

基于特征参数和云模型相似性的医学图像自动归档

吴迪¹, 胡胜²

1. 陕西中医药大学基础医学院, 陕西 咸阳 712046; 2. 西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710048

【摘要】针对医学图像由于特征对比度不高导致医学影像归档不准确的问题,提出一种基于特征参数和云模型相似性的医学影像图像自动归档方法。首先,通过提取医学图像特征参数并进行增强处理获取不同影像图像的特征参数;然后,利用特征图像生成云滴特征集合,构建能够反映医学影像特征的三元组图像云模型,在此基础上定义云模型相似度并通过计算待归档影像图像对各病理特征图像的相似度大小,实现医学图像的自动识别和归档。通过实验进行验证,结果显示所提方法可以有效地对医学影像图像进行自动分类,为医学影像数据的自动分类归档提供新思路。

【关键词】医学影像图像;图像分类与归档;特征参数;灰度共生矩阵;云模型相似度

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)09-1098-07

Automatic archiving of medical images based on feature parameters and cloud model similarity

WU Di¹, HU Sheng²

1. School of Basic Medical Science, Shaanxi University of Chinese Medicine, Xianyang 712046, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

Abstract: An automatic archiving method for medical images is proposed based on feature parameters and cloud model similarity to address the problem of inaccurate image archiving due to low feature contrast. The feature parameters of different images are obtained by extraction of the feature parameters from medical images and image enhancement. Then, the feature images are used to generate cloud droplet feature sets for constructing a ternary image cloud model that can reflect the image characteristics. The cloud model similarity degree is defined, and the similarity of various images to be archived is calculated to realize the automatic classification and archiving of medical images. The experiment confirms that the proposed method can effectively classify medical images automatically, which provide new ideas for the automatic classification and archiving of medical imaging data.

Keywords: medical image; image classification and archiving; feature parameter; gray level cooccurrence matrix; cloud model similarity degree

前言

医学影像资料已成为辅助医生进行临床诊断和病情跟踪的重要依据,医学影像分类归档入库的准确率直接影响医生病情分析的效率与治疗手段的选择^[1-3]。但由于医学图像往往存在特征复杂多变、图像病理特征对比度不高、图像噪声多及采样周期尚未明确等特点,使得传统的手工分类入库方式进行

医学影像图像识别与归档容易出现归档效率低、精度不佳等问题^[4-5]。因此,如何有效地提取医学图像的特征信息并进行高效准确的医学图像识别和影像数据归档具有重要价值。

目前,国内外学者针对医学图像识别和影像数据归档查询进行深入研究并取得一系列成果。Huang等^[6]针对各种特征编码方法进行关系分析,并基于编码间关系提出一种演变式图像分类方法。金剑等^[7]针对肺癌早期所表现的医学征象,根据其特征进行归档,提出用于肺癌CT图像特征的模糊聚类方法,该方法辅助医生在病变初期就能够对可疑病变做出分类。韩坤等^[8]针对Alzheimer病的分类与诊断问题,构建基于卷积神经网络的模型对多模态医学图像特征信息进行分类。Chen等^[9]指出依赖亮度描

【收稿日期】2023-03-23

【基金项目】国家自然科学基金(72001166);陕西省教育厅科研计划项目(19JK0234)

【作者简介】吴迪,硕士,讲师,研究方向:人工智能与机器学习、医学图像处理与分析,E-mail: wudi_di00@163.com

述符的大部分传统图像分类系统只对图像的灰度级变化分析,导致颜色内容被忽略,可能会导致错误分类。杨培伟等^[10]深入分析了卷积神经网络在医学图像分析领域的应用优势,深度学习模型可以直接采用原始图像作为输入并自主学习和提取特征,避免传统算法的特征定义和参数设置的复杂过程。Li等^[11]建立了高光谱分类的多特征组合框架,该框架的突出特征是可以灵活协作的方式,将不同类型的特征有效集成利用。何艳敏等^[12]提出一种快速分层的多级哈希查找方法,在此之上成功地开发了基于Windows平台的实用医学图像查询软件。李薇等^[13]提出一种基于教与学优化的可变卷积自编码器医学图像分类算法,在一定程度上解决了传统手工方法优化卷积神经网络参数时存在耗时长、不准确以及参数设置影响算法性能等问题。安风平等^[14]针对深度学习算法在进行医学图像分类时无法构建深度学习模型层级和最优网络初始化权重的问题,提出一种通过改变卷积神经网络不同层次的特征图数量和卷积核大小的网络权重初始化方法,通过构建不同结构的医学图像分类模型,实现医学图像的自适应高精度分类。

