

毕业论文

**基于SpringBoot和Vue.js的校园配送管理平台的设计与实现**

|  |  |
| --- | --- |
| 院 别 | 计算机与通信工程学院 |
| 专业名称 | 计算机科学与技术 |
| 班级学号 | **1801 - 20168874** |
| 学生姓名 | 姚新又 |
| 指导教师 | 王和兴 |

**2022**年5月

**郑 重 声 明**

本人呈交的学位论文，是在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果，所有数据、图片资料真实可靠。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确的方式标明。本学位论文的知识产权归属于培养单位。

本人签名： 日期：

基于SpringBoot和Vue.js的校园配送管理系统的设计与实现

摘 要

本文所实现的是基于SpringBoot和Vue.js的校园配送管理系统，旨在为本人目前运营的NEUQer微生活在线商城提供一个配套的物流配送管理系统。本系统针对目前自建在线商城无法实现消费者一次下单，每日配送的月订服务商品的物流配送管理难题，通过将自建商城的原始订单导入到本平台，进而对需要每日配送的订单进行到店自提管理，配送管理以及提供对应的物品回收功能。通过使用本系统，可以减少门店运营人员的工作压力，解决商城订单管理混乱，配送货和自提登记不及时，漏送和送错等难题，有效的缓解自建商城在最后一公里上的运营成本，提升物流配送质量和消费者满意度。

本系统为在线商城系统配套的订单物流配送管理系统。服务端为web端，用户和系统管理者通过浏览器即可访问和操作后台数据，登录系统后，系统管理员需要将商城的订单同步到本系统中，系统用户可以在本系统内进行订单的管理，订单信息修改，数据导入导出，到店自提登记，物流配送以及物品归还登记等功能。系统管理员具有系统用户所有权限，可以给用户分配账号和密码，分配对应的菜单权限等操作。

本系统采用BS架构，以网站为载体进行设计，其页面设计基于Vue.js框架，以及Vuex、ElementUi等Vue生态相关产品。该系统的后端统一采用SpringBoot进行开发，使用MySQL数据库存储系统中的数据，使用MyBatis-Plus插件进行数据持久化，使用EasyExcel实现数据的导入和导出，同时根据订单物流配送的实际流程进行需求分析并采用黑盒测试和白盒测试对系统的各种功能进行了测试，保障系统稳定运行。

关键词**：**在线商城，SpringBoot，Vue.js，MySQL，配送管理

**Design of Unsupervised Adversarial Domain Adaptation Algorithm Based on Fine-grained Domain Discriminative Information**

（Times New Roman体，粗体，小三号，居中；行间距1.5倍，段前段后0.5行，英文题目中所有实词首字母大写）

**Abstract**

（Times New Roman体，粗体，三号，居中；行间距1.5倍，段前段后0.5行）

Traditional machine learning algorithms assume that training data and test data are in the same feature space and distribution, which is often difficult to meet in practice. When faced with the new demands, researchers on traditional machine learning must collect a sufficient amount of data with high-quality annotations from new fields. And the model should be retrained on the new dataset. To this end, the transfer learning proposes to use the knowledge learned in the original domain to help the model better complete the learning in the new domain.（Times New Roman体，小四号）

**Key words:** Domain Adaptation, Transfer Learning, Adversarial Learning, Deep Learning, Image Classification

**（**关键词Times New Roman体，“Key words：”小四号，粗体；段前与摘要间隔一行**）**

目 录

（黑体，三号，居中，两字间空四格或空4个全角字符）。目录的一级标题为黑体，小四号，二三级标题为宋体，小四号，所有数字及英文皆为小四号Times New Roman体。行间距为1.5倍。标题文字与阿拉伯题号之间空一格或空1个半角字符）

[1 绪 论 1](#_Toc41257989)

[1.1 研究背景 1](#_Toc41257990)

[1.2 国内外研究现状 2](#_Toc41257991)

