

## 中文摘要

字典学习旨在生成有效反映图像包含事物颜色和纹理等多种特征本质的描述信息，一直是图像分类和识别研究的重点问题。近年来，标签一致性字典学习（Label Consistent Dictionary Learning, LCDL）方法因标签信息的嵌入能有效提高字典对图像的判别性，受到研究者的关注。然而，大多 LCDL 方法表示系数因采用严格的“0-1”结构，尽管使同类图像具有相同的特征表示，却忽略了图像本身的独特信息，造成图像表示不准确、分类效果不佳的问题。松弛矩阵可使严格的二元约束拥有更宽的自由度，能够扩大图像特征的选取范围。但随着字典规模的增大，在影响算法训练效率的同时，会削弱图像的类内相似性。在特征编码过程中，如果能够增加局部约束机制，则可有效保持各类内样本的邻域关系。因此，面对图像分类任务，为有效提高字典的判别能力和训练效率，本文对基于松弛和约束的标签一致性字典学习方法进行了深入研究。主要研究工作如下：

（1）针对标签一致性字典学习算法中，同类图像独有特征信息利用不充分导致的表示系数判别性不高、分类效果不佳的问题，提出一种基于松弛标签一致性字典对学习（Slack Label Consistent Dictionary Pair Learning, SLC-DPL）的图像分类算法。首先，利用投影字典对样本数据进行线性投影，使编码表示系数在保持稀疏性的同时，获取更有效的编码特征；其次，引入标签一致性矩阵，将标签信息和每一个字典项相关联；最后，学习一个松弛矩阵将标签一致性进行动态优化，使学习到的表示系数更加灵活，进而提高字典对算法的可判别性。通过在 AR 数据集、CMU PIE 数据集和 USPS 数据集上进行实验，验证了该算法可有效提高图像分类的精度。

（2）研究（1）提出的 SLC-DPL 算法，尽管充分利用了稀疏编码系数的结构信息，提高了分类效果，但采用字典对学习的方法使得字典规模较大，且当字典规模增大到一定程度时，训练阶段耗费时间较长，图像类内相似性降低。为进一步提高图像分类的精度和效率，提出一种局部约束和松弛标签一致性变换学习（Local Constraint and Slack Label Consistency Transform Learning, SLCTL）的图像分类算法。首先，在松弛标签一致性字典学习的基础上，利用变换矩阵对样本数据进行表示，以快速捕获样本更多的有效特征；其次，学习一个自适应权值对表示系数进行局部约束，提高类内表示的相似性，使学习到的字典更具判别性；最后，在 USPS 数据集、Scene15 数据集和 CMU PIE 数据集上验证了该算法在图像分类精度和训练效率方面都优于 SLC-DPL 算法。

(3) 基于 (1) 和 (2) 的研究方法, 在 **Matlab** 平台上设计并实现了一个基于标签一致性字典学习的图像分类系统。

关键词: 字典对学习; 标签一致性; 松弛矩阵; 变换学习; 局部约束; 图像分类系统

**ABSTRACT**

Dictionary learning aims to generate description information that effectively reflects the nature of various features such as color and texture of images. It has always been a key issue in image classification and recognition research. In recent years, the Label Consistent Dictionary Learning (LCDL) algorithm has attracted the attention of researchers because the embedding of label information can effectively improve the discrimination of the dictionary to the image. However, the representation coefficient of most LCDL algorithms adopts a strict “0-1” structure, so that similar images have the same feature representation, but ignore the unique information of the image itself, resulting in inaccurate image representation and poor classification effect. The slack matrix can make the strict binary constraint have a wider degree of freedom and expand the selection range of image features. However, with the increase of dictionary size, the intra-class similarity of images will be weakened while affecting the training efficiency of the algorithm. In the process of feature coding, if the local constraint mechanism can be added, the neighborhood relationship of samples in each class can be effectively maintained. Therefore, in the face of image classification tasks, in order to effectively improve the discriminative ability and training efficiency of the dictionary, this paper deeply studies the label consistency dictionary learning algorithm based on relaxation and constraint. The main research work is as follows :

(1) Aiming at the problem that the insufficient utilization of the unique feature information of similar images in the label consistency dictionary learning algorithm leads to the low discrimination of the representation coefficient and the poor classification effect, an image classification algorithm based on Slack Label Consistent Dictionary Pair Learning (SLC-DPL) is proposed. Firstly, the projection dictionary is used to linearly project the sample data, so that the coding representation coefficient can obtain more effective coding features while maintaining sparsity. Secondly, the label consistency matrix is introduced to associate the label information with each dictionary term. Finally, a slack matrix

is learned to dynamically optimize the label consistency, so that the learned representation coefficient is more flexible, thereby improving the discriminability of the dictionary pair algorithm. Experiments on AR dataset, CMU PIE dataset and USPS dataset show that the algorithm can effectively improve the accuracy of image classification.

