

基于图像自身复杂视觉信息的特征提取算法与应用

赵彦明¹ 季圣杰²

(河北民族师范学院数学与计算机系模式识别研究室 承德 067000)¹

(昆明理工大学理学院 昆明 650500)²

摘要 针对现阶段特征提取方法忽视图像自身的视觉信息的问题,提出了基于图像自身复杂视觉信息的特征提取算法与应用。该算法分析了视觉皮层 V1 区 4B 层复杂细胞的视觉功能,揭示了复杂视觉细胞提取区域图像非线性、独立和平移不变性特征的能力,建立了复杂视觉细胞的数学模型,并通过该模型提取了区域图像包含的复杂视觉信息。实验证明:所提算法依据图像自身包含的高级视觉信息,自适应提取区域图像的非线性、独立性和几何不变性特征,克服了常见特征提取算法忽视图像自身视觉特征的缺陷;在基于图像内容的图像检索领域,算法取得了良好的检索效果。

关键词 视觉感知理论,几何不变性,非线性主成分分析,特征提取

中图法分类号 TP183,TP391

文献标识码 A

Feature Extraction Algorithms and Applications Based on Complex Visual Information of Image

ZHAO Yan-ming¹ JI Sheng-jie²

(Laboratory of Pattern Recognition, Hebei Normal University for Nationalities, Chengde 067000, China)¹

(Faculty of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)²

Abstract Feature extraction is a key position in the field of image analysis, understanding and recognition. At the present stage, the approach of feature extraction ignores its own visual information of image. Based on that, feature extraction algorithms and applications based on the complex visual information of image itself was proposed. The algorithm analyzes the complex cells function of at the area V1 layer 4B of visual cortex, reveals the ability of the complexity of the visual cells, i. e. extracting image region independent, non-linear and translation invariant features, creates the mathematical model of complex visual cells, and extracts complex visual information of region image. It solves the shortcomings of ignoring the visual characteristics of the image itself and achieves good search results in the field of content-based image retrieval.

Keywords Visual perception theory, Geometric invariance, Nonlinear principal component analysis, Feature extraction

1 引言

特征提取实质是用某种变换提取研究对象的本质特征,是图像与机器视觉领域重点研究的内容。特征提取过程如图 1 所示。

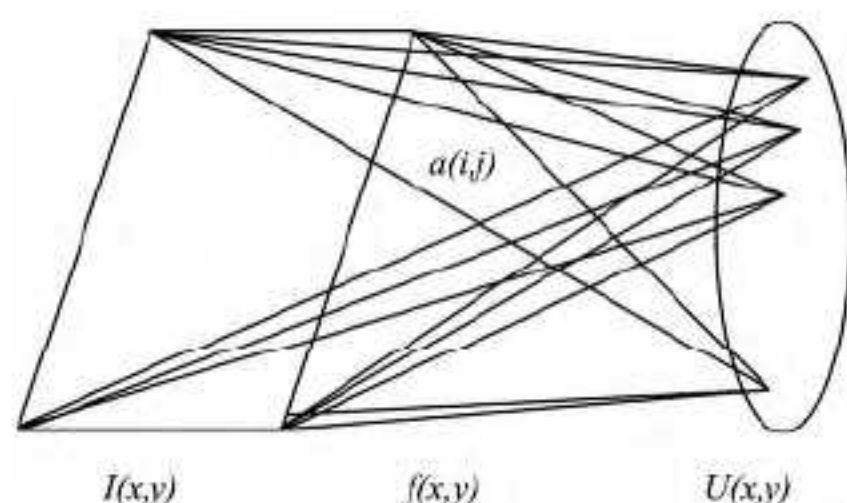


图 1 特征提取过程

该过程表述为:通过特征提取内在模型 F , 自然图像 I 被映射到特征集合 U 上; $a(i,j)$ 表示特征提取参数。表达式 F :

$I \mapsto U$ 表示了特征提取过程。由同质图像包含的若干个基函数通过变换构成自然图像 I , 每种内在模型 F 提取的 U 都尽可能地接近同质图像基函数空间。世界的多样性和统一性决定内在模型 F 的表达形式多样,但是提取的 U 空间都接近同质图像基空间。具有最优化特征提取内在模型的人类视觉系统,是一种层次化、串行化与并行化特征提取模型。针对世界的多样性和统一性,视觉模型 F 是一个多功能内在模型集合。

现阶段文献记载的特征提取方式可以分为 3 类。1) 在时域上,依据自然图像或外部刺激 I 的统计性质,采取统计数学算法建立内在模型 F 。常用算法大部分是矩阵处理方法^[1]。2) 在变换域,尤其是频域上,应用信号处理手段,依据 I 在变换域上的性质,采取各种滤波器对 F 建模。常见的算法有 DOG 算法^[2]、Gabor 算法^[3]、Wavelet 算法^[4]和 FFT 算法^[5]等。3) 依据具有智能性质的神经网络对 F 建模,在时域或变换域上,提取 I 的特征。常见算法有 SOM 网络^[6]、PCNN 网

本文受河北省高等学校科学研究项目(Z2012127),承德市财政支撑项目(CZ2012009),河北民族师范学院科学技术研究项目(201303)资助。

赵彦明(1972—),男,硕士,讲师,主要研究领域为数字图像处理模式识别、生物特征识别、Dsp 系统设计与开发、神经网络等,E-mail: zhaoyanming008@163.com;季圣杰(1992—),男,主要研究领域为光学信息学、生物特征识别。