文献研究表明,目前基于机器学习研究医学图像分类问题,大多是基于图像自身特征进行分类处理的,按照特定主题或要求分类后的图片,其在纹理、颜色、内容等特征上均具有一定的相似性,但针对如何有效利用图像间的相互关系进行医学图像识别与自动归档仍需深入研究。基于此,本文提出一种基于云模型相似性的医学影像图像自动归档方法。通过提取医学图像特征参数并进行增强处理,提高医学影像图像的清晰度,获取不同影像图像的灰度变化规律。利用特征图像构建医学图像云模型,定义云模型相似度并通过计算待归档影像图像对各病理图像特征的相似度大小,实现医学影像图像的准确识别与自动归档。

1 医学图像特征参数提取

为提高医学影像图像的清晰度并有效分析不同影像图像的灰度变化规律,需要提取医学图像特征^[15-16]。本文在医学图像灰度共生矩阵计算的基础上提取图像特征参数,实现不同影像图像特征的有效度量。首先对原始影像图像进行中值滤波处理得到特征图像,由式(1)计算:

$$Y_i = \text{Med}\{f_{i-w}, \dots, f_i, \dots, f_{i+w}\} \quad (1)$$

其中, $f_{i-w}, \dots, f_i, \dots, f_{i+w}$ 是滤波窗口中各像素点数值按递增次序排列的一维数列, $i \in Z, w = (m-1)/2, m$

为滤波窗口大小。

然后选取不同方向计算特征图像的灰度共生矩阵,在此基础上分别按照式(2)计算熵和相关性特征,实现对医学影像图像的特征提取:

$$\begin{cases} En = -\sum_i \sum_j P(i,j) \log p(i,j) \\ COR = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [ijP(i,j,d,\theta) - \mu_1\mu_2] / \sigma_1^2 \sigma_2^2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, L 为共生矩阵的灰度级数,取值为3, d 代表灰度共生矩阵的统计步长,取值为2, $P(i,j,d,\theta)$ 为两个像素点的灰度级大小分别为 i 和 j 的数量。

$$\begin{aligned} \mu_1 &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP(i,j,d,\theta) \\ \mu_2 &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jP(i,j,d,\theta) \\ \sigma_1 &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 P(i,j,d,\theta) \\ \sigma_2 &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 P(i,j,d,\theta) \end{aligned} \quad (3)$$

在提取的医学影像关键特征参数中,熵表示的是医学图像灰度分布的复杂程度,图像纹理越无规律越粗糙,熵值越大,此时图像分布越复杂;反之若图像灰度呈现均衡状态,纹理简单,则熵值较小。相关性参数体现的是图像局部灰度的相关性,相关性越大说明图像中局部区域的相似程度越高。

为减少医学图像的对比度和细节等特征在中值滤波过程中的下降和损失,进一步采用直方图均衡化的方法进行图像增强,实现图像在宏观灰度水平稳态变动区域上的分布平均化,改观其亮度的排布情况,强化其视觉体验。

2 基于云模型相似性的医学图像归档

2.1 云定义与云模型表征

云是一种用于描述某个定性概念与定量表述之间的不确定性转换模型^[17-18]。在人类语言描述中,不可避免地存在边界模糊性和重叠性等现象,因此引入云概念来表述。

设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, C 是 $U\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 上的定性概念,若定量值 $X \in U$ 且 X 是定性概念 C 的一次随机实现, $X(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 对 C 的隶属度 $\mu(X) \in [0, 1]$ 是有稳定倾向的随机数:

$$\mu: U \rightarrow [0, 1], \quad X \rightarrow \mu(X) \quad (4)$$

由期望和熵确定的具有多维正态分布形式的云期望曲线方程为:

$$\mu_c(X(x_1, x_2, \dots, x_m)) = \exp\left[-\sum_{j=1}^m \frac{(x_j - Ex_j)^2}{2(En_j')^2}\right] \quad (5)$$