(2) Although the SLC-DPL algorithm proposed in research (1) makes full use of the structural information of sparse coding coefficient to improve the classification effect, the dictionary pair learning method is used to make the dictionary scale larger. When the dictionary scale increases to a certain extent, the training phase will take a long time and the intra-class similarity of the image decreases. In order to further improve the accuracy and efficiency of image classification, an image classification algorithm based on Local Constraint and Slack Label Consistency Transform Learning (SLCTL) is proposed. Firstly, on the basis of slack label consistency dictionary learning, the transform matrix is used to represent the sample data to quickly capture more effective features of the sample. Secondly, an adaptive weight is learned to constrain the representation coefficient locally, which improves the similarity of intra-class representation and makes the learned dictionary more discriminative. Finally, the algorithm is verified on the USPS dataset, Scene15 dataset and CMU PIE dataset. The experimental results show that the proposed algorithm is superior to the SLC-DPL algorithm in image classification accuracy and training efficiency.

(3) Based on the research methods of (1) and (2), an image classification system based on label consistency dictionary learning is designed and implemented on the Matlab platform.

**Key words:** Dictionary pair learning; Label consistent; Slack matrix; Transform learning; Local constraint; image classification system

## 目 录

第一章 绪论 .....	1
1.1 研究背景及意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	2
1.2.1 稀疏表示 .....	2
1.2.2 字典学习 .....	3
1.2.3 图像分类 .....	6
1.3 论文主要研究内容和组织结构 .....	7
第二章 相关理论 .....	9
2.1 判别综合字典学习 (DSDL) .....	9
2.2 判别分析字典学习 (DADL) .....	10
2.3 判别投影字典对学习 (DDPL) .....	10
2.4 数据集介绍 .....	11
第三章 基于松弛标签一致性字典对学习图像分类算法 .....	15
3.1 引言 .....	15
3.2 SLC-DPL 算法 .....	16
3.2.1 符号定义 .....	16
3.2.2 总目标函数 .....	17
3.2.3 松弛标签一致项 .....	17
3.2.4 分类误差项 .....	18
3.2.5 算法求解 .....	19
3.3 实验分析 .....	21
3.3.1 实验结果分析 .....	21
3.3.2 收敛性分析 .....	23
3.3.3 参数敏感性分析 .....	23
3.3.4 消融实验 .....	24
3.4 本章小结 .....	25
第四章 基于局部约束的松弛标签一致性变换学习图像分类算法 .....	26
4.1 引言 .....	26
4.2 SLCTL 算法 .....	27
4.2.1 符号定义 .....	27

4.2.2 总目标函数.....	28
4.2.3 松弛标签一致项.....	28
4.2.4 局部约束项.....	29
4.2.5 分类误差项.....	29
4.2.6 算法求解.....	29
4.3 实验分析.....	31
4.3.1 实验结果分析.....	31
4.3.2 收敛性分析.....	34
4.3.3 参数敏感性分析.....	34
4.3.4 消融实验.....	35
4.4 本章小结.....	36
<b>第五章 基于标签一致性字典学习的图像分类原型系统.....</b>	<b>37</b>
5.1 系统设计.....	37
5.2 系统实现.....	38
5.2.1 数据导入.....	38
5.2.2 模型训练.....	41
5.2.3 分类结果展示.....	43
5.3 本章小结.....	44
<b>第六章 总结和展望.....</b>	<b>45</b>
6.1 论文总结.....	45
6.2 工作展望.....	46
参考文献.....	47
致谢.....	55
攻读学位期间发表的学术论文目录.....	57

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景及意义

字典学习算法通过对图像本质特征进行提取，去除不相关的冗余信息，进而对原始样本进行稀疏表示，降低不相关特征带来的学习难度，被广泛应用于图像分类中。而如何在字典学习过程中既能保证类内图像的相似性又能实现数据的稀疏表示是一个关键问题。标签一致性字典学习能够通过增强稀疏表示编码的可判别性，将稀疏编码误差与分类误差结合，联合形成目标函数进行约束，使得类内图像具有相同的表示系数，字典获得更好的判别性能，进而提高图像分类的正确率。因此，面向图像分类任务，研究基于标签一致性字典学习算法至关重要。