络^[7]、ICA 与 TICA 算法^[8]等。在特定应用领域下,每种算法均能取得了较好的效果。但是,这些算法采取数学或信号处理手段,对内在模型 F 建模,模型 F 缺少生物学视觉理论支撑,不能依据图像自身的视觉特征自适应地提取区域图像视觉特征;或以生物视觉初级神经元特征为依据,对内在模型 F 建模,模型 F 不能自适应提取区域图像的高级视觉特征。基于此,本文提出基于图像自身复杂视觉信息的特征提取算法与应用。

本文算法对视觉皮层 $V1$ 区 $4B$ 层复杂视神经元的视觉功能进行分析,揭示该类神经元的非线性、独立性和平移不变的视觉选择性特征和拓扑组织结构信息。结合区域图像自身包含的高级视觉信息,建立自适应的内在模型 F ,并依据该模型自适应地提取区域图像高级视觉特征。利用实验确定算法顺序与参数设定方法,将本文算法应用于基于内容的图像检索领域,取得了较好的检索结果。用该算法模拟高级视神经元的视觉特征,并对该特征的平移不变性进行改进,实现了算法几何不变性,进一步揭示了高级视神经信息处理的本质。

2 视觉感知理论与计算模型

20 世纪末“脑十年”计划从分子、细胞、系统、行为和认知水平上研究了脑的高级功能和神经机制,揭示脑接收的绝大部分外部信息是通过视觉系统串行与并行方式进行处理。因此,视觉研究已成为脑科学的一个系统且相对成熟的分支。初级视皮层($V1$ 区)是生物视觉感知机制的研究重点,并取得了较好的进展。该区域对来自眼的视觉刺激具有较强的选择性(选择性,即对某一类刺激响应较为强烈,对其他刺激基本没有响应)。研究发现,按视觉选择性内容的不同,可以将 $V1$ 区视神经元分为 4 类,并采用同心圆感受野、简单细胞感受野、复杂细胞感受野和个端抑制感受野描述 4 类神经元的视觉特征^[9]。现阶段已经利用 Gauss 差模型实现中间兴奋周边抑制和中间抑制周边兴奋的两种同心圆感受野建模,利用多尺度多方向 Gabor 函数对简单细胞感受野建模,实现其方向、频率和位置的选择性,表达出简单细胞对大面积弥散光的无反应和对方向条纹的强烈放映的选择性。

Olshausen 等人断言,人们对 $V1$ 区的了解还不到 15%;用 Gabor 函数能够解释大概 20% 的简单细胞的响应特性^[10]。因此, $V1$ 区的复杂细胞的视觉特征具有重要的研究价值,是本文建立 F 的生物视觉依据。 $V1$ 区复杂视神经元存在大量的拓扑组织结构,临近的神经元具有相近的视觉选择性,感受野间具有渐变性质,而远离的神经元之间具有近似独立性。 $V1$ 区 $4B$ 层的复杂细胞的加工过程是形状视觉通道中非线性处理过程的开始,也是不变性特征出现的早期阶段,而非线性和不变性特征是高级视觉皮层细胞的特征,复杂细胞被认为是探索高级视皮层神经细胞信息加工本质的最适宜对象,复杂细胞感受野的形成机制和计算模型也被高度重视^[11]。

Barlow 提出的有效编码理论,从稀疏性、独立性和慢变性角度描述视觉神经系统特征,解决了世界多样性与相对较少神经元组织间的对应关系(即一组神经元应该尽可能多地利用资源进行有效编码),为神经计算的计算机建模提供了基础。依据有效编码原理,结合 $V1$ 区 $4B$ 层复杂视觉细胞的视觉选择性(即非线性、独立性和平移不变性),通过非线性、独立性和几何不变性的数学模型对 $V1$ 区 $4B$ 层复杂细胞建模,确定内在模型 F 。

3 复杂视觉感知的计算模型

上文分析表明, $V1$ 区 $4B$ 层的细胞具有非线性、独立性和平移不变的视觉选择性,结合高级视觉处理需要处理对象具有几何不变性特征,本文算法应该具备非线性、独立性和几何不变性的高级视觉初步特征,以实现有效编码理论的尽可能多利用资源进行有效编码的要求。

3.1 非线性依赖特征提取

非线性主成分分析^[12] (NLPCA) 是标准主成分分析 (PCA) 的非线性推广,它将线性主成分推广为非线性主成分。通过抽取原始数据集中非线性主成分,算法实现数据降维和提取数据的非线性依赖特征。

非线性主成分分析通过自联想结构的神经网络实现。自联想结构的神经网络是一种多层感知器,实现网络输出与输入的恒等映射,网络过程(图 2)通过输出输入 $(|x| - |\hat{x}|)^2$ 误差平方最小化方法实现。瓶颈层具有比输入输出层更少的节点数,数据必须被投影或压缩到低维空间 Z 中,实现了编码的稀疏性特征。