[1.2.1 传统迁移学习方法 2](#_Toc41257992)

[1.2.2 深度迁移学习方法 3](#_Toc41257993)

[1.2.3 深度对抗迁移学习方法 4](#_Toc41257994)

[1.2 研究意义与内容 5](#_Toc41257995)

[1.3 论文组织 7](#_Toc41257996)

[2 无监督域适应问题综述 9](#_Toc41257997)

[2.1 基本术语介绍 9](#_Toc41257998)

[2.2 UDA问题定义 10](#_Toc41257999)

[2.3 总体思路 1](#_Toc41258000)3

[2.4 本章小结 1](#_Toc41258001)5

[3 基于细粒度领域判别信息的对抗式领域自适应算法 1](#_Toc41258002)6

[3.1 深度域适应网络 1](#_Toc41258003)6

[3.1.1 术语介绍 1](#_Toc41258004)7

[3.1.2 深度网络的可迁移性 1](#_Toc41258005)8

[3.1.3 基本思路与核心方法 19](#_Toc41258006)

[3.2 对抗式深度域适应网络 1](#_Toc41258007)9

[3.2.1 对抗迁移学习的理论证明 21](#_Toc41258008)

[3.2.2 基本思路与核心方法 22](#_Toc41258009)

[3.3 基于细粒度领域判别信息的对抗式域适应网络设计 23](#_Toc41258010)

[3.3.1 特征域适应 24](#_Toc41258011)

[3.3.2 分类器域适应 25](#_Toc41258012)

[3.3.3 损失函数与优化 27](#_Toc41258013)

[3.4 本章小结 28](#_Toc41258014)

[4 实验设计与结果分析 29](#_Toc41258015)

[4.1 数据集与迁移任务介绍 29](#_Toc41258016)

[4.1.1 10分类数字识别数据集 Digits 30](#_Toc41258017)

[4.1.2 31分类物体识别数据集 Office-31 31](#_Toc41258018)

[4.2 实验设计 32](#_Toc41258019)

[4.2.1 实验环境 32](#_Toc41258020)

[4.2.2 数据集预处理 33](#_Toc41258021)

[4.2.3 模型参数 35](#_Toc41258022)

[4.2.4 训练流程 37](#_Toc41258023)

[4.2.5 参与比较的复现模型 40](#_Toc41258024)

[4.3 实验结果与分析 41](#_Toc41258025)

[4.4 本章小结 44](#_Toc41258026)

[结 论](#_Toc41258027) 45

[致 谢 47](#_Toc41258029)

[参考文献 48](#_Toc41258030)

[附 录 50](#_Toc41258031)

[附录A 51](#_Toc41258032)

# 1 绪 论

（一级标题，黑体，三号，居中。各级标题文字与标题编号之间空1格或空1个半角字符；各级标题与正文之间的段前段后皆为0.5行。各级标题处不得引用参考文献。二、三级标题左对齐，标题的阿拉伯数字编号之间用半角实心下圆点 “.”相隔，最末级编号之后不加点。标题分级编号分至三级，再分可用(1)、(2)……，(a)、(b)……等。绪论一般不少于2000字）

**每个章节不得少于5页，“绪论”二字中间空3格**

## 1.1 引言

当前我国的电子商务行业高速蓬勃发展，网络购物发展成为了主流的购物方式。目前主流的购物平台服务模式基本采用线上下单，物流或线下配送的模式，基本不允许一个订单多次进行配送，但是对于一些产品如：鲜奶，生鲜果蔬等需要提供一次下单，多次配送的产品来说，依托于主流在线购物平台提供的物流配送管理系统并不能满足这些产品的配送需求，需要商家通过自己对这些订单进行进一步整理，只能通过其他手段对多次配送的信息进行记录，因此本文以一次下单，多次配送的物流配送管理为课题，通过对目前自建在线商城中的鲜奶月订在东北大学秦皇岛分校内的配送管理为研究基础，设计和实现针对一次下单，多次配送的高校物流管理系统。