基于标签一致性的字典学习算法主要通过使用“0-1”块对角线结构，强制将类内表示系数设为1，虽然可使同类图像具有相同的稀疏编码，但会忽略图像本身的独特信息，丢失部分有利于分类的结构信息，导致图像表示不准确。一般地，在实际应用中，同类图像表示并不完全相同，例如花卉植物中的鸢尾花有山鸢尾、杂色鸢尾以及维吉尼亚鸢尾，这三种鸢尾花花萼、花瓣不同，如果将其类内表示系数设为1并不能体现出每个花种的特征。松弛矩阵的特点可使标准的二元约束拥有更宽的自由度，所以，如果引入松弛矩阵，则可充分利用图像独有特征的结构信息，提高不同类别系数表示的区分性。此外，考虑到块对角线结构对表示系数判别性的影响，引入字典对学习模型，利用分析字典对样本数据进行线性投影，则可使编码系数在保持块对角线结构的同时，提高编码系数的表示能力和字典的判别性。因此，通过利用松弛矩阵和字典对学习模型，是提高图像类内表示效果的有效途径。

然而，本文发现通过引入松弛矩阵和字典对学习模型虽然能够提高图像类内特征的表示能力、增加算法的有效性，但随着字典规模的扩大，算法复杂程度增加，训练阶段耗费时间大大延长。不仅如此，当字典规模增大到一定程度时，也会降低图像类内相似性，导致图像表示能力下降。变换学习（Transform Learning, TL）作为字典学习的分析版本，具有高效的计算能力和较快的收敛性能，如果引入变换学习，则可有效避免在稀疏编码过程中使用复杂的 $l_0$ 或 $l_1$ 范数，快速获取样本特征信息，减少算法训练时长。此外，局部约束机制可利用紧凑性图，有效保持各类内样本的邻域关系，若在变换学习的基础上，学习一个自适应权值对表示系数进行局部约束，可进一步提高图像类内表示的相似性，使学习到的字典更具判别性。所以，采用变换学习和局部约束机制加快训练效率，进一步提高字典判别性是一个值得研究的主题。

综上所述，在字典学习阶段，聚焦于稀疏表示系数，通过引入松弛矩阵和字典对模型提高对图像的表达能力以及编码系数的判别性；在特征编码阶段，引入变换学习和局部约束机制，可进一步提高算法训练效率及图像类内相似性，进而提升算法分类精度。因此，进行面向图像分类的局部约束和松弛标签一致性字典对学习算法的研究对提高图像分类精度具有重要研究意义。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 稀疏表示

稀疏表示，起源于压缩感知（Compressed Sensing, CS）。压缩感知理论的基本概念最早由 Donoho<sup>[1]</sup>提出，即 CS 理论指出，如果信号处于一个压缩状态或是由多数“0”、“1”构成的稀疏域，则该信号可由一些观测值高效率重构。相比前人所用的理论（如：奈奎斯特定理、香农定理等），压缩感知的测量值可以用少量的信息重构出原始信号。压缩感知理论框架图如图 1.1 所示。

