

**模式识别大作业**

题 目 基于SVM的MSTAR SAR目标识别

学 院 信息科学与工程

专 业 控制科学与工程

组 员 严爱俐

指导教师 赵海涛

**完成日期： 2018 年 10 月26日**

**模式识别作业报告——基于SVM的MSTAR SAR目标识别**

组员：严爱俐

刚开始接触模式识别课程，虽然对某些概念了解的并不是很透彻，但是在赵海涛老师的辛勤指导之下，让我对机器学习领域的一些算法有了些初步的了解，例如支持向量机、BP神经网络等。

经过一周的程序编写及调试，并尝试了对比通过BP神经网络和PCA进行降维，发现PCA算法来降维的效果会比BP神经网络降维的方法更好，从而使得识别精度有所提高。下面将详细说明我的解决过程。

**一、MSTAR SAR数据库简介**

MSTAR数据库，是采用美国国防高等研究计划署(DARPA)支持的MSTAR计划所公布的实测SAR地面目标数据。采集该数据集的传感器为高分辨率的聚束式合成孔径雷达，该雷达的分辨率为0.3m×0.3m。

本次实验使用的是BMP-2、BTR-70和T-72三类军事目标的SAR的原图像。其中每一类的训练集和测试集的数量大概在两百左右。其中的训练集和测试集是从不同方位、不同俯仰角下的采集的图像，而且有些图像可能还有树叶的影子、雾霾等情况下采集的，所以在进行特征提取之前，要先进行对图像进行处理，削弱外部因素对图像特征提取的影响。然后再进行PCA的特征提取，用支持向量机来训练，以形成分类器；最后用分类器来辨别不同的图像所属的类别。如果遇到分类器辨别不了的，需要借助PCA降维的方法，将高维的线性问题通过降维来处理，以求得较高的准确率。

**二、整体解决方案**

**2.1实验步骤**

目标识别一般包括四个过程，即图像的预处理、特征提取、特征选择和目标分类。预处理程序主要对图像进行相干斑噪声祛除、图像增强以及突出目标边缘轮廓等操作。不仅要考虑图像本身的特征，而且对于图像可能倾斜的角度、阴影等问题也要考虑在内。在预处理后特征提取过程，主要是针对具体的某一个对象，选出那些有价值的信息，从而能准确地描述对象。

分类器的基础都是BP神经网络，但在处理小样本的过程中，会存在过学习、泛学习的问题，从而导致分辨精度的下降。而支持向量机在解决小样本、非线性及[高维](http://baike.baidu.com/item/%E9%AB%98%E7%BB%B4)模式识别中表现出许多特有的优势，因而采用的是PCA算法进行特征选择，以形成一个最优集。

分类程序，顾名思义就是要把训练样本进行分类处理。首先借助目标分类器的分类识别功能把测试样本归类，然后依照统计结果计算识别率。这个过程可以类比于人的思考过程，借助计算机这个处理工具完成样本的分类。

**图1 实验流程**

实验流程一共涉及到两个部分：训练和测试识别，

训练过程:先读取训练数据，对图片信息进行预处理，即去噪和增强；分割提取出前景及阴影区域，再用PCA进行降维提取特征，然后将特征数据归一化进行训练，形成分类器的一个分类模型。

测试过程：先读取测试数据，对图片作预处理，再用PCA进行特征提取，然后也将特征数据归一化并送入已经训练好的支持向量机中，由SVM来判决识别结果。

**2.2预处理**

预处理主要目的是校正灰度，去除噪声，增强图像的有用信息，衰减不需要的信息，产生能使人们更加容易观察和识别的图像。

图1 原图与经过处理之后的图像

**2.3数据读入**

本次程序主要用Matlab编写，为进行数据训练及测试，必须读取对应的数据。本次实验读取数据要调用ReadPIC程序，首先将全部的图像都进行标签化处理，而输出的每一行便是每一张图像的灰度数据，将每一张图像的列向量转化成一个列向量输出，如图2所示：