（正文中括号统一为全角宋体），。[1,3-4]。

（正文部分，宋体，小四号；数字和字母为 Times New Roman体，首行缩进2字符，行间距为1.5倍行距；正文两端对齐；参考文献在文中引用地方标注，并按顺序进行编号，文献引用编号一般采用上标）

## 1.2 课题背景

然而现实中的情况往往是，需要真正应用的测试集与训练集具有不同的数据分布，这就要求设计与训练的模型能具有强的泛化能力，这也正是传统机器学习经常要解决的核心问题之一。但是，更多情况下，真正的数据环境除了数据的分布不同之外，数据的特征空间也有可能不同，对于分类型的学习任务来说，甚至数据的类别空间与类别的分布也会不同。这就导致了传统的机器学习的泛化性能无法解决这样巨大的差异，传统的机器学习只有重新收集训练数据，设计适应数据的新的模型结构，并花费大量资源训练模型才能达到预期的性能效果。这就又出现了以下几个新的问题：

(1) （第一级项标，括号、数字为Times New Roman，空1格（半角），首行缩进2字符，行间距为1.5倍；两端对齐；）重新收集数据在现实中往往对应着巨大的消耗。一方面，数据的获取需要时间与人力资源的消耗。另一方面，为了最终得到高质量的数据，又需要对数据进行清洗与人工标注。甚至当无法获取任何有标签的数据的时候，传统机器学习的无监督学习方法往往由于信息的缺失而无法取得预期的效果。

(a) （第二级项标，第一级项标，括号、字母为Times New Roman，空1格（半角），首行缩进2字符，行间距为1.5倍；两端对齐；）

1) 第三级项标，括号、数字为Times New Roman，空1格（半角），首行缩进2字符，行间距为1.5倍；两端对齐；

(b) …………

(2) 应用场景的每次变动，都将导致数据域发生变化。为此，针对每个场景，都需要重新进行一次完整的传统机器学习。

### 1.3 国内外研究现状

迁移学习领域自适应问题中，传统迁移学习方法通过与深度网络结合，普遍取得了超越以往的性能提升。目前，深度迁移学习方法是该领域内的主流方法，其中对抗式的深度迁移学习方法是近年来最为热门的研究方向。

1.4 课题意义

根据迁移学习领域最权威的综述文章[1]，迁移学习可以被分为四种基本方法，分别是基于样本的迁移，基于模型的迁移，基于关系的迁移以及基于特征的迁移[2, 3]。

基于样本的迁移学习方法根据一定的权重生成规则，通过对数据样本进行重用来进行迁移学习。

1.5 研究意义与内容

迁移学习是机器学习领域的一个重要分支。因此，其应用并不局限于特定的领域。凡是满足迁移学习问题情景的应用，迁移学习都可以发挥作用。这些领域包括但不限于计算机视觉、文本分类、行为识别、自然语言处理、室内定位、视频监控、舆情分析、人机交互等。

