基于svm人脸识别

摘要

第一章 引言

人脸是人类视觉中的常见模式，人脸识别在安全验证系统、公安(犯罪识别等)、医学、视频会议、交通量控制等方面有着广阔的应用前景。现有的基于生物特征的识别技术，包括语音识别、虹膜识别、指纹识别等，都已用于商业应用。然而最吸引人的还是人脸识别，因为从人机交互的方式来看，人脸识别更符合人们的理想。虽然人能毫不费力地识别出人脸及其表情，但人脸的机器自动识别仍然是一个具挑战性的研究领域，由于人脸结构的复杂性以及人脸表情的多样性、成像过程的光照、图像的尺寸、旋转及姿势的变化等，即使同一个人，在不同的环境下拍摄得到的人脸图像也可能不同。

从算法的实践看，人脸识别不同于很多经典的识别问题，经典的模式识别，譬如文字识别等要处理的是相对较少的类，同时每个类有大量的训练样本，人脸识别中通常处理的是有相当多的类，对于每个类则存在很少的样本（譬如身份照）识别算法必须在很少的样本中提取特征，通过训练进行人脸图像的匹配。

统计学习理论（Statistical Learning Theory,SLT）是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论,该理论针对小样本统计问题建立了一套新的理论体系。支持向量机是建立在统计学习理论基础上的解决两类问题的学习方法。我们的人脸识别系统采用特征脸技术得到的人脸特征向量表示人脸，然后转化为两类问，利用支持向量机进行分类对ORL人脸库进行了实验。

第二章 支持向量机

2.1 概述

支持向量机（Support Vector Machines,SVM）是在结构风险最小化基础上对两种不同类别的样本数据找到一个最优分类面的方法。

已知训练集，其中，，。

选择核函数和惩罚参数C，构造并求解最优化问题：





得最优解。

计算，可通过满足的样本（支持向量）求得。

解决上述问题后可得最优分类面函数：



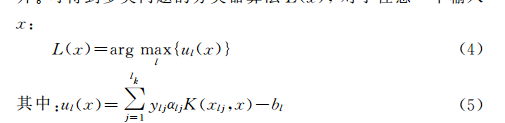
2.2 多类(k-类)分类SVM算法

多类问题的模式识别系统可以转化为两类问题，从而可以应用SVM方法。对于多类(k > 2)分类：

已知训练集，其中，，。-1为类的标志，构造一个决策函数,这个函数能将k类样本两两分开。最直观的方法是将多类问题看成一系列两类问题。可作两种考虑，一是“一对一”算法，即将每一类和其余的k-1类中的每一类构成两类，显然可以得到个分类面。二是“一对多”算法，即第个分类器为解由第类样本集合和剩下的类样本集合全体构成两类问题得到，可得到个分类面。

实验采用“一对多”算法，记第个算法为，对于类样本集合，找到二分类的SVM分类器(x)(即由SVM得到的第个分类函数)将和其他算法分开。得到多类的分类器算法，对于任意一个输入x:

{(x)}

其中：



支持向量机用于分类,构造的复杂程度取决于支持向量的数目,而不是特征空间的维数,这就有效地解决了人脸识别中非线性与维数问题.图1为 SVM分类构造图。



图1 SVM分类构造图

第三章 人脸特征提取

3.1 图像库

ORL人脸库（Olivetti Research Laboratory人脸数据库），诞生于英国剑桥Olivetti实验室。

ORL人脸数据库由该实验室从1992年4月到1994年4月期间拍摄的一系列人脸图像组成，共有40个不同年龄、不同性别和不同种族的对象。每个人10幅图像共计400幅灰度图像组成，图像尺寸是92×112，图像背景为黑色。其中人脸部分表情和细节均有变化，例如笑与不笑、眼睛睁着或闭着，戴或不戴眼镜等，人脸姿态也有变化，其深度旋转和平面旋转可达20度，人脸尺寸也有最多10%的变化。

3.2 人脸特征数据提取

人脸识别中应用最广的技术是Eigenface(特征脸方法)技术，通过Karhunen-Loeve 变换(简称K-L变换)，将图像数据映射到特征空间上，也就是通过主成分分析(Principle Components Analysis,PCA)方法达到降低维数的目的，得到人脸的特征数据。

3.2.1 数据预处理

此次试验采用的实验数据是ORL人脸数据库，已经经过处理可使用于人脸识别的应用。

3.2.2 计算特征脸

设人脸图像f(x,y)为二维灰度图像,用维向量表示。人脸图像训练集为,其中为训练集中图像总数。这幅图像的平均向量为:



对训练样本规范化,即每个人脸与平均人脸的差值向量:

其中列向量表示一个训练样本。

训练图像由协方差矩阵可表示为:



其中训练样本维矩阵

特征脸由协方差矩阵的正交特征向量组成。对于维人脸图像,协方差矩阵的大小为×,对它求解特征值和特征向量是很困难的,由此引入奇异值分解定理来解决维数过高的问题。

3.2.3 奇异值分解定理

奇异值分解定理( Singular Value Decomposition简称SVD定理)原理表述如下:

其中是一个秩为的维矩阵,则存在两个正交矩阵：

以及对角矩阵



且

满足下试:



其中: 为矩阵和的非零特征值, 与分别为和对应于的特征向量。上述分解称为矩阵的奇异值分解（简称SVD），为的奇异值。

由上述定理可以得到一个推论:



由于协方差矩阵,故构造矩阵:  ,容易求出其特征值及相应的正交归一特征向量。有上述推论可知，的正交归一特征向量为:

这就是图像的特征向量,它是计算低维矩阵的特征值和特征向量而间接求出来的。实际上个特征值足够用于人脸识别。因此仅取的前个最大特征值的特征向量计算特征脸。

3.2.4 特征向量的选取

我们总共得到了（训练样本数目）个特征向量。虽然比小很多。但通常情况下，仍然会太大。根据应用的要求，并不是所有的都有很大的保留意义。

考虑到使用变换做为对人脸图像的压缩手段，可以选取最大的前个特征向量，使得：



在实际中，可以选择，或者自定义的其他值。这说明样本集在前个轴上的能量占到整个能量的90%以上。

3.2.5 基于特征脸的人脸识别

基于特征脸的人脸识别过程由训练阶段和识别阶段两个阶段组成。在训练阶段,每个已知规范化后的人脸映射到由特征脸张成的子空间上,得到维向量:

其中，，为人脸数目。

在识别阶段,首先把待识别的图像规范化后的人脸映射到特征脸空间，得到向量：



其中，为降维之后的向量，

第四章 试验及分析