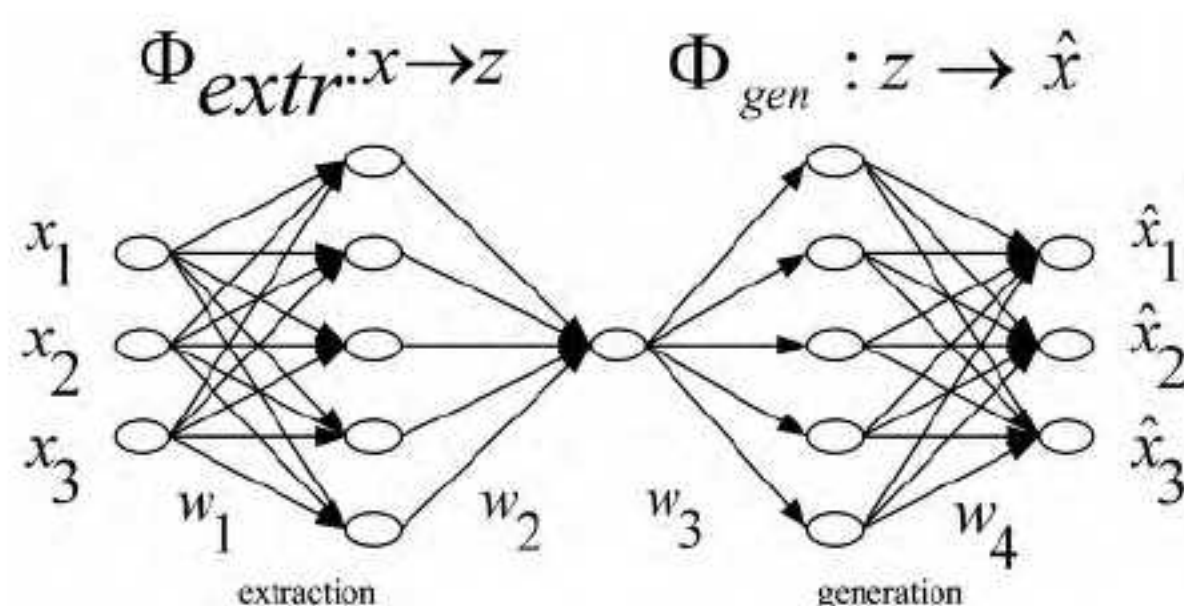


图 2 自联想神经网络

网络被分为两个部分,第一部分为抽取函数: $\Phi_{extr}: x \rightarrow z$;第二部分与第一部分相反,称为生成或重建函数: $\Phi_{extr}: z \rightarrow \hat{x}$ 。每一部分的隐含层执行非线性映射过程。

因此,将非线性主成分分析用于本文算法建模,提取区域图像的非线性视觉主成分,这些主成分间存在很强的非线性依赖关系,利用这些依赖关系可有效提取区域图像的本质特征。

3.2 拓扑组织结构性特征提取

大脑皮层 $V1$ 区复杂视神经元存在大量的非线性拓扑组织结构,临近的神经元具有相近的视觉选择性,感受野间具有渐变性质,而远离的神经元之间具有近似独立性。因此可以采用 Hyvarinen 等人提出的拓扑独立分量模型 (TICA) 获取复杂细胞的拓扑结构,描述 $V1$ 区复杂视神经元之间具有近似独立性。该算法模型如图 3 所示。