则 X 在 U 上的分布称为多维正态云,而由此产生的满足多维正态云分布规律的 m 维点称为分布上的云滴 $\text{drop}((x_1, x_2, \dots, x_m), \mu_c)$ 。正态云是最重要的云模型,正态云的期望曲线是一个正态型曲面。用期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 3个数字特征来表征概念的整体定量特性,简记为 (Ex, En, He) 。其中,期望 Ex 是信息空间的均值,反映概念的云滴群的中心位置。熵 En 是定性概念模糊度的度量,反映定性概念的不确定性和随机性。熵越大,表示这个定性概念越宏观,可接受的数值范围越大,概念越模糊。超熵 He 是熵的不确定性的度量,反映云滴的离散程度。超熵越大,云的厚度越大,云滴的离散度越大。

由此可见,云的3个数字特征将定性概念的随机性、模糊性和不确定性集成到一起,构成定性概念与定量表述的映射模型,是知识表示的基础,反映的是正态云模型中某点确定度满足正态分布规律的概率。图1显示的是在期望和熵相同条件下($Ex=0, En=1$)的一维云分布随不同超熵的变化规律。可以看出,期望曲线可以很好地表征正态云的重要几何特性,所有的云滴都围绕正态云期望曲线这条“骨架”的附近随机波动,且云的超熵值越大,则云滴越分散。在此基础上提出用于医学图像分类的云模型概念,通过构建医学图像特征云模型研究不同医学影像图像的内在特征与分布规律。

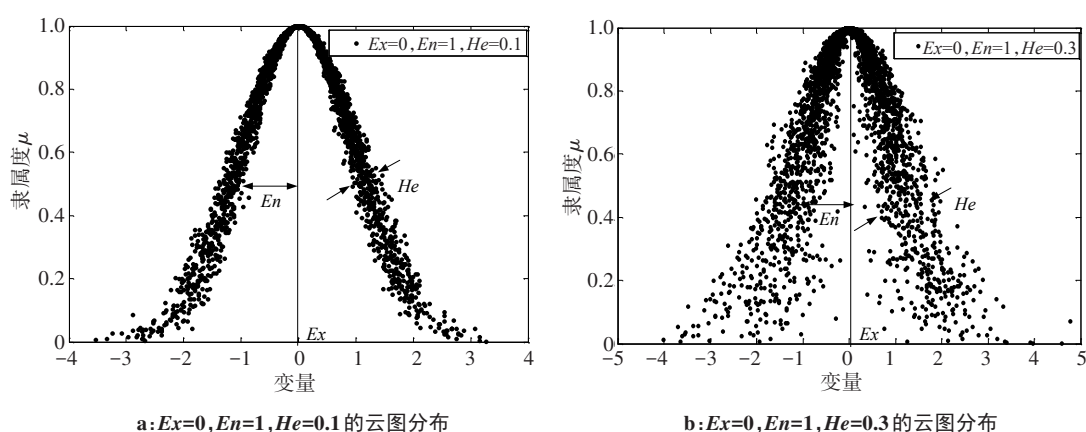


图1 不同数字特征条件下的云空间分布图

Figure 1 Cloud model distribution maps under different digital feature conditions

2.2 医学图像云模型构建

医学图像归档建模是指融合医学图像特征的确定性和图像噪声的随机性构造定性定量与定量的相互映射,构建医学图像特征的空间云模型,实现对不同医学图像特征的云模型表征和图像归档。为此首先对医学图像云模型进行定义。医学图像云模型 $IX_n = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 。其中, m 表示医学图像的特征, n 表示样本数据大小。医学图像的相似程度可以通过各个特征进行描述,这些特征可以对应成云模型的云滴 x_1, x_2, \dots, x_m 。量化的云滴 x_m 反映了该特征的量化程度。云滴的数量和量化程度均直接影响医学图像云模型分类的准确性,云滴数量越多、量化程度越高,云模型分类精确度就越高。

医学图像云模型表征的是由医学图像特征数据生成云滴特征集合而构成的能够反映医学影像特征的三元组模型^[19-20]。期望 Ex 是影像图像特征参数的均值信息。熵 En 是定性概念不确定性的度量,由定性概念的模糊性和随机性共同决定,反映医学影像

图像特征的模糊性和随机性。超熵 He 是熵的不确定性的度量,表征的是云图上云的厚度。本文利用逆向云发生器将医学图像特征数据转换为对应影像特征云模型,据此得到医学图像云模型构建过程如下:

(1)基于提取的医学影像特征参数计算特征参数的均值和方差如下:

$$\begin{cases} \bar{X} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_p)^T \\ s_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ij} - \bar{x}_j)^T \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} (j = 1, 2, \dots, m)$ 。