1.6 论文组织结构

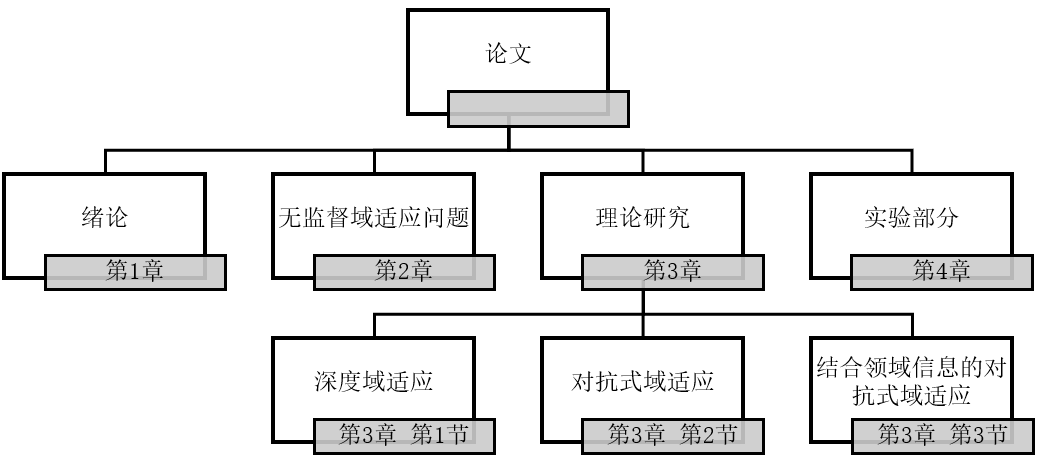


图 1.1 论文组织结构图

第1章绪论，阐明了本文的研究背景，概括了该领域国内外主要的研究成果，阐明了本文做出的主要贡献，最后对于本文的工作内容跟进行了简明扼要的概括和整理。

第2章是无监督域适应问题的综述。首先对迁移学习的基础概念进行了介绍，并使用形式化语言对无监督领域自适应（Unsupervised Domain Adaptation，UDA）（对于第一次出现的英文缩写，要给出完整信息及缩写，括号、标点采用全角，后续文中涉及相同名词可以直接采用缩写）问题进行了定义，便于之后的模型建模与分析。最后，从如何度量相似性和如何利用相似性这两个角度，概括表述了解决UDA问题的总体思路，即减小源域和目标域的距离。

第3章旨在详述本文提出的考虑领域判别信息的对抗式领域自适应方法。首先从深度领域自适应网络入手，对领域自适应问题与深度学习的交叉领域方面的术语做了简单介绍，接着从业内一致认同的实验数据对深度网络的可迁移性进行论证，简述了深度领域自适应迁移学习的基本思路与核心方法。之后，在深度领域自适应网络的基础上，介绍加入了对抗学习GAN网络的对抗迁移学习。首先介绍对抗学习的理论支撑，即减小领域判别损失能够增大特征提取器提取的特征的相似性的公式推导，接着总结了对抗式深度领域自适应网络的基本思路与核心方法。并在无监督深度对抗领域自适应网络的基础上，提出了细粒度领域判别器，相较传统的领域判别器仅能给出数据属于源域的概率，细粒度领域判别器能给出数据在类别情况下属于源域的概率，进一步对特征的进行了领域适应。又通过结合该判别器输出的带有类别的判别信息，在深度对抗领域自适应网络的分类器部分进行分类器的自适应，使分类器迁移时能考虑到特征的类别域属性。

第4章属于实验环节，首先对数据集与将要进行的迁移任务进行介绍，接着详述了实验设计中各类参数，包括实验环境、数据集预处理过程、模型参数设置与具体的训练流程，方便其他研究者复现。最后再实验结果与分析部分，通过在统一的Pytorch（专用名词按照统一认知的规范书写）平台复现四篇顶会论文模型，检测了实验设计与环境模拟的可信程度。最终将本篇提出的模型算法在该平台上进行多次实验，其结果与该领域经典论文和最新论文结果进行对比，取得了当前较高的性能。

（章节末尾插入分节符并另起一页）

# 2 无监督域适应问题综述

迁移学习的核心是要找到域与域之间的相似性或者不变量，这主要有两个方面的难题需要解决。一方面是如何度量出这种相似性，另一方面是如何利用这种隐含的相似性以完成迁移学习。