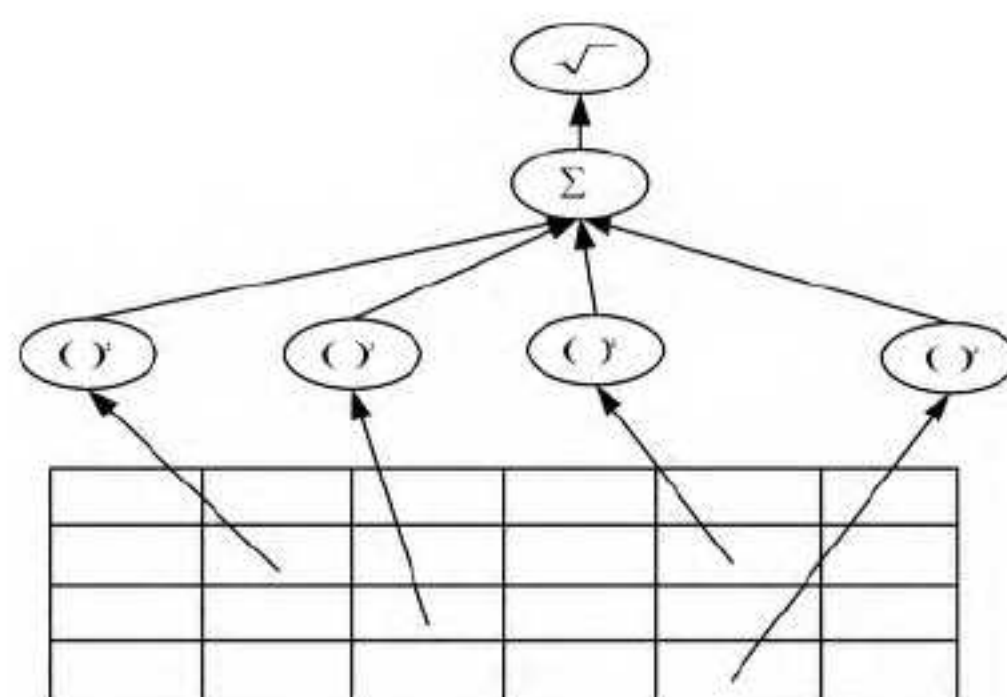


图 3 TICA 模型中的局部邻域结构

该算法用于本文算法建模,实现 NLPCA 提取特征集的变量间的非线性、独立性。使本文算法能够依据复杂细胞视觉特征提取区域图像非线性、邻域相关性的高级视觉特征。

3.3 几何不变性特征提取

Eckhorn 等^[13]提出的神经元模型如图 4 所示。该神经元由 3 个功能单元构成:反馈输入域、耦合输入域和脉冲发生器。

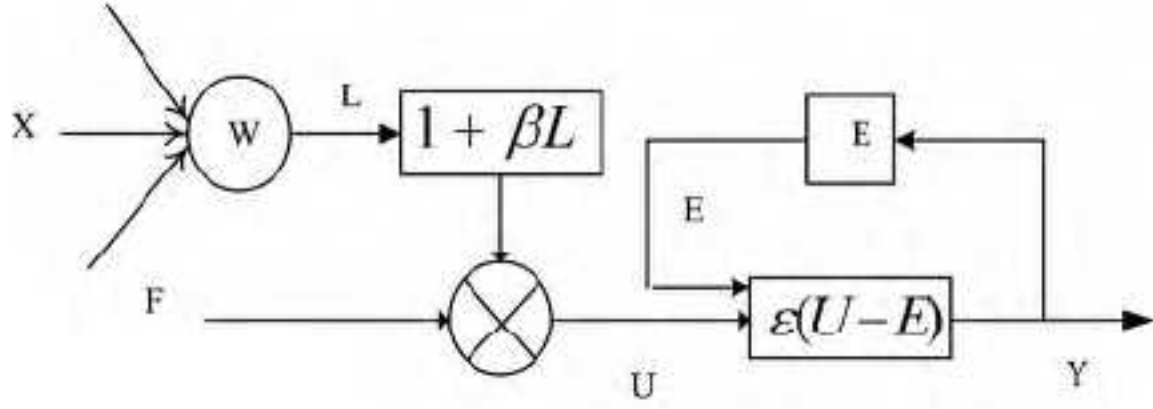


图 4 传统的 PCNN 神经元结构

神经元模型可用迭代差分方程描述为如下离散系统模型:

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n) \quad (5)$$

S_{ij} 是输入图像的灰度值或输入图像变换后的值。 F_{ij} 、 L_{ij} 、 U_{ij} 和 Y_{ij} 分别对应第 (i, j) 神经元的反馈输入、耦合连接输入、内部活动项和神经元输出。 M_{ijkl} 、 W_{ijkl} 是连接系数矩阵, β 为突触间的连接强度系数。 α_F 和 V_F 、 α_L 和 V_L 、 α_E 和 V_E 分别为反馈域的放大系数和衰减时间、耦合域的放大系数和衰减时间、动态门限 E_{ij} 衰减系数和动态门限固有电动势。

该算法提取区域图像的时间序列,该序列具有几何不变性,可以用在本文的算法建模中,实现本文算法模型的几何不变性特征。

3.4 高级视觉功能建模算法步骤

在大区域图像处理时,上述 3 种算法均具有较高的计算复杂度。依据统计学原理,抽取同一图像 N 个不相邻小子区域作为研究对象,可有效降低算法的计算复杂度,并实现 U 空间接近同质图像基空间的要求。算法建模过程如下:

1. 观测图像初始化:对待处理图像 R 灰度拉伸。将图像灰度归一化到一个指定区域,消除光照干扰,完成观测数据初始化,生成图像 PR 。

2. 不相邻图像子区域序列的生成:在 PR 图像上随机选取 N 个大小为 $m \times n$ 的区域图像窗口 $W_i (i=1, 2, 3 \dots N)$,并按行排列成列向量,生成 W 训练集。

3. 训练集非线性主成分分析:在 W 上执行非线性主成分分析(NLPCA)算法,提取该区域包含的非线性不相关主成分 $WS-NL$,将每一行恢复为区域图像 W_i 大小的窗口 $WS-NL-W_i$ 。

4. 远离神经元的近似独立性处理:利用 TICA 算法对 $WS-NL-W_i$ 进行邻域独立性处理,获得该区域内的非线性、邻域独立性成分集合 $WS-NL-IC_i$ 。

5. 几何不变性特征生成:利用 PCNN 算法对该 $WS-NL-IC_i$ 进行特征提取,获得该区域几何不变性特征集 $WS-NL-IC-NV_i$,该集合元素为 PCNN 点火序列,是该区域图像序列

的非线性、邻域相关性和几何不变性的视觉高级信息,作为同质图像的特征向量矩阵。

6. 计算两个特征向量矩阵的相关系数,并结合实际情况确定两幅图像的相似性。

4 实验与分析

图库环境:依据 Bordatz 纹理图库,设计两个子图库 Sub-data-one 和 Sub-data-two,分别用于算法的参数设计和基于内容的图像检索算法。Sub-data-one:随机选择 Bordatz 纹理图库的 60 幅图像,不做任何数据处理。Sub-data-two:对从 Bordatz 纹理图库随机选择的 90 幅图像,分别做随机旋转、平移 4 次和伸缩各 4 次生成 256×256 大小的图片 1080 幅。

软件环境:windows7.0 操作系统,matlab7.1.1 仿真环境等。硬件环境:联想系列商用机,CPU 为 Intel(R) dual core4 处理器,具有四核八进程功能,4G 的内存容量,1T 硬盘,为算法的并行化设计提供硬件基础。