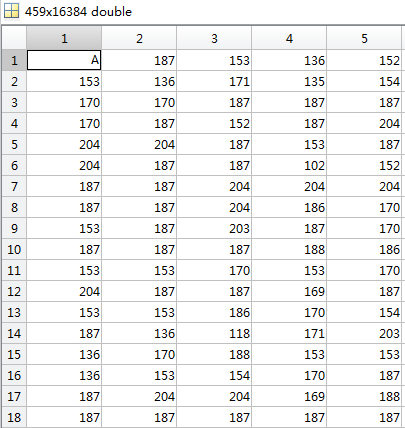


图2 图像转化成列向量

由于转换成的矩阵为459\*16384，在维数过大因而要借助PCA进行降维处理，使之投影到低维平面中，从而可以进行一系列的操作。

该部分Matlab程序如下所示：

代码如下：

|  |
| --- |
| function [f\_matrix,realclass]=ReadPIC(n\_classes,n\_pic,flag)  imgrow=128;imgcol=128;  global imgrow;  global imgcol;  realclass=zeros(n\_classes\*n\_pic,1);  f\_matrix=zeros(n\_classes\*n\_pic,imgrow\*imgcol);  for i=1:n\_classes  carpath\_train=strcat('.\SAR\_ATR\training\s',num2str(i),'\');  carpath\_test=strcat('.\SAR\_ATR\testing\s',num2str(i),'\');  for j=1:n\_pic  if flag==0  carpath=strcat(carpath\_train,num2str(j));  else  carpath=strcat(carpath\_test,num2str(j));  end  realclass((i-1)\*n\_pic+j)=i;  carpath=strcat(carpath,'.jpg');  img=imread(carpath);  img=rgb2gray(img);  f\_matrix((i-1)\*n\_pic+j,:)=img(:)';  end  end  end |

**2.3算法原理及程序实现**

PCA算法原理：

⑴ n个指标，每个指标有m个样本，将数据写成m行n列的矩阵形式；

⑵计算均值向量，对矩阵中的样本进行中心化处理，代入中心化处理的样本向量，求其协方差矩阵：

⑶直接求协方差特征值和特征向量有难度，可以转而求的特征值和特征向量。根据求得协方差矩阵的特征值及特征向量。

⑷求得的特征向量按其特征值大小进行降序排列，选取上面 个最大特征值对应的特征向量组成投影矩阵A 。

⑸将每个已中心化的训练图像Z向矩阵A投影，得到训练图像的降维表示。

由于所得的矩阵过大，所以我们进行主成分分析法特征提取前，要先对训练集进行降维处理。首先要对图像进行中心化处理，然后利用：

 （2-1）

来求得k个最大的特征值和特征向量。然后将特征向量单位化，由线性变换

pcaA=Z\*V (2-2)

将中心化的矩阵投影到低维空间的基中，其中V就是低维空间的基。

本段程序中写明要降维至40 维， 降维处理后的图像以8\*5 的矩阵形式表示出来，如下图3：



图3 经过预处理的图像降维

将图像降维之后，要显示变换空间的基向量，即单位特征向量。通过读取每一行的特征向量，从而显示低维中每个基组成的灰度图像。要使降维过后的属性具有可比性，但由于不同样本在降维过后的属性是不同的，因此要对样本进行特征数据规范化处理。对原来图像数据最大值和最小值定为1和-1，而其他的数据按照相应的比例进行缩放，使得所有数据的范围为（-1，1）内。

分类器的基础都是BP神经网络，但在处理小样本的过程中，会存在过学习、泛学习的问题，从而导致分辨精度的下降。而支持向量机在解决小样本、非线性及[高维](http://baike.baidu.com/item/%E9%AB%98%E7%BB%B4)模式识别中表现出许多特有的优势，所以对于如何将样本进行分类的问题，需要借助SVM的方法。

该部分的核心算法的Matlab程序实现代码如下：

PCA代码如下：

|  |
| --- |
| function [ pcaA,V] = fastPCA( A,k,mA)  m=size(A,1);  Z=(A-repmat(mA,m,1));  T=Z\*Z';  [V1,D]=eigs(T,k);  V=Z'\*V1;  for i=1:k  l=norm(V(:,i));  V(:,i)=V(:,i)/l;  end  pcaA=Z\*V;  end |

训练图像代码如下：

|  |
| --- |
| function recognition(mA,V,model,nclasses,npic)  global imgrow;  global imgcol;  select\_class\_num=str2double(cell2mat(inputdlg(strcat('请输入想要识别的SAR目标种类的编号(总共',num2str(nclasses),'类目标'))));  select\_img\_num=str2double(cell2mat(inputdlg(strcat('请输入此类目标的测试图片的编号(总共',num2str(npic),'张'))));  disp('读取选择的图片...')  select\_carpath=strcat('.\SAR\_ATR\testing\s',num2str(select\_class\_num),'\',num2str(select\_img\_num),'.jpg');  select\_img=imread(select\_carpath);  select\_img=rgb2gray(select\_img); select\_matrix=zeros(1,imgrow\*imgcol);  select\_matrix(1,:)=select\_img(:)';  select\_matrix=(select\_matrix-mA)\*V;  disp('规范化选择的图片...')  select\_matrix = scaling( select\_matrix,min(select\_matrix),max(select\_matrix));  disp('显示选择的图片...')  [select\_predict\_label,accuracy,decision\_values]=svmpredict(select\_class\_num,select\_matrix,model);  disp('你选择的图片...')  figure(2);  subplot(1,2,1);imshow(select\_img);title('ÄãÑ¡ÔñµÄÍ¼Æ¬');  subplot(1,2,2);  imshow(imread(strcat('.\SAR\_ATR\training\s',num2str(select\_predict\_label),'\',num2str(1),'.jpg')));  title('匹配的图片'); |