2.1 UDA问题定义

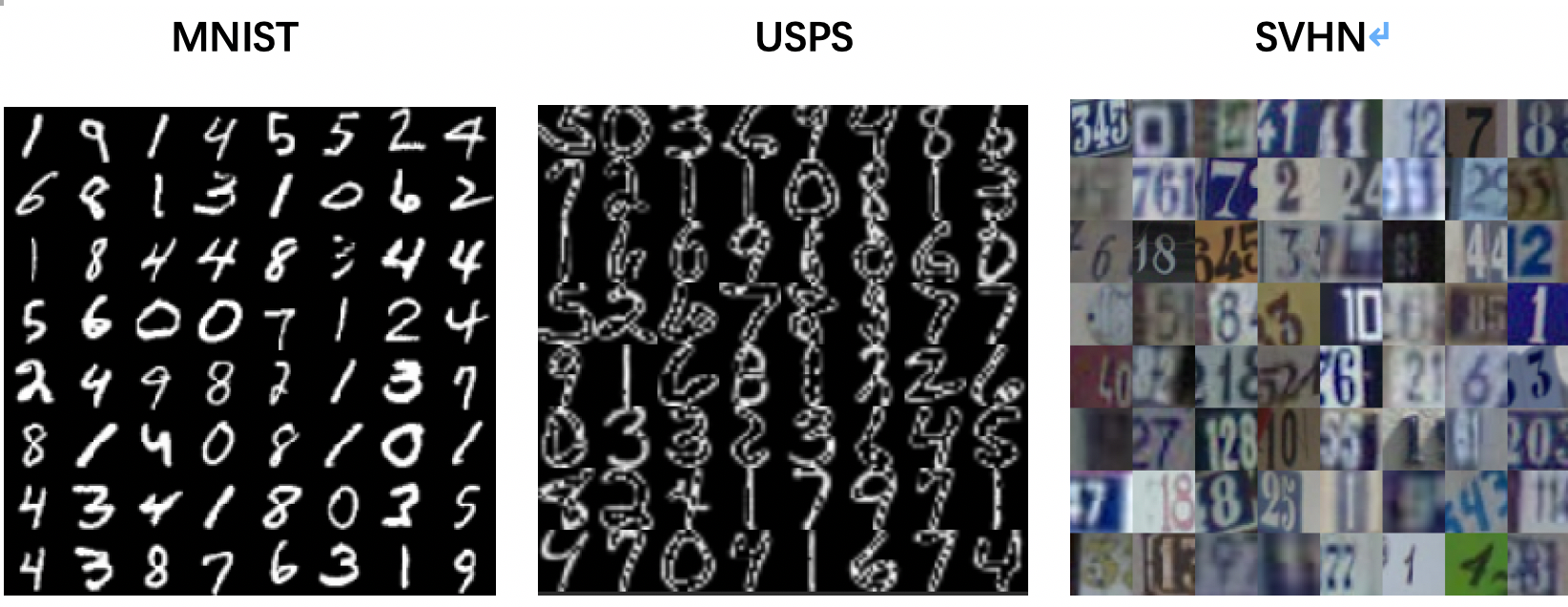


图 2.1 手写数字识别数据集之间的领域自适应迁移学习任务

(如需括号表达单位及注释，括号为半角，多行图题间距为单倍行距)

（图题由图号和图名组成。图题居中置于图下，宋体，五号，数字字母Times New Roman体，五号。若有图注或其他说明时应置于图题之上，用小五号宋体。图名在图号之后空2格或2个半角字符。引用图应说明出处，在图题右上角加引用文献号。图与图题为一整体，不得拆开排写于两页。图题编号为每章分开编写，按顺序编排，第一章从1.1起，第二章从2.1起。图中文字建议为5号，以清晰和美观为主。 图、图题必须去掉首行缩进后再居中）

图2.1展示了两个数字识别数据集之间的迁移任务。两个数据集上的学习任务均属于分类任务，若使用传统机器学习方法，针对每个数据集，均需要使用该数据集上的有标签数据进行有监督分类学习，训练出一个能对输入数据（此为图像矩阵）进行分类的分类器。因此，传统机器学习需要进行两次训练，若面对新的数据域，则需要重新在新数据域内训练。