4.1 本文算法几何不变性

几何不变性是生物视觉的高级特征,包括旋转、平移和伸缩的不变性。可以通过自然图像实验证明本文算法的几何不变性。图 5 为实验结果。

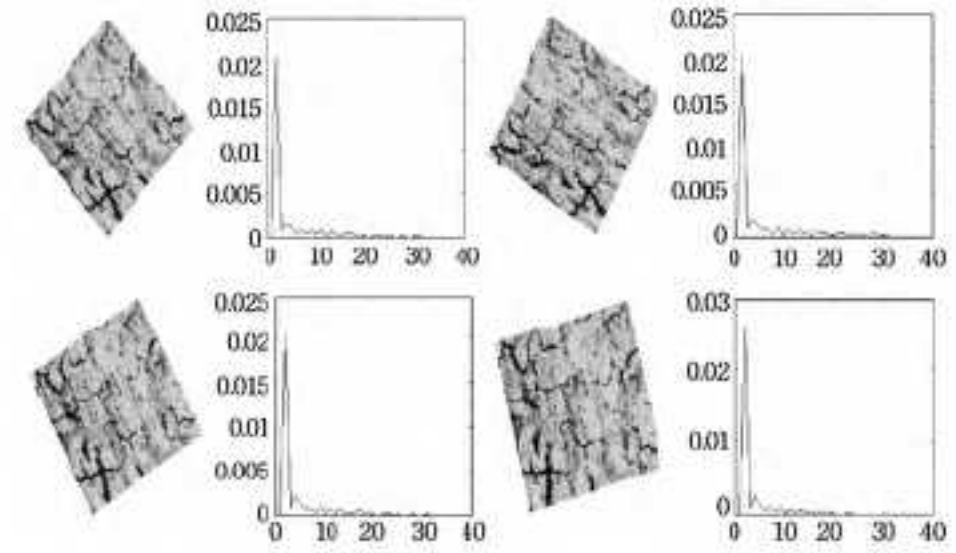


图 5 本文算法的几何不变性

实验表明,在视距、视角等方面变化时,本文算法提取的特征具有不变性。该几何不变性源于 NLPCA 的平移不变性和 PCNN 网络的几何不变性。两种不变性子算法决定主算法的几何不变性。

4.2 算法的特征提取顺序

本文算法通过具有 NLPCA 算法、TICA 算法和 PCNN 算法对 V_1 层 4B 区复杂细胞建模,并设定 NLPCA 为第一个算法,通过实验确定另两个算法的最佳组合顺序。实验结果如图 6 所示。

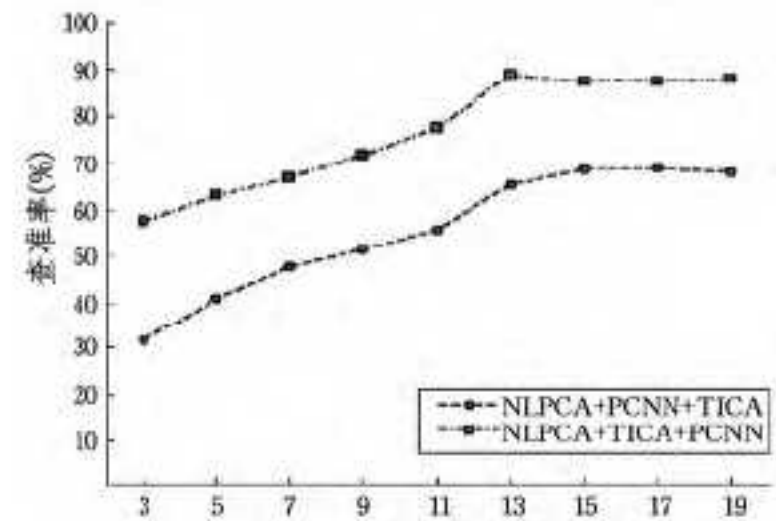


图 6 算法建模顺序与算法性能(查准率)的关系

实验结果表明,当建模顺序为 NLPCA+TICA+PCNN 时,算法取得最好的检索性能,因为 NLPCA 提取区域图像具有平移不变性质的非线性主成分,提取的特征集为同质区域图像的非线性拓扑成分集合的子集。但是该特征集具有冗余

性,可通过 TICA 提取该集合的独立不相关的非线性拓扑结构特征集,该拓扑结构特征集近邻间具有相同拓扑结构但是相位不同,可以利用 PCNN 的不变性实现。因此,本文算法的顺序为 NLPCA+TICA+PCNN。