(2)分别计算云模型的特征参数期望 Ex 、熵 En 以及超熵 He :

$$\begin{cases} Ex = \bar{X} \\ En = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - Ex| \\ He = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\bar{x}_i - Ex)^2 - (En)^2} \end{cases} \quad (7)$$

(3)利用逆向云发生器产生中心云滴 (x,u_c) ,即为医学图像特征空间中的一个云滴,反映的是医学图像相关度对某种病理图像的隶属度。

(4)重复步骤(1)~步骤(3),直到产生足够数量的期望云滴停止,据此得到空间云滴群,基于组成的云滴群表征医学图像云模型。

2.3 基于云模型相似度的医学影像图像归档

计算得到各医学影像图像的云模型后,为了运用云模型对医学图像进行识别和归档,定义云模型相似度并通过计算不同医学图像的相似程度实现医学图像自动识别。医学图像分类的云模型相似度(Cloud Model Similarity Degree, CMSD)是指不同医学图像特征所对应的数据云模型的接近程度。通过构建的医学图像的特征数据云池,将在不同的医学图像对应的特征参数相对应的云模型进行相似性度量分析以获取医学图像相似性度量大小,基于医学图像云模型夹角的余弦值来表征不同医学图像的特征相似程度,并通过计算待分类图像对各病理特征的隶属度大小实现医学图像的正确分类^[21-22]。本文定义的不同医学影像图像的云模型的相似度由下式计算:

$$\text{CMSD} = \cos(u_1, u_2) = \frac{u_1 \cdot u_2}{|u_1| \cdot |u_2|}$$

(8)

其中, $u_1 = [Ex_1, En_1, He_1], u_2 = [Ex_2, En_2, He_2]$ 。

由式(8)得到的云模型相似度大小可作为待分

类医学图像特征与当前图像特征的相似性度量。可以看出,当CMSD越大时,医学图像特征越相似;反之CMSD越小,待分类医学图像与当前图像的特征相似性就越小。据此依据待分类图像与当前影像特征相似度进行比较,将图像归类为相似度最高的组别,实现医学图像的准确识别与类别归档。

提出的医学图像云模型具有以下特点:首先医学图像各特征数据云端向中心云端仅传送特征数据概要,即由云数字特征构成的医学图像特征三元组,如此小的数据量传送是快速的;其次将原始医学图像特征转变为由中心云端产生的云滴群,缩小了医学图像特征数据的规模和维度,有助于提高医学图像识别速度和归档准确率。

据此,得到运用云模型相似度进行医学图像自动归档流程如图2所示。具体监控过程如下:(1)采集能够反映医学图像特征的特征数据,并将其存储在云端,其中,第*i*个云端存储第*i*段医学图像特征数据;(2)在各云端利用逆向云发生器根据当前云端中数据并行生成云(即云数字特征);(3)将各端点云发送至中心云端,利用云合并操作,在中心云端产生中心云;(4)利用云发生器产生中心云滴并基于中心云滴构造医学图像特征云模型;(5)基于构建的医学图像特征云模型,运用云模型相似性理论对医学图像特征进行医学影像图像自动识别与归档管理,为医生进行病情的快速诊断和治疗手段的选择提供理论依据。