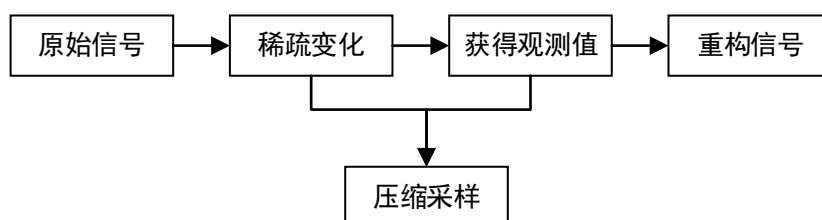


图 1.1 压缩感知理论框架图

Fig.1.1 Compressed sensing theory framework diagram

后 Baraniuk<sup>[2]</sup>对 CS 定义进行了具体分析，并对多种信号的重建方案的作了详细阐述，为 CS 理论提供了有力支撑，并为今后信号、图像等领域的相关研究提供了理论支持。稀疏表示（Sparse Representation, SR）<sup>[3]</sup>作为 CS 理论必不可少的基础，是解决图像处理方面难题的关键技术。SR 旨在从一个给定的超完备（矩阵的列数大于行数）字典中选取最小数量的原子进行线性组合，以完成对信号或者图像的高效表示，更有助于捕获二者的特征信息，进一步提高对信号和图像的加工处理效率。其中，比起完备字典来说，超完备字典一般是较为冗余的，在进行表示时，也会更趋向于稀疏化，即稀疏表示系数中多为 0 元素，非 0 值较少，且非 0 元素可以很好地表示该信号或图像与所选取原子之间的相关性，从而表达其潜在特征。多年来，在信号和图像处理等领域，稀疏表示理论一直被人们认为是最紧凑，且高效、简洁的表示形式。因其具有良好的降噪能力，可准确对信号和图像进行恢复、去除复杂信号的非重要信息等特性，备受众多学者的重视和青睐，被广泛应用于图像重构、盲源分离、图像分类、信号去噪和目标跟踪等图像处理领域。如今，许多科研机构（如 Adobe 研究院等）和高校（如中



国科学院大学等)都对信号或图像的稀疏表示进行深入研究,特别是在图像分类领域,每年会有不少关于稀疏表示的图像分类论文发表在一些如 ICASSP、ICIP 等重要国际会议或期刊上。

基于稀疏表示的图像分类算法本质上是通过字典学习的方式生成一个过完备字典,在该字典下对图像进行特征编码,得到对应的稀疏表示系数,计算重构误差来完成对图像的分类。因此,为提高图像分类的精度,研究如何学习一个判别性较强的字典完成对测试样本的重构至关重要。

### 1.2.2 字典学习

稀疏表示方法发展初期,一般使用原始样本数据集<sup>[4,5]</sup>或是已先定义好的一组基作字典。如果直接使用原始训练样本作为字典,由于稀疏子空间结构被噪声破坏,使得图像表示不准确,分类性能下降。此外,较大训练样本集也会使字典规模增大,从而增加字典学习算法的复杂度。然而,采用已先定义的、干净的样本作为字典,会忽略一些包含关键判别信息的有污染样本,从而导致图像分类效果较差的问题。因此,有必要从原始样本中学习一个快速且有判别性的字典。针对以上问题,研究者提出了许多关于字典学习(Dictionary Learning, DL)框架的图像分类方法,主要分为综合字典学习、分析字典学习和字典对学习三类模型。

#### (1) 综合字典学习模型(Synthesis Dictionary Learning, SDL)

综合字典学习模型通过对数据进行线性分解重构使误差最小化,从而得到相应的字典和表示系数。相比较其他两种模型来说,其研究比较成熟。根据是否使用标签信息,SDL模型可以分为以下两种:监督字典学习(Supervised Dictionary Learning)和无监督字典学习(Unsupervised Dictionary Learning)。SDL框架最早于1996年被Olshausen<sup>[6]</sup>等人提出,其中最具代表性两种算法是最优方向法(Method of Optimal Direction, MOD)<sup>[7]</sup>和K-means的扩展算法(K-means Singular Value Decomposition, K-SVD)<sup>[8]</sup>。MOD算法通过表示误差最小化来更新字典,是早期字典学习算法中收敛速度较快的一种算法。K-SVD算法是用来实现信号稀疏表示的一种算法,其主要寻找具有最佳表征性的字典。此外,Chen<sup>[9]</sup>等人提出一种基于混合噪声(拉普拉斯和高斯分布)的字典学习算法。以上三种算法都属于无监督算法,仅重视字典的表征能力而忽视其判别性。为在保持样本数据特征的同时提升所学字典的判别能力,不少研究者对判别字典学习(Discriminant dictionary learning, DDL)进行了研究。DDL是最具代表性的监督字典学习方法之一,利用学习到的字典对原始样本进行特征编码,然后通过表示系数或残

差进行图形分类。因此，编码系数和学习字典的辨别能力在 DDL 中起着重要的作用。从学习策略的角度来看，DDL 大致可以分为以下两类：共享类 DDL（Shared-class Discriminative Dictionary Learning, SHCDDL）和特定类 DDL（Specific-class Discriminative Dictionary Learning, SPCDDL）。

- 共享类判别字典学习(SHCDDL)