4.3 区域图像面积与特征提取性能关系

区域图像 W_i 面积决定本文算法提取的非线性、独立不相关和几何不变性特征接近同质图像基函数空间的能力。实验验证结果如图 7 所示。

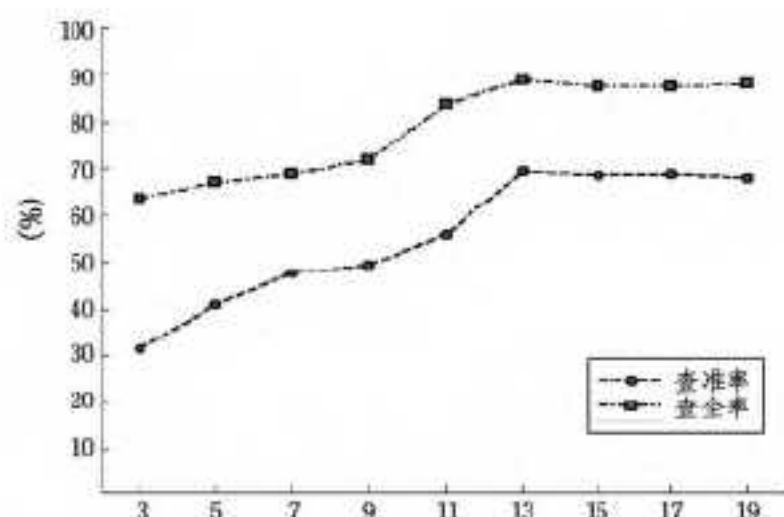


图 7 窗口大小、查准率和查全率的关系图

实验结果表明,随图像窗口 W 大小的增加,本文算法的特征提取能力在增加后趋于平缓。因为区域图像窗口增大,所包含的同质图像的非线性独立不相关且几何不变性的特征增加,但是当 W_i 窗口增加到一定程度时,所包含的特征趋于同质图像包含的基函数空间,本文算法不会提取更多的特征,算法性能趋于平滑。因此,区域图像窗口 W 的大小直接影响着算法的运行时间和算法的检索能力。实验表明有效区域 W_i 的大小为 91×91 像素。

4.4 基于内容的图像检索性能比较

在 Sub-data-two 图库上,在不同种类与强度的噪声环境下,通过与 PCNN 算法^[14]、TICA 算法^[8]、DOG 算法^[2]和简单细胞特征(Gabor)算法^[9]的特征提取能力比较,证实本文算法的优势,如图 8—图 10 所示。

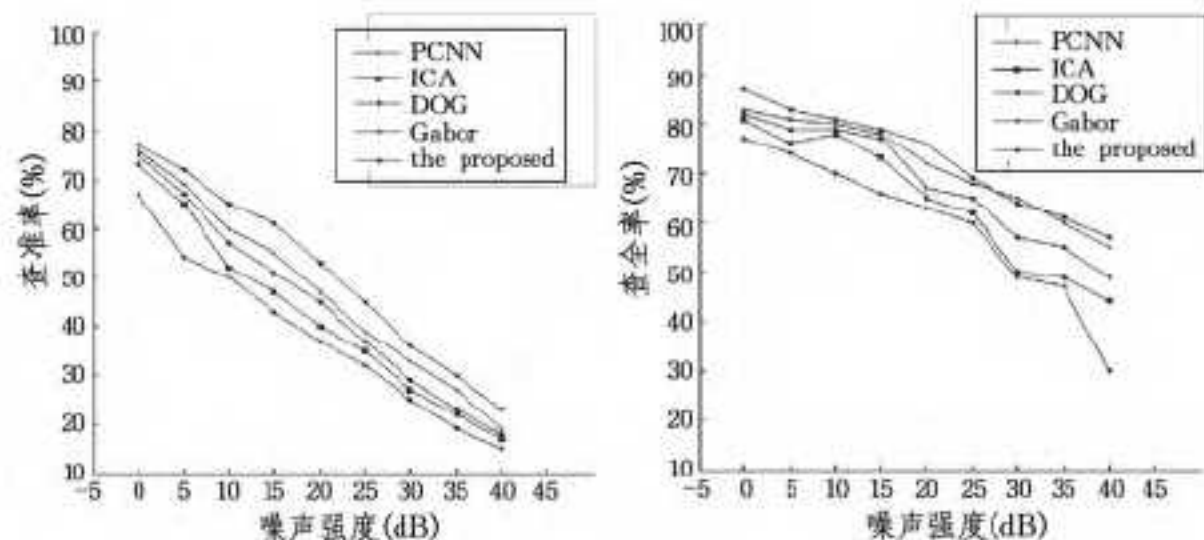


图 8 speckle 噪声下的检索性能

实验表明,在同等强度的斑点噪声环境下,与其他算法相比较,本文算法具有较好的查准率与查全率。这是因为非线性主成分分析能够去除 speckle 噪声产生的区域图像的相关性,并取得非线性成分。