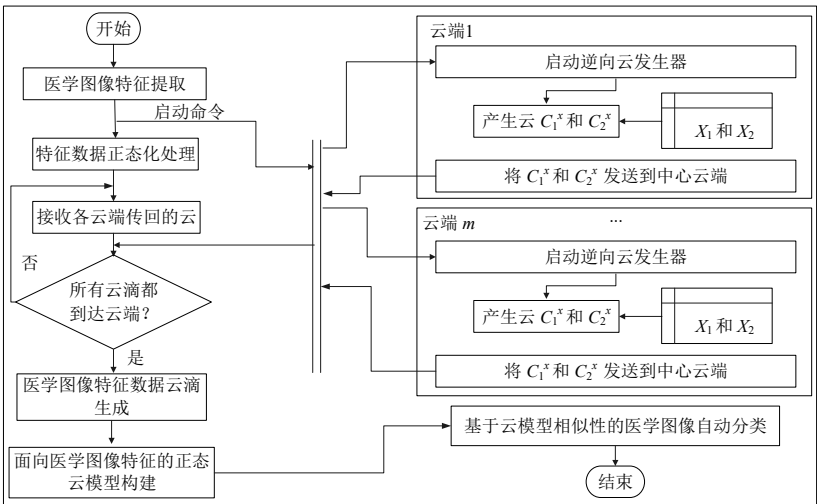


图2 基于云模型相似性的医学图像归档流程

Figure 2 Medical image archiving process based on cloud model similarity

3 实验结果与分析

本文的实验均在软件 MATLAB R2016中进行,运行环境为CPU 3.2 GHz,内存2 G,硬盘500 G,操作系统

是 Windows 10。实验中分别选取腰间盘影像、膝关节影像和胸腔影像作为实验样本,各医学图像间均存在灰度不均匀、局部结构特征相似和目标不连续等特点。

3.1 医学图像特征提取效果比较

为减少医学影像存在的噪声干扰对图像归档效果的影响,首先对原始影像图像进行中值滤波处理

去噪,同时采用直方图均衡化方法修补去噪过程中的图像细节丢失,增强有用信息,经预处理后的医学图像如图3所示。

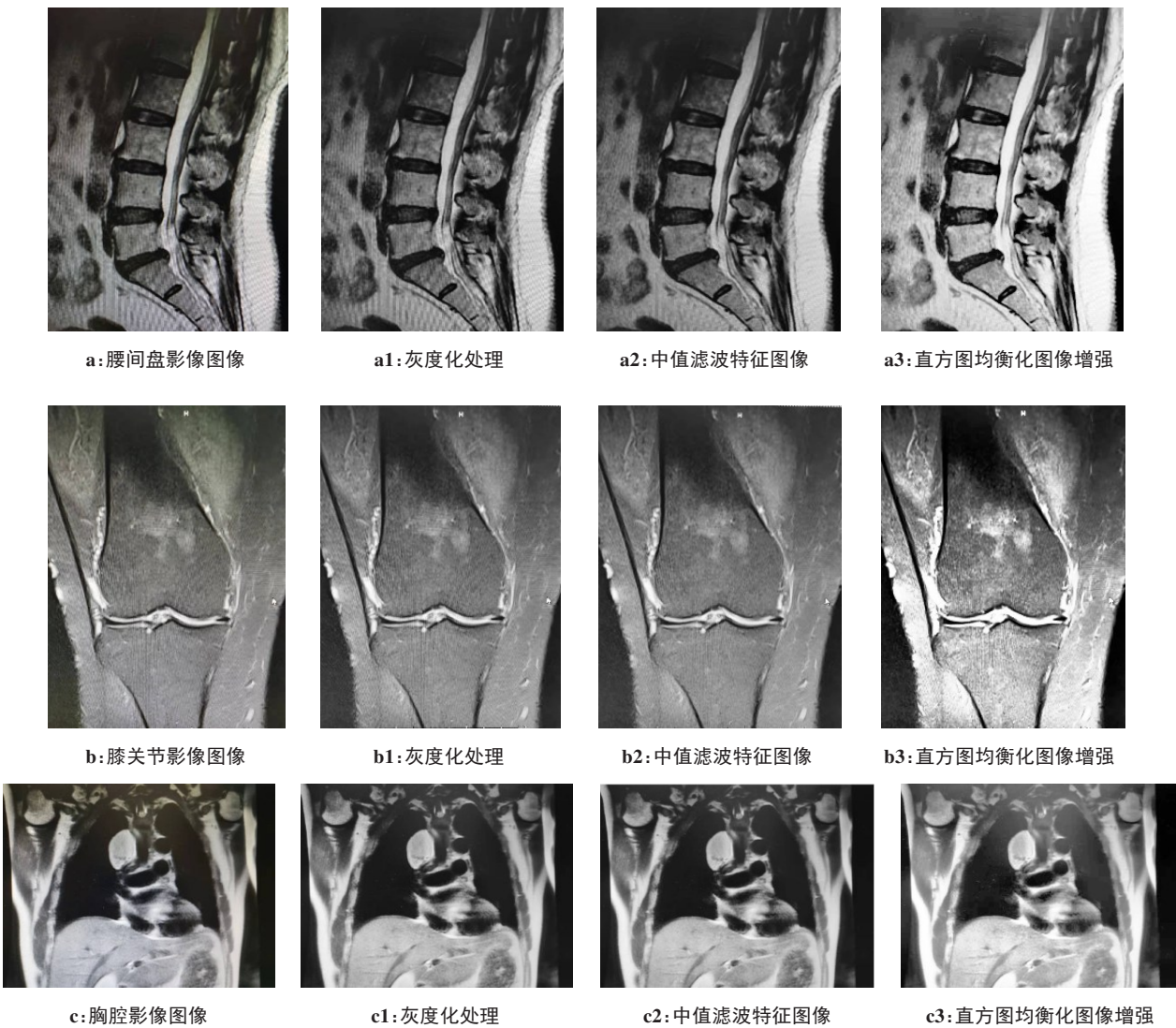


图3 不同医学影像图像的预处理效果
Figure 3 Comparison of pre-processing results for different medical images