SHCDDL 算法将判别信息直接嵌入到目标函数中，以学习所有类的字典，利用该方法可将所有类的训练样本映射到一个子空间中。最为经典的两种共享类 DDL 算法分别是判别 K-SVD（Discriminative K-means Singular Value Decomposition, D-KSVD）算法<sup>[10]</sup>和标签一致性 K-SVD（Label Consistent K-SVD, LC-KSVD）算法<sup>[11]</sup>。这两种算法分别利用了分类误差和类标一致性来提高字典的判别性。Vu<sup>[12]</sup>等人提出了快速共享字典学习的图像分类方法，该方法可更直观地进行分类。Zhao<sup>[13]</sup>等人提出一种高效的稀疏正则化（Group Non-Convex Sparsity Regularized Partial Shared Dictionary Learning, GNCPSDL）算法，利用部分共享字典学习模型同时挖掘数据的一致性和互补性，以获取更具鉴别性和稀疏性的表示形式。此外，研究者还利用低秩表示（Low-Rank Representation, LRR）<sup>[15-17]</sup>模型和非负约束模型<sup>[14]</sup>来正则化编码系数，以提高字典学习的判别性能。其中，Gao 等人<sup>[16]</sup>提出一种基于鲁棒性较强的表示字典学习（Robust and Discriminative Low-rank Representation, RDLRR）算法，利用表示系数和图像误差的低秩性质捕获数据结构信息。Chen<sup>[17]</sup>等人提出一种自适应的低秩表示（Adaptive Low-rank Representation, ALRR）算法，将采用正交性约束的自适应字典学习策略集成到 LRR 中，使得该字典可以自适应地从原始数据中尽可能地学习更多判别性信息。然而，在实际应用中，同类图像表示并不完全相同，LRR 使用理想的“0-1”块对角线结构是不现实的。如果判别算法强制所有类内系数等于“1”，可能会忽略一些图像独有的特征信息，从而丢失部分有利于分类的结构信息，导致图像表示不精确。因此，如何充分利用图像独有特征的结构信息，提高编码系数的表示能力和字典的判别性是值得进一步深思和研究的关键问题。

- 特定类判别字典学习（SPCDDL）

SPCDDL 算法学习字典是针对每个类，一个类别可以获得其代表性特征信息，忽略类中少数样本。Fisher 判别字典学习（Fisher Discriminative Dictionary Learning, FDDL）<sup>[18]</sup>算法是众所周知的基于特定类的 DDL 算法，该算法学习了一个结构化字典，使用 Fisher 准则来约束表示残差和表示系数，缩小类内散射的同时，扩大类间间距。虽取得了良好的实验结果，但不能很好地表示字典原子与特征之间的关系。为此，

Liu<sup>[19]</sup>等人提出了一种特定类字典学习 (Class Specific Dictionary Learning, CSDL) 算法, 通过引入字典学习的对偶形式, 表示了基向量与原始图像特征之间的显式关系, 从而提高了学习字典的可解释性。为使学习的特定字典更加灵活, Abdi<sup>[20]</sup>等人根据分类任务的复杂性和不同类的分布提出一种基于熵的字典学习 (Entropy based Dictionary Learning, EDL) 算法, 动态地学习每个特定类的判别项和字典项的数量。Xu<sup>[21]</sup>等人提出了类特定字典结构稀疏表示算法, 为每个类学习特定类别字典来最小化类内图像之间的差异。虽说特定类 DDL 可以捕获不同原子的重建能力, 并能在一定程度上反映原子间的类间方差。然而, 仅仅利用类间特性是不够的, 因为每个特征向量总是随着特征域的变化而变化, 且这些变化可以降低分类决策的鲁棒性。相比之下, 原子的类内特征可以大大提高字典稀疏表示的紧凑性。因此, 提高类内相似性对 DDL 算法的分类性能至关重要。

为解决这一问题, Li 等人<sup>[22]</sup>提出了一种基于局域约束和标签引导的字典学习 (Locality-Constrained and Label Embedding Dictionary Learning, LCLE-DL) 分类算法, 该算法由基于局部约束和标签信息重构得到对图像分类有效的强判别性编码系数。Liu 等人<sup>[23]</sup>通过学习特定类的结构化字典, 提出 (Locality Constrained Dictionary Learning, LCDL) 算法, 该算法在保持数据集固有的局部几何特征的同时, 对类内邻域大小进行约束。Jing 等人<sup>[24]</sup>提出了一种同时考虑非负性和稀疏性约束的字典学习算法来对数据进行表示和划分。Gao<sup>[25]</sup>等人提出了一种拉普拉斯稀疏编码、超图拉普拉斯稀疏编码算法, 该算法通过使用图拉普拉斯编码使编码系数保持数据的局部性。这些方法表明, 添加局部约束机制是一种保持图像类内邻域关系、提高算法判别性的有效方法。

