZHU C M, WANG Z, GAO D Q. New design goal of a classifier: global and local structural risk minimization [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 100: 25-49.
- [20] WANG Z, ZHU Y J, LIU W W, *et al.* Multi-view learning with Universum [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, 70: 376-391.
- [21] 陈静 张静. 改进高斯过程回归的高光谱空谱联合分类算法 [J]. *光学 精密工程*, 2019, 27(7): 1649-1660.
CHEN J, ZHANG J. Spectral-spatial joint classification of hyperspectral image algorithm based on improved gaussian process regression [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(7): 1649-1660. (in Chinese)
- [22] 吕鹏飞 陆志谦 何巧芝 等. 基于光声谱法的无创血糖在体检测初探 [J]. *光学 精密工程*, 2019, 27(6): 1301-1308.
LYU P F, LU Z Q, HE Q Z, *et al.* Non-invasive blood glucose in vivo detection based on photoacoustic spectroscopy [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(6): 1301-1308. (in Chinese)
- [23] 高赞 赵江珊 罗久桓 等. 采用响应图置信区域自适应特征融合的相关滤波跟踪 [J]. *光学 精密工程*, 2019, 27(5): 1178-1187.
GAO Y, ZHAO J S, LUO J H, *et al.* Adaptive feature fusion with confidence region of response map for correlation filter tracker [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(5): 1178-1187. (in Chinese)
- [24] 吕晓琪, 吴凉, 谷宇, 等. 基于三维卷积神经网络的低剂量 CT 肺结节检测 [J]. *光学 精密工程*, 2018, 26(5): 1211-1218. LYU X Q, WU L, GU Y, *et al.* Detection of low dose CT pulmonary nodules based on 3D convolution neural network [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(5): 1211-1218. (in Chinese)
- [25] 吴其平, 吴成茂. 快速鲁棒核空间模糊聚类分割 [J]. *中国图象图形学报*, 2018, 23(12): 1838-1851.
WU Q P, WU C M. Fast robust kernel-based fuzzy C-means clustering segmentation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(12): 1838-1851. (in Chinese)
- [26] 李婷婷, 江朝晖, 饶元, 等. 结合基因表达式编程与空间模糊聚类的图像分割 [J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(5): 575-583.
LI T T, JIANG Z H, RAO Y, *et al.* XiaomingImage segmentation based on gene expression programming and spatial fuzzy clustering [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(5): 575-583. (in Chinese)
- [27] 崔西希, 吴成茂. 核空间中智模糊聚类及图像分割应用 [J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(10): 1316-1327, CUI X X, WU C M. Neutrosophic C-means clustering in kernel space and its application in image segmentation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(10): 1316-1327, (in Chinese)

作者简介:



周国华(1977—),男,江苏东台人,副教授,2003 年于扬州大学获得硕士学位,主要从事智能学习,模式识别方面的研究。E-mail: tiddyddd@sina.com.cn