由图3可以看出,原始医学图像(a、b和c)的局部特征结构存在相似之处,直接进行分类容易将其归为同一类别,而进行中值滤波提取后的医学图像特征相比原始医学图像更加清晰,突出了不同影像图像特种结构的灰度变化规律(a2、b2和c2)。进一步采用直方图均衡化的增强图像(a3、b3和c3)更加突出了图像的对比度和局部特征细节,实现了图像在宏观灰度水平稳态变动区域上的分布平均化,强化其视觉体验效果,为后续进行医学图像云模型的精准分类奠定基础。

3.2 基于云模型的医学影像图像识别效果比较

为了进行医学图像的云模型构建,首先计算中

值滤波后特征图像的灰度共生矩阵,并计算其相关性均值和灰度熵等纹理特征,依据式(7)计算图像云模型的特征参数期望、熵与超熵,结果如表1所示。由表1可以看出,不同类别的医学图像由于结构特征的差异其云模型特征参数也存在较大差异,将计算得到的云模型特征三元组生成云模型点图,并将不同类型的医学图像云模型点图进行比对,得到不同医学图像云模型如图4所示,可以看出不同医学图像云模型通过云数字特征表现出了不同的结构差异性。图4d同一种医学图像云模型期望值位于云空间的中心位置,而且其模型的空间分布厚度不大,说明图像特征参数在云模型空间中偏离很小,具有云模

型的数字特征相似性;图 4a 中膝关节图像云模型期望中心偏向分布中心的一侧,且模型的空间分布厚度较腰间盘图像的云模型厚度偏大,说明两类图像

信息存在较大差异;图 4b 和图 4c 中由于腰间盘、胸腔和膝关节图像特征的差异在云模型的空间分布上展现出较大差异性。

表 1 不同医学影像图像的特征参数计算结果
Table 1 Calculation results of feature parameters for different medical images

图像组别	医学影像图像特征参数		云模型特征参数		
	相关性均值	灰度熵	期望 Ex	熵 En	超熵 He
腰间盘	91.430 2	6.954 1	102.194 3	31.202 9	29.106 1
膝关节	83.233 2	7.171 5	26.975 9	9.047 2	122.068 4
胸腔	66.268 5	7.484 5	30.322 5	155.372 3	11.527 1

