

学校编码: 10384

分类号 _____ 密级 _____

学 号: 23020121152944

UDC _____

厦 门 大 学

硕 士 学 位 论 文

基于多任务学习的行为识别研究

Research on Action Recognition Based on Multi-task

Learning Methods

吴玉想

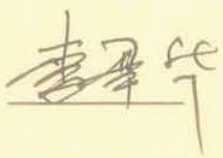
指导教师姓名: 王其聪 副教授

专业名称: 计算机应用技术

论文提交日期: 2015 年 4 月

论文答辩时间: 2015 年 5 月

学位授予日期: 2015 年 月

答辩委员会主席: 

评 阅 人: _____

2015 年 5 月

2015 年 5 月

厦门大学博硕士学位论文摘要库

厦门大学博硕士学位论文摘要库

厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下，独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果，均在文中以适当方式明确标明，并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范（试行）》。

另外，该学位论文为（ ）课题（组）的研究成果，获得（ ）课题（组）经费或实验室的资助，在（ ）实验室完成。（请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称，未有此项声明内容的，可以不作特别声明。）

声明人（签名）：吴玉坤

2015年5月21日

厦门大学博硕士学位论文摘要库

厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

() 1. 经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，
于 年 月 日解密，解密后适用上述授权。

() 2. 不保密，适用上述授权。

(请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。)

声明人（签名）：吴玉坤

2015年5月21日

厦门大学博硕士学位论文摘要库

摘要

多任务学习是机器学习和数据挖掘研究领域的前沿课题。多任务学习的目标是通过利用多个相关任务之间的内在相关性,来提高其泛化能力。在许多现实分类问题中,多任务学习已被证明相比于传统单任务学习更有效。比如,在智能交通上,生物信息学,web 搜索排名,疫苗设计等等。但在一些真实应用中,多任务中存在不相关(异常)任务。与此同时,对具有高维特征的训练样本进行多任务学习时,特征维度往往是远大于训练样本的。为了同时解决多任务学习中的异常任务问题和特征选择问题,因此本文对多任务学习展开研究。本文的主要工作和贡献有三个方面:

1) 我们把多任务学习的思想和属性学习的思想结合起来应用于人体行为识别问题。采用多任务学习方法来研究目标任务和属性任务之间的联系,并且充分利用其关系对行为识别问题进行建模,得到多任务行为识别模型。实验结果表明,我们的方法表现出了很强的竞争力。

2) 在实际的行为识别应用中,基于迹范数正规化的多任务学习能够很好的学习任务之间的相关性,但训练出来的模型参数是稠密的,所以模型特征不具有较好的判别能力。为了解决这个问题,我们在模型参数训练过程中引入稀疏项,选出原始特征空间中具有较好判别能力的特征。为了快速实现上述低秩非光滑凸优化问题求解,我们引入自适应惩罚线性交替方向法,从而提高多任务行为识别的性能。

3) 在绝大多数的多任务行为识别方法中,它们假设所有的任务是相关的。但许多多任务行为识别方法存在异常任务。为了解决多任务学习问题中的异常任务问题,我们提出了基于任务相关结构的多任务行为识别。首先,我们可以通过流形学习构图法来构建任务权重相关图,该图能够详细描述任务之间的相关关系,并且能够识别异常任务。然后,结合稀疏项作为多任务学习的约束项对多任务进行学习。最后,针对相关的不光滑凸优化问题,我们采用 APM 求解。

关键词: 多任务学习; 异常任务; 行为识别; 属性学习

厦门大学博硕士论文摘要库

Abstract

Multi-task learning (MTL) is a hot topic in the field of machine learning and data mining. The goal of MTL is to improve its generalization performance by using the intrinsic relationships among multiple related tasks. MTL has been proven to be more effective than the traditional single task learning on many real-world problems. For example, the intelligent transportation, bioinformatics, web search rankings, vaccine design etc. However, in many real applications, there are some irrelevant (outlier) tasks among multiple related tasks. At the same time, when the training samples with high-dimensional features are trained by using MTL method, the number of feature dimension is much larger than the number of training samples. To simultaneously solve the problems of feature selection and outlier tasks in MTL. Therefore, MTL have been primarily researched in this paper. There are mainly three contributions:

1) We combine the idea of MTL and the idea of attribute learning to human action recognition problem. We utilize MTL method to research the relationships between target tasks and attribute tasks, and take advantage of its relationships to model the human action recognition problems for obtaining multitask action recognition model. The experimental results show that the proposed method is competitive to other baseline method.

2) In practical action recognition applications, MTL based on the trace norm regularized can well learn the intrinsic relationships among multiple related tasks, but trained model parameters are dense, so the feature of model does not have good discriminant ability. To solve the problem of feature selection in MTL, we introduce the sparse item in the process of training model parameters to select high discriminative features from the original feature space. To quickly solve the low rank non-smooth convex optimization problem, we introduce the adaptive penalty linear alternating direction method to improve the performance of multi-task action recognition.