## (2) 分析字典学习模型 (Analysis Dictionary Learning, ADL)

上述字典学习方法都基于 SDL, 这些方法均对编码系数采用  $l_1$  正则化来得到稀疏解, 使目标优化变得更加复杂, 即计算成本高。针对这个问题, 研究者们又提出了一种分析字典学习方法。分析字典模型 (ADL) 是指: 信号经过恰当的数学变换, 将相应的字典投影、变换到一个稀疏子空间中, 且当字典已知时, 可通过与信号的内积操作获得稀疏表示。2013 年 Rubinstein<sup>[26]</sup>等人提出了一种 K-SVD 分析字典模型, 这为分析字典学习的发展做了开创性工作。Bian<sup>[27]</sup>等人提出了稀疏零空间搜索方法来寻找最优分析字典。由于这些方法都是针对学习分析字典的原始问题而提出的, 并没有对其分类性能方面进行拓宽。后来, Guo<sup>[28]</sup>等人在 SDL 中引入了一种三重约束的局部拓扑

损失函数来捕获数据中的判别几何结构，从而对图像进行分类。Wen<sup>[29]</sup>等人在分析字典学习中引入类结构信息，提出了一种计算效率高、高性能的结构性分析字典学习（Structured analysis dictionary learning, SADL）分类算法。Tang<sup>[30]</sup>等人提出了一种分布式结构化分析字典学习（Distributed Structured Analysis Dictionary Learning, DSADL），证明了分类鉴别能力和效率的同时，避免了较高的计算成本。所以，分析字典模型因只需通过一个高效的矩阵乘法进行编码，具有更快的计算效率备受研究者关注。

### (3) 字典对学习模型（Dictionary Pair Learning, DPL）

考虑到综合字典模型具有较好的信号、图像重构能力，一些该领域的研究者在分析字典中引入综合字典的思想，将两种字典集成到一个框架。2014年，Gu<sup>[31]</sup>等人联合学习综合字典和分析字典，提出了一种投影字典对学习(Projective Dictionary Pair Learning, PDPL)算法，以实现信号或图像的代表和识别。总的来说，DPL在精度和时间消耗方面都获得了比以往字典模型更好的性能，因此众多研究者对其判别性能做出了研究。Yang<sup>[32]</sup>等人提出了一种新的基于普遍性和特殊性的分析综合字典学习（Analysis-Synthesis Dictionary Learning for Universality-Particularity, ASDL-UP）分类算法，该算法在字典对学习的基础上共同利用了普遍性和特殊性表示的判别性来对图像进行分类。最近，Sun<sup>[33]</sup>等人同时学习局部自适应稀疏表示、鲁棒投影 DPL 和判别编码系数，并提出一种鲁棒自适应字典对学习（Robust Adaptive Dictionary Pair Learning, RA-DPL）算法。Zhang<sup>[34]</sup>等人提出一种双非相干自表达潜在字典对学习(Self-Expressive Locality-Adaptive Latent Dictionary Pair Learning, Slat-DPL)算法，将系数学习和显著特征提取集成到一个统一的模型中，从而最小化重构误差。因此，基于字典对学习的图像分类方法可充分发掘字典学习的判别能力，简化该字典下编码系数的计算复杂度。

### 1.2.3 图像分类

作为计算机视觉领域的核心任务，图像分类旨在使用特定的分类规则，为图像分配一个预先定义的标签，被广泛应用到生物医学<sup>[35,36]</sup>、卫星遥感<sup>[37-39]</sup>、军事安防<sup>[40]</sup>、工业生产<sup>[41,42]</sup>和园林造景<sup>[43]</sup>等众多领域。例如：卫星遥感领域：通过对卫星图像进行分类识别，可从中获取该卫星携带的耕地信息，使得各个政府等机关单位获取有效的土地资源；军事安防领域：对军事侦察图像的分类可提供准确的战术支撑和稳定的情报支援，建立安全高效的情报网，检测伪装或隐蔽目标；生物医学领域：通过医疗影像的自动分类，可辅助医生对病理进行分析判断，提高临床诊断的准确率以及癌症患

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/197034043016006136>