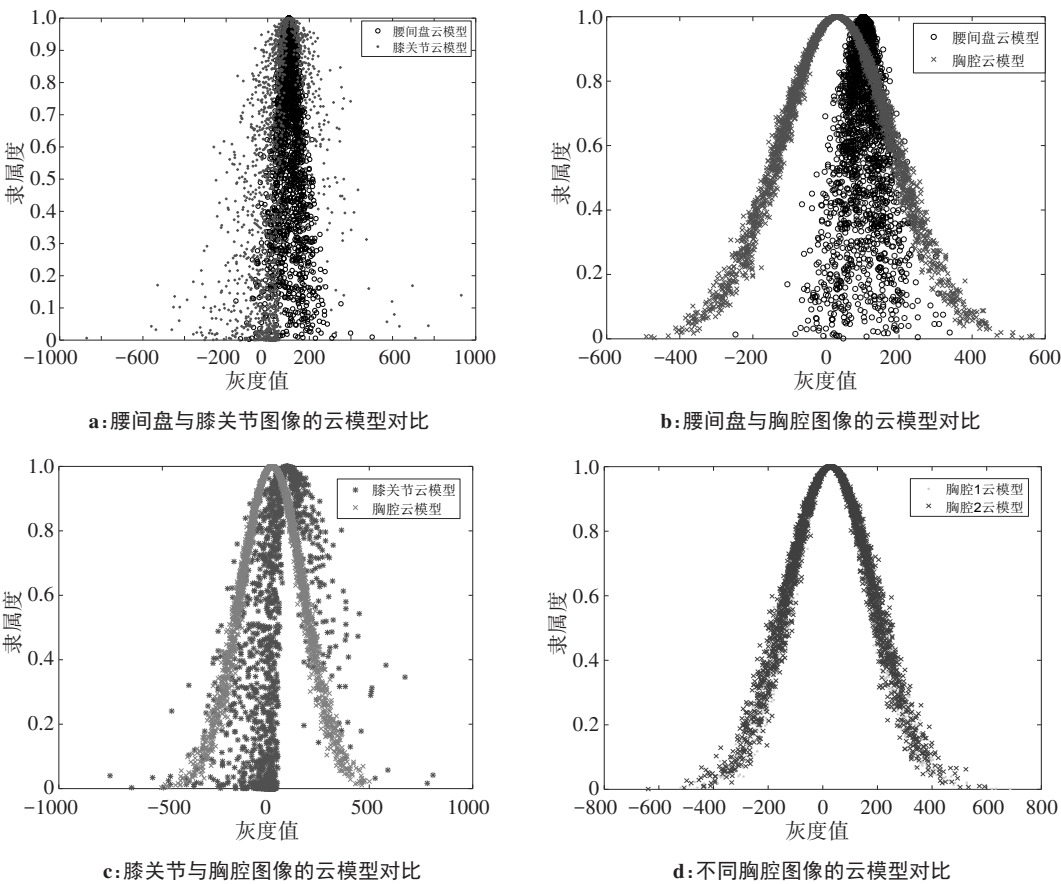


图 4 不同医学影像图像的云模型对比
Figure 4 Comparison of cloud model structure for different types of medical images

基于提出的云模型相似度方法对上述医学影像图像进行识别和类别归档,采用式(8)计算不同医学图像云模型的相似度大小如表 2 所示。可以看出,膝关节、胸腔云模型相似度只有 0.182 5,而腰间盘、膝关节和胸腔间图像的云模型相似度也不足 0.5,根据判别规则将其分为不同影像类别。而同类别胸腔影像相似度达到 0.999 4,说明同类别的医学影像图像的云模型相似度较大,自动将其归为同一类别图像,显示提出的基于云模型相似度分析方法可以有效对医

学图像类别准确识别和自动归类。

4 结 论

本文提出一种基于特征参数和云模型相似性的医学影像图像自动归档模型,该模型在获取不同影像图像的特征参数基础上建立适应不同特征的医学图像特征云模型,构建的云模型数字特征能够反映医学图像特征的差异性,同时引入云模型相似性方法对不同医学图像的云模型相似性进行计算,并基

表2 不同类别的医学影像图像相似度大小比较
Table 2 Calculation results of cloud model similarity degree
for different types of medical images

组别	相似度	是否属于同类别影像图像
腰间盘 & 膝关节	0.474 9	否
胸腔 & 腰间盘	0.471 2	否
胸腔 & 膝关节	0.182 5	否
胸腔1组 & 胸腔2组	0.999 4	是

于相似度对未知医学图像进行识别和自动归档。本文提出的云模型医学图像归档方法在无需先验知识及人工干预情况下实现对医学影像图像自动识别与类别划分,为病理图像的准确识别和自动归档提供决策支持。

【参考文献】

[1] 谢华,夏顺仁,张赞超. 医学图像识别中多分类器融合方法的研究进展[J]. 国际生物医学工程杂志, 2006, 29(3): 152-157.
Xie H, Xia SR, Zhang ZC. Advances in fusion of multiple classifiers for medical image recognition[J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2006, 29(3): 152-157.

[2] Liu D, Wang S, Huang D, et al. Medical image classification using spatial adjacent histogram based on adaptive local binary patterns[J]. Comput Biol Med, 2016, 72: 185-200.

[3] 黎英,宋佩华. 迁移学习在医学图像分类中的研究进展[J]. 中国图像图形学报, 2022, 27(3): 672-686.
Li Y, Song PH. Review of transfer learning in medical image classification[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(3): 672-686.

[4] 席志红,曾继琴,李爽. 基于双字典和稀疏表示的医学图像超分辨率重建[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(3): 197-200.
Xi ZH, Zeng JQ, Li S. Super resolution instruction of medical image based on dual dictionary and sparse representation[J]. Computer Measure and Control, 2017, 25(3): 197-200.

[5] 吴量,付殿臣,程超. 基于Unet的多注意力脑肿瘤图像分割算法[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(12): 85-91.
Wu L, Fu DC, Chen C. Multi-attention brain tumor image segmentation algorithm based on Unet[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(12): 85-91.

[6] Huang Y, Wu Z, Wang L, et al. Feature coding in image classification: a comprehensive study[J]. IEEE Trans Pat Anal Mach Intell, 2014, 36(3): 493-506.