2.4 本章小结

本章首先对迁移学习的基础概念进行了介绍，并使用形式化语言对无监督领域自适应问题进行了定义，便于之后的模型建模与分析。最后，从如何度量相似性和如何利用相似性这两个角度，概括表述了解决UDA问题的总体思路，即度量源域与目标域的相似性并使用迁移学习方法增大该相似性。

（自第二章起，每章要在最后总结，即有本章小结）

# 3 基于细粒度领域判别信息的对抗式领域自适应算法

深度网络的微调可以帮助节省训练时间，提高学习精度。但是微调有它的先天不足，它无法处理训练数据和测试数据分布不同的情况。

3.1 对抗式深度域适应网络

生成对抗网络GAN[12]（Generative Adversarial Nets）是目前人工智能领域最炙手可热的概念之一。由此发展而来的对抗网络，也成为了提升网络性能的利器。本小节介绍深度对抗网络用于解决迁移学习问题方面的理论支撑，基本思路以及核心方法。

### 3.2.1 对抗迁移学习的理论证明

我们首先给予UDA问题上的学习误差定义：

 (3.1)

（公式应另起一行右对齐后利用空格将公式居中，统一用公式编辑器编辑，推荐mathtype、AxMat或word自带公式编辑器。公式较长时应在“=、+、-、×、÷”前转行，若在等号前转行，则采用等号对齐方式；若在其他符号前转行则转行后这些符号在行首；公式的编号采用圆括号括起来放在公式右边行末，公式序号按章编排，如第3章第2个公式序号为“(3.2)”，编号括号半角，数字为Times New Roman）

其中，假设类是用来判断数据是来自于源域还是目标域，而即是假设类进行正确判断的概率值的最小的上界。的值越大，表明假设类能正确区分数据的来源的概率越大，也正表明了源域和目标域的距离（区别）越大以至于假设类能够较为容易地进行区分。作者证明了，对于一个对称的二分类，可以通过以下方式进行计算：

 (3.3)

3.2 损失函数与优化

分类器具有两个部分的输入：一是经过特征自适应后提取的数据特征，二是细粒度判别器输出的数据在各类别上判定属于源域的概率向量。两个输入数据分别通过fc1和fc2全连接层后被映射到新的空间，在此维度空间内相加后再通过fc3全连接层与softmax层后得到最终分类的预测概率向量。此结合了领域信息的分类器可以被如下定义：

为了达到更高的准确率，应用领域自适应迁移学习方法来更有效地利用源域的知识，能够有效地提高迁移后算法模型的性能。

表 3.1 Digits数据集介绍

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 域 | 类型 | 类别数量  (种) | 图片数量  (幅) | 图片尺寸 | 特征维度 |
| MNIST | 手写体数字 | 10 | 70000 | 2828 | 1 |
| USPS | 手写体数字 | 10 | 9298 | 1616 | 1 |
| SVHN | 印刷体数字 | 10 | 73257 | 3232 | 3 |

（表内字体为5号，表题包括表序号（例如：表3.1）和表名（例如：不同变形量轧制后Al/Mg/Al复合板材是室温单轴拉伸力学性能），并在文中进行说明，例如：“如表3.1”。表序号与表名之间空2格，表名中不允许使用标点符号，表名后不加标点。表序号与表题置于表上居中（宋体，五号；数字和字母为Times New Roman，五号）。三线表格式如表所示，上下线宽1.5磅，中间线宽0.5磅，两边开口，表格居中。表序号为每章分开编写，按顺序编排，第一章从1.1起，第二章从2.1起。表格行间距以美观为主，若出现表格跨页情况，须使用续表形式（如表3.1跨页）：

续表 3.1 Digits数据集介绍

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 域 | 类型 | 类别数量  (种) | 图片数量  (幅) | 图片尺寸 | 特征维度 |
| MNIST | 手写体数字 | 10 | 70000 | 2828 | 1 |
| USPS | 手写体数字 | 10 | 9298 | 1616 | 1 |
| SVHN | 印刷体数字 | 10 | 73257 | 3232 | 3 |