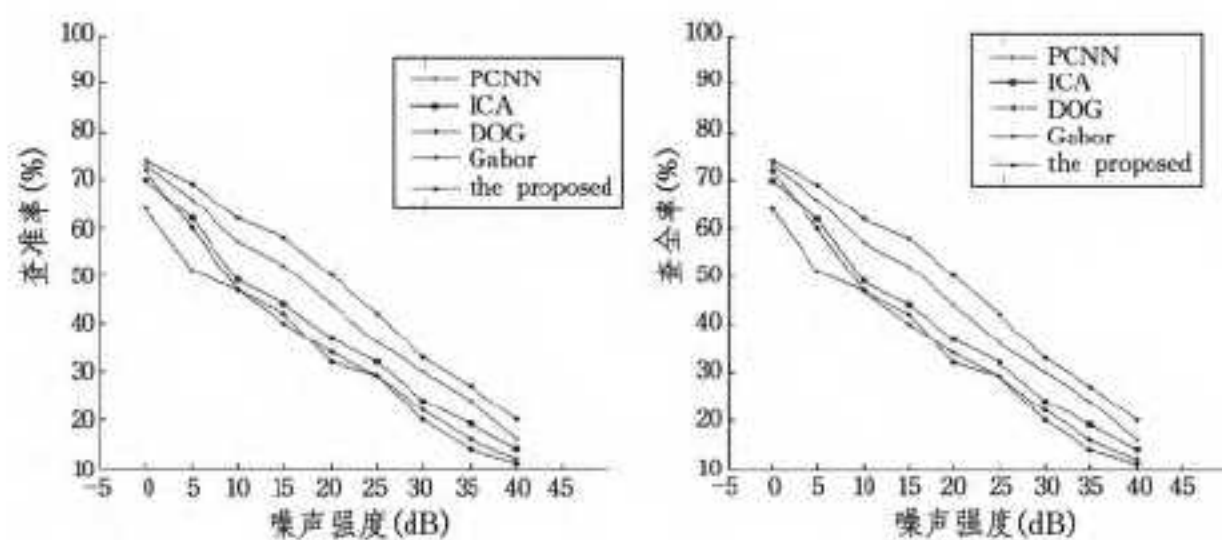


图 9 salt&peper 噪声下的检索性能

实验表明,与上一实验结果比较,salt&peper 噪声使算法的整体检索性能有所下降。由于 salt&peper 噪声为图像添加了亮点 & 暗点,使图像区域出现中间抑制边缘兴奋或中间兴奋边缘抑制的复杂噪声环境,对于所有算法性能均有更大的影响,但是本文算法仍保持了相对较好的性能,因为 DOG 算法是由 Gauss 函数差构成的,对噪声的抗干扰能力差,所以该类噪声对 DOG 算法性能影响最大。

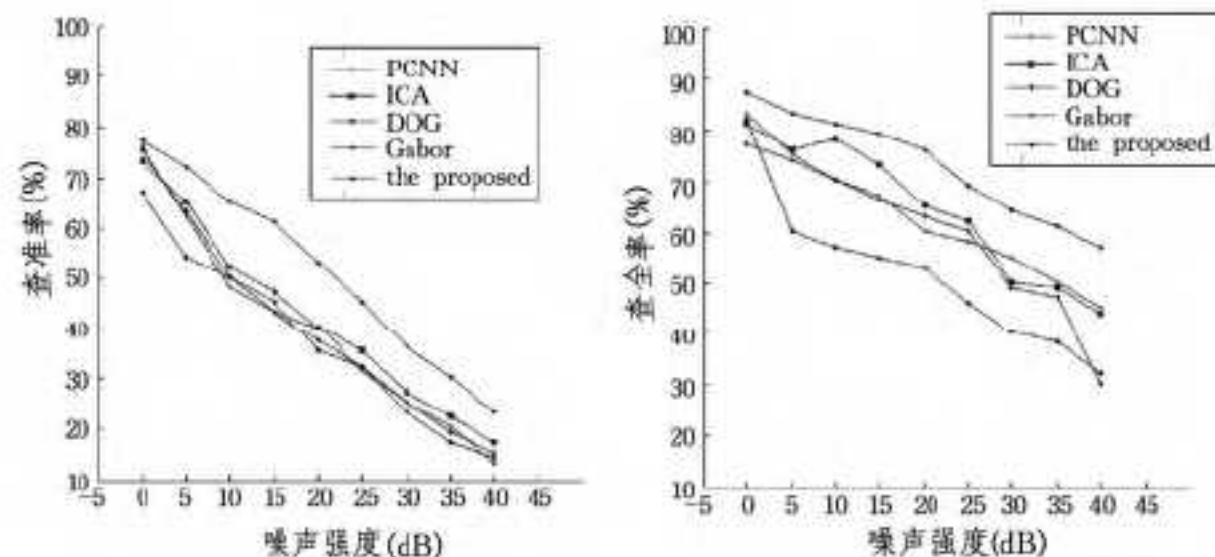


图 10 Gauss 噪声下的检索性能

实验表明,在同等环境下,随 Gauss 噪声的增加,所有算法性能均下降,与其他算法相比,本文算法仍有较大性能优势,在某些频率上,基于 Gauss 函数构建的 Gabor 滤波器、DOG 滤波器会与 Gauss 噪声产生强烈共振,导致算法提取“伪特征”,影响了算法性能,使 Gabor 和 DOG 算法性能曲线下降过快。

综上所述,在不同噪声环境下,本文算法具有更好的检索性能,并且具有良好的抗干扰能力。

结束语 特征提取在图像分析、理解与模式识别领域处于关键地位,与以矩阵分析理论为基础的特征提取方法相比,基于图像自身的视觉结构进行特征提取的方法具有较大优势。基于此,本文提出了基于复杂视神经元特征的特征提取算法与应用。该算法通过对视觉皮层 V1 层 4B 区复杂视觉细胞功能的建模与仿真,提取区域图像自身包含的非线性、独立不相关,且具有几何不变性的生物视觉信息,实现特征提取的自适应性。实验证明,本文算法具有几何不变性,在不同种类噪声和不同强度噪声下,与传统算法相比,在基于内容的图像检索方面,本文算法取得较大优势。本文算法针对图像自身的生物视觉特征,各类参数设定仍是一个较为重要的问题,接下去我们将从两个方面进行深入研究:算法参数设定,算法在图像处理与分析领域的应用。