3) In many MTL action recognition methods, they assume that all tasks are related while some other tasks are irrelevant (outlier). To solve the problem of outlier tasks in MTL, We propose a MTL action recognition method based on sparse structure and weight related graph. First, we can construct the weight related graph by using weight adjacency graph, this graph can describe the intrinsic relationships among multiple related tasks in detail, and has ability to identify outlier tasks. Then, we combine the weight related graph and sparse norm as a constraint term of MTL to multi-task learning. Finally, this method is a non-smooth convex optimization problem, we adopt APM method to solve this optimization problem.

Keywords: Multi-task Learning; Outlier Task; Action Recognition; Attribute Learning

目录

第一章 绪论	1
1.1 课题背景和研究意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 本文的主要内容和章节安排	7
第二章 多任务学习方法简介	9
2.1 多任务学习简介	9
2.2 经典多任务学习方法	10
2.2.1 基于共享隐藏节点的神经网络多任务学习方法	11
2.2.2 正则化和核方法的多任务学习方法	12
2.2.3 基于迹范数的多任务学习方法	12
2.3 迁移, 多任务和多标签学习关系	13
2.3.1 迁移学习	13
2.3.2 多任务学习	13
2.3.3 多标签学习	14
2.4 本论文的研究工作	14
第三章 基于稀疏低秩结构的多任务行为识别	17
3.1 引言	17
3.2 多任务行为识别框架	20
3.3 LADMAP 方法求解优化问题	21
3.3.1 交替方向法(ADM)	21
3.3.2 线性交替方向法 (LADM)	22
3.3.3 自适应惩罚	23
3.4 实验结果和分析	24
3.4.1 实验数据和基准方法	24
3.4.2 实验结果比较	26

3.4.3 属性任务对目标任务的影响.....	29
3.4.4 属性-类矩阵对识别结果的影响	30
3.5 本章小结.....	32
第四章 基于任务相关结构的多任务行为识别	33
4.1 引言.....	33
4.2 我们提出的多任务行为识别框架.....	35
4.2.1 任务权重相关图的构建.....	37
4.2.2 高维特征选择.....	38
4.2.3 鲁棒多任务行为识别方法.....	39
4.3 APM 方法求解优化问题	40
4.3.1 邻近算子.....	40
4.3.2 计算邻近算子.....	41
4.4 实验结果和分析	43
4.4.1 实验数据和基准方法.....	43
4.4.2 实验结果比较.....	45
4.4.3 参数变化对识别结果的影响.....	48
4.4.4 属性任务的对目标任务的影响.....	49
4.4.5 属性-类矩阵对识别结果的影响	50
4.4 本章小结	52
第五章 总结与展望	53
5.1 工作总结	53
5.2 工作展望	54
参考文献.....	55
{ TC Publications \ 1 }攻读硕士学位期间发表论文及科研情况	65
致谢.....	67

Content

Chapter1 Introduction	1
1.1 Background and Significance of this Subject.....	1
1.2 Research Status	2
1.3 Arrangement of Chapters and Sections	7
Chapter2 Introduction of Multi-task Learning Method.....	9
2.1 Introduction of Multi-task Learning.....	9
2.2 Classic Multi-task Learning Method	10
2.2.1 Sharing Hidden Nodes in Neural Network	11
2.2.2 Learning Multiple Tasks with Regularization and Kernel Methods	12
2.2.3 Trace Norm based Multi-task Learning Method.....	12
2.3 Relation to other Learning Methods	13
2.3.1 Transfer Learning.....	13
2.3.2 Multi-Task Learning	13
2.3.3 Multi-Label Learning.....	14
2.4 Main Work and Contributions	14
Chapter3 Sparse and Low-rank based Multi-task Action Recognition Method	17
3.1 Introduction.....	17
3.2 The Proposed Formulation	20
3.3 LADMAP for Solving Optimization Problems.....	21
3.3.1 The Alternating Direction Method (ADM).....	21
3.3.2 Linearized ADM (LADM).....	22
3.3.3 Adaptive Penalty	23
3.4 Experimental Results and Analysis	24
3.4.1 Experimental Data and Baseline	24
3.4.2 Comparison of the Experimental Results	26

3.4.3 Influence of Attribute Task	29
3.4.4 Influence of Class-attribute Matrix	30
3.5 Summary.....	32
Chapter4 Tasks Related Structures based Multi-task Action Recognition Method.....	33
4.1 Introduction.....	33
4.2 The Proposed Formulation	35
4.2.1 Task Weight Related Graph Construction.....	37
4.2.2 High-dimensional Feature Selection.....	38
4.2.3 Robust Multi-task Action Recognition Method.....	39
4.3 APM for Solving Optimization Problems	40
4.3.1 Proximal Operator.....	40
4.3.2 Proximal Operator Computation.....	41
4.4 Experimental Results and Analysis	43
4.4.1 Experimental Data and Baseline.....	43
4.4.2 Comparison of the Experimental Results	45
4.4.3 Influence of Parameters Variances.....	48
4.4.4 Influence of Attribute Task	59
4.4.5 Influence of Class-attribute Matrix.....	50
4.4 Summary.....	52
Chapter5 Conclusions and Future Work	53
5.1 Conclusions.....	53
5.2 Future Work	54
References	55
Publications	65
Acknowledgement.....	67

厦门大学博硕士学位论文摘要库

Degree papers are in the “[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)”.

Fulltexts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to etd@xmu.edu.cn for delivery details.