[7] 金剑,宋长钰,张峰,等. 肺癌CT图像特征的ISODATA模糊聚类分析[J]. 数理统计与管理, 2021, 40(4): 625-633.
Jin J, Song CY, Zhang F, et al. Fuzzy cluster analysis based on CT image features of lung cancer[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2021, 40(4): 625-633.

[8] 韩坤,潘海为,张伟,等. 基于多模态医学图像的Alzheimer病分类方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2020, 60(8): 664-671.
Han K, Pan HW, Zhang W, et al. Alzheimer's disease classification method based on multi-modal medical images[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2020, 60(8): 664-671.

[9] Chen J, Li Q, Peng Q, et al. CSIFT based locality-constrained linear

coding for image classification [J]. Patt Anal Appl, 2015, 18(2): 441-450.

[10] 杨培伟,周余红,邢岗,等. 卷积神经网络在生物医学图像上的应用进展[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(7): 44-58.
Yang PW, Zhou YH, Xing G, et al. Applications of convolutional neural network in biomedical image[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(7): 44-58.

[11] Li J, Huang X, Gamba P, et al. Multiple feature learning for hyperspectral image classification[J]. IEEE Trans Geoe Remote Sensing, 2015, 53(3): 1592-1606.

[12] 何艳敏. 基于DICOM标准的医学图像快速查询检索[J]. 微计算机信息, 2007, 223(36): 280-281.
He YM. Fast query and retrieve of medical image bas ed on the DICOM standard[J]. Microcomputer Information, 2007, 223(36): 280-281.

[13] 李薇,樊瑶驰,江巧永,等. 基于教与学优化的可变卷积自编码器的医学图像分类方法[J]. 计算机应用, 2022, 42(2): 592-598.
Li W, Fan YC, Jiang QY, et al. Variable convolutional autoencoder method based on teaching-learning-based optimization for medical image classification[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42 (2): 592-598.

[14] 安凤平,李晓薇,曹翔. 权重初始化-滑动窗口CNN的医学图像分类[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(8): 1885-1897.
An FP, Li XW, Cao X. Medical image classification algorithm based on weight initialization-sliding window CNN[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2022, 16(8): 1885-1897.

[15] 任国贞,江涛. 基于灰度共生矩阵的纹理提取方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 190-192.
Ren GZ, Jiang T. Study on CLCM-based Texture extraction methods [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(11): 190-192.

[16] 姚易明,叶靖,高慧,等. 基于矢状位T₂WI灰度共生矩阵对I期子宫内膜癌肌层浸润深度的评估价值[J]. 现代肿瘤医学, 2021, 29(8): 1404-1409.
Yao YM, Ye J, Gao H, et al. Evaluation of the depth of myometrial invasion in stage I endometrial cancer based on gray level co-occurrence matrix of sagittal T₂-weighted MRI[J]. Modern Oncology, 2021, 29(8): 1404-1409.

[17] Li DY, Han J, Shi X, et al. Knowledge representation and discovery based on linguistic atoms[J]. Knowledge-Based Syst, 1998, 10(7): 431-440.

[18] 杨静,李文平,张健沛. 大数据典型相关分析的云模型方法[J]. 通信学报, 2013, 34(10): 121-134.
Yang J, Li WP, Zhang JP. Canonical correlation analysis of big data based on cloud model[J]. Journal on Communications, 2013, 34(10): 121-134.

[19] 颜若尘. 基于云模型的图像阈值分割方法[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(8): 2009-2013.
Yan RC. Image threshold segmentation based on cloud model[J]. Computer and Digital Engineering, 2020, 48(8): 2009-2013.

[20] 杨洁,王国胤,张清华,等. 多粒度云模型的相似性度量[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(8): 677-692.
Yang J, Wang GY, Zhang QH, et al. Similarity measure of multi-granularity cloud model [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 31(8): 677-692.

[21] 黄琼桃,刘瑞敏. 一种云模型相似性度量方法[J]. 控制工程, 2022, 29(9): 1600-1604.
Huang QT, Liu RM. A new similarity measurement method for cloud models[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(9): 1600-1604.

[22] 孙妮妮,陈泽华,牛昱光,等. 基于云模型重叠度的相似性度量[J]. 计算机应用, 2015, 35(7): 1955-1958.
Sun NN, Chen ZH, Niu YG, et al. Similarity measurement between cloud models based on overlap degree [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(7): 1955-1958.

(编辑:陈丽霞)