文中所有图、表内单位所使用的括号均为半角，中文宋体，五号，数字和字母 Times New Roman，五号。

## 3.3 模型介绍及复现

在本小节中，我们将介绍四篇用于性能比较的顶级会议论文模型，并在之后的实验过程中复现它们。

（1）第一篇是2017年JMLR会议上发表的对抗式领域自适网络DANN[13]，该篇首次将对抗学习与迁移学习进行结合并应用在计算机视觉的领域自适应数据集上，是对抗式的深度迁移学习方法的代表作。

**代码清单，格式如下，清单标题宋体，五号，数字和字母 Times New Roman体，五号，去掉首行缩进后居中，清单内部5号字打出核心代码。编号以章节为单位顺序编号（与图、表类似）。代码需要在正文中进行论述解释，不允许在正文中粘贴大量连续代码及图片而无文字说明，原则上每个代码清单不允许超过3/4页，表格上下两条线，1.5磅。**

代码清单 3.1 添加年级功能

|  |
| --- |
| public void add(String grade, HttpServletResponse response) {  JSON json = new JSONObject();  if(!DataUtil.isNumber(grade)) {  json.addElement("result", "0").addElement("message", "请输入数字");  }else if(gradeService.findByGrade(grade) != null) {  json.addElement("result", "0").addElement("message", "此年级已存在");  }else {  gradeService.saveOrUpdate(new Grade(0, Integer.parseInt(grade)));  json.addElement("result", "1").addElement("message", "年级添加成功");  }  DataUtil.writeJSON(json, response);  } (代码清单内，英文、数字字体为Times New Roman，中文字体为宋体，五号字) |

3.4 主动搜索过程

本节将要介绍一种基于Active Search[27]的过程，该过程通过迭代以及不停地逼近最优解来更新指针网络的参数。本文使用前面小节中讨论的策略梯度机制作为基线，该基线是在迭代过程中逐步优化的。因此，系统可以学习如何选择动作。该过程可以在不进行预训练的情况下取得较好的效果。

对于单个VNR，代理模拟一个从策略网络中采样（表4.1算法中第6行所示的步骤）的多个候选解决方案的搜索过程，并从中选择最佳解决方案。算法中的符号代表基线函数，用于估计预期的值。指针网络的批处理大小为，代表主动搜索过程中提前预设好的迭代时间。在算法开始时，该算法在策略网络中多次对解决方案进行随机采样，并持续训练指针网络。代理将在每个动作之后根据公式4.6计算奖励，并且如果由于根据公式2.3的带宽资源约束而导致状态不可行，则将奖励设置为较大的负常数。在最终状态下，代理从合格的结果中选择最佳的映射方案，这些结果都是从策略网络中采样得到的。经过上述过程，该算法将计算梯度并自动更新网络参数。

**算法，算法标题宋体，五号，数字和字母 Times New Roman体，五号，去掉首行缩进后居中，算法内部，中文宋体五号，数字和字母 Times New Roman体五号，行距固定值，18磅。算法标题编号以章节为单位顺序编号（与图、表类似）。算法需要在正文中进行论述解释。算法表格上下两条线，1.5磅。**

算法 3.1 主动搜索算法

|  |
| --- |
| **输入**：,,,,,  **输出**：  1:  2:  3:  4:( **for**  to  **do**  5: **for**  to  **do**  6:  7: **end for**  8:  9:  10:  11: **if** **then**  12:  13: **end if**  14: 按照公式4.10计算梯度  15:  16:  17: (**end for**  18: (**return** |