参考文献

- [1] 罗洁思,于德介,彭富强.基于多尺度线性调频基信号稀疏分解的多分量 LFM 信号检测[J].电子与信息学报,2009,31(11):2782-2785
- [2] 许强,马登武.傅里叶描述子与角点相结合的形状匹配[J].光电工程,2013,40(6):124-128
- [3] 王科俊,邹国锋.基于子模式的 Gabor 特征融合的单样本人脸识别[J].模式识别与人工智能,2013,26(1):51-56
- [4] 于明月,陈果.双自适应小波局部极大模方法及其在信号特征提取中的应用[J].振动与冲击,2013,32(1):54-59
- [5] 张彦梅,于敬波.基于 Zoom-FFT 变换域的坦克被动式毫米波探测识别方法[J].南京理工大学学报:自然科学版,2013(3):86-91
- [6] 於东军,吴小俊,Hancock E R.广义 SOM 及其在人脸性别识别中的应用[J].计算机学报,2011,34(9):1720-1725

[7] 王尧,余祖俊,朱力强,等. 基于脉冲耦合神经网络和 Markov 随机场的立体匹配研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(7): 1540-1545

[8] Hyvärinen A, Hoyer P O, Inki M. Topographic Independent Component Analysis[J]. Neural Computation, 2001, 13(7): 1527-1558

[9] 赵彦明. 基于生物视觉信息的 PCNN 参数自适应设置方法及模型改进[J]. 计算机科学, 2013, 40(6): 291-294

[10] Olshausen B A, Field D J. How close are we to understanding V1? [J]. Neural Computation, 2005, 17: 1665-1699

[11] Serre T, Wolf L, Bileschi S, et al. Robust Object Recognition with Cortex-Like Mechanisms[J]. IEEE Transactions on Pat-

tern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3): 411-426

[12] Tatani K, Nakamura Y. Dimensionality reduction and reproduction with hierarchical NLPDA neural networks-extracting common space of multiple humanoid motion patterns[C]// Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003: 1927-1932

[13] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulations of results from cat visual cortex[J]. Neural Computation, 1990(2): 293-307

[14] 杨光,王恒,徐鹏,等. 基于 NSCT 和 MPCNN 的人脸特征提取[J]. 计算机工程, 2012, 38(22): 152-158

(上接第 219 页)

$$r = \sqrt{(y - y_{c_c})^2 + (x - x_{c_c})^2} \quad (13)$$

$$y_p = r \quad (14)$$

$$x_p = \frac{\theta}{2\pi} N_p \quad (15)$$

式中, x_{c_c}, y_{c_c} 表示细胞核的质心, (r, θ) 分别对应极坐标系的极径和极角, (x_p, y_p) 对应变换后的 (x, y) 坐标。图 3 展示了图 2 在极坐标变换后的辐射线。

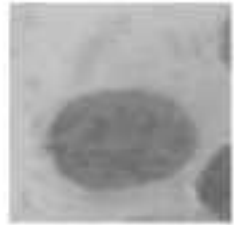
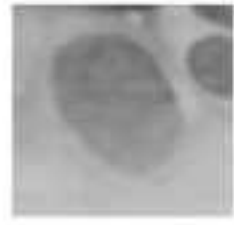


图 3 极坐标系中的辐射线

4 实验与分析

本实验从 Herlev^[7] 宫颈细胞图像数据集选取了 5 张细胞图像来分析染色质颗粒大小与均匀度, 实验结果见表 1。

表 1 染色质颗粒大小与均匀度实验结果

编号		颗粒大小	均匀度
C01		20	4.82
C02		5	0.39
C03		7	5.20
C04		5	0.73
C05		5	1.33

从表 1 中可以看出, 细胞 C01 由于染色质完全融合在一起, 几乎没有颗粒的存在, 因此颗粒大小值为 20; 相比之下细胞 C02、C04、C05 颗粒大小值为 5, 表现为有明显的颗粒, 并且颗粒大小相差不大。细胞 C01、C03 的染色质偏向一边, 因而均匀度最差, 表现为度量值最大, 而细胞 C02、C04 的均匀度是最好的。

本次实验表明, 本文提出的颗粒大小和均匀度量方法与人类的认知基本一致。

结束语 针对宫颈细胞学涂片图像分析中对于描述细胞核染色质颗粒大小和染色质分布均匀度的需求, 本文借鉴数学形态学中的颗粒分析方法, 用以细胞核质心为起点的各条辐射线上的颜色深度的方差来描述染色质分布的均匀度。本文详细描述了两种染色质特征提取的算法, 并用相关实验及其结果充分证明了本文提取的染色质特征能够较为有效地描述细胞核图像的染色质特征。

参考文献

[1] 庞宝川. 基于计算机视觉的肿瘤早期诊断方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009

[2] 范金坪. 宫颈细胞图像分割和识别方法研究[D]. 广州: 暨南大学, 2010

[3] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Texture features corresponding to visual[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473

[4] Wang Xiao-peng, Hao Chong-yang, Wang Yun. Noise image segmentation based on morphological granulomerty[C]// The Sixth International Conference on Electronic Measurement and Instrument. Taiyuan, China: ICEMI, 2003, 1: 301-304

[5] Soille P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications(Second Edition)[M]. Springer-Verlag, 2008

[6] Zuiderveld, Karel. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. Graphic Gems IV[M]. San Diego: Academic Press Professional, 1994: 474-485

[7] Jantzen J, Norup J, Dounias G, et al. Pap-smear benchmark data for pattern classification[C]// Proceedings of the NiSIS 2005, Nature inspired Smart Information Systems (NiSIS). Albufeira, Portugal, 2005: 1-9