**2.4评定测试**

如前文所述，本次实验需要先对样本进行学习，从而能正确将图像分类。

而在对图像进行分类的过程中，由高维难处理的问题转化为要寻找一个最优超平面。其要满足以下两个要求：⑴ 两类样本完全正确地分开（保证经验风险最小）； ⑵ 分类间隔最大（保证置信范围最小）。从而使得线性可分的两类数据，到这个超平面的距离最大。

测试数据程序如下：

代码如下：

|  |
| --- |
| clc,clear  close all;  nclasses=3;  npic = 153;  global imgrow;  global imgcol;  imgrow=128;  imgcol=128;  disp('读取训练数据...')  [f\_matrix,train\_label]=ReadPIC(nclasses,npic,0);  disp('.................................................')  disp('训练数据PCA特征提取...')  mA=mean(f\_matrix);  k=40;  [train\_pcacar,V]=fastPCA(f\_matrix,k,mA);  disp('.................................................')  disp('显示主成分车...')  visualize(V,k)  disp('.................................................')  disp('训练特征数据归一化...')  disp('.................................................')  lowvec=min(train\_pcacar);  upvec=max(train\_pcacar);  train\_scaledcar = scaling( train\_pcacar,lowvec,upvec);  disp('SVM样本训练...')  disp('.................................................')  model = svmtrain(train\_label,train\_scaledcar,'-t 2 –g 0.46');  disp('读取测试数据...')  disp('.................................................')  [test\_cardata,test\_carlabel]=ReadPIC(nclasses,npic,1);  disp('测试数据特征降维...')  disp('.................................................')  m=size(test\_cardata,1);  for i=1:m  test\_cardata(i,:)=test\_cardata(i,:)-mA;  end  test\_pcatestcar=test\_cardata\*V;  disp('测试特征数据归一化...')  disp('.................................................')  scaled\_testcar = scaling( test\_pcatestcar,lowvec,upvec);  disp('SVM样本分类...')  disp('.................................................')  [predict\_label,accuracy,decision\_values]=svmpredict(test\_carlabel,scaled\_testcar,model);  disp('车识别模块')  disp('.................................................')  recognition(mA,V,model,nclasses,npic) ; |

**2.5调试及预测结果**

依据如下操作顺序实施：先是必不可少的预处理工作。然后对分割后的目标进行主成分提取，并对提取的特征做归一化处理。最后使用SVM 方法进行分类。实验中未经预处理时挑选出153 张训练图像，而经过预处理后图像识别精度提高挑选了162 作训练图像。对全部样本提取特征后进行归一化处理，将特征向量单位化，只有单位化才可以将同一量级上的进行相互比较。

根据上述步骤,可以得出如图4和5所示的结果:



图4 未经预处理的图片比较



图5经过预处理的图片比较

图6 未经预处理的实验结果（左）和 经过预处理的实验结果（右）

由图6可以明显看出经过预处理过后的图像识别率有所提高，所以对于图像的处理确实比较重要。

**三、小组分工**

程序设计及编写：严爱俐

程序调试：严爱俐

实验报告：严爱俐

**四、作业总结**

本次实验的数据并不是很大，但是通过对这种数据进行处理，加深了我对PCA算法的理解。同时对于处理一个现实问题，要考虑问题的多个方面。例如本文的问题，对于采样获得的数据对其先做一定的处理相当重要，后面的步骤都是以这一步骤为基础。不同的数据要做不一样的处理，对于现在热门的大数据问题，由于数据量是相当大的，为了节约时间成本，就需要对大量的数据做聚类处理，从而在一定程度上可以减小运算量。

这次的大作业增加了我对模式识别的兴趣，并且通过学习的知识可以处理现实问题，给了我非常棒的体验。感谢赵老师教学帮助，并且在作业过程中给了我们大家很多指导。

**附：文件说明**

本次附件一共包含有：

1 大作业报告；

2 最终的Matlab实现程序主程序码：sar.m

3 其他子程序：ReadPIC.m、fastPCA.m、visualize.m、recognize.m、scaling.m