3.4 本章小结

本章旨在对本文提出的利用领域判别信息进行分类器域适应的无监督对抗域适应网络进行理论方面的阐述。首先从深度领域自适应网络入手，对领域自适应问题与深度学习的交叉领域方面的术语做了简单介绍，接着从业内一致认同的实验数据对深度网络的可迁移性进行论证，简述了深度领域自适应迁移学习的基本思路与核心方法。之后，在深度领域自适应网络的基础上，介绍加入了对抗学习GAN网络的对抗迁移学习。通过公式推导展示了对抗学习在迁移学习方面的理论支撑，即减小领域判别损失能够增大特征提取器提取的特征的相似性，并总结了对抗式深度领域自适应网络的基本思路与核心方法。最后在无监督深度对抗领域自适应网络的基础上，提出了细粒度领域判别器，相较传统的领域判别器仅能给出数据属于源域的概率，细粒度领域判别器能给出数据在类别情况下属于源域的概率，进一步进行了特征的自适应。又通过结合该判别器输出的带有类别的判别信息，在对抗迁移网络的分类器部分进行分类器的自适应，使分类器迁移时能考虑到特征的类别域属性。

# 结 论

（黑体，三号，居中；行间距1.5倍；段前段后0.5行，空4格）

针对无监督领域自适应问题，即源域数据集有标签而目标域数据集无标签的迁移学习问题，本文在对抗式深度领域自适应网络的基础上，提出了细粒度领域判别器，区别于原始的领域判别器只能给出输入的特征来自源域的概率，该判别器能给出输入的特征在各类别情况下来自于源域的概率。并且，通过结合该细粒度领域判别器输出的信息和特征提取器提取的数据特征作为分类器网络部分的输入，以此完成了完成了分类器的域适应。同时，将分类器输出的预测分类概率作为细粒度领域判别器的损失权重进一步对特征进行了条件概率域适配。

……

……

……

……

……

**结论是对全文的总结和概述，主要论述论文所取得的成果及结论，内容不得低于3/4页。**

# 致 谢

（黑体，三号，居中；行间距1.5倍；段前段后0.5行）

致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢致谢。

# 参考文献

(黑体，三号，居中；行间距1.5倍；段前段后0.5行，参考文献按照全文中出现的前后次序排序)

1. 郝三存, 吴季怀, 林建明. 铂修饰光阴极及其在纳晶太阳能电池中的应用[J]. 感光科学与光化学, 2004, 22(3): 175-282. (标点符号为半角+空格, 中文为宋体, 英文、数字为Times New Roman, 字号为小四)
2. U Bach, D Lupo, M Grätzel. Solid-State Dye-Sensitized Mesoporous TiO2 Solar Cells with High Photon-to-Electron Conversion Efficiencies [J]. Nature, 1998, 395: 583-585.
3. M Ji, S Park, S T Connor, et al. Efficient Multiple Exciton Generation Observed in Colloidal PbSe Quantum Dots with Temporally and Spectrally Resolved Intraband Excitation [J]. Nano Letters, 2009, 9(3): 1217-1222.
4. 严鹏权, 郭荣, 沈明等. 层状液晶中KCl超微粒子的制备[J]. 物理化学学报, 1995, 11(3): 218- 221.
5. 高晓华, 于文君. 电子学发展史研究[M]. 北京: 历史文献出版社, 1980: 4-6, 31.
6. 张俊. 近红外量子点荧光集光太阳能光伏器件的制作和性能[D]. 安徽: 中国科学技术大学, 2011.
7. 王黎民. 发动机喷气压力泵QRE分析[R]. 北京: 中国科学院技术设计研究院, 1997.
8. 习伟君. 一种低温超导材料[P]. 中国专利: 991230074, 1993-12-12.
9. 张雨. 陕西西安兵马俑之迷[N]. 光明日报, 2001-5-18(B1).
10. PACS-L: the public-access computer systems forum [EB/OL]. Houston, Tex: University of Houston Libraries, 1989 [1995-05-17]. http://info.lib.uh.edu/pacsl.html.
11. Online Computer Library Center, Inc. History of OCLC [EB/OL]. [2000-01-08]. http://www.oclc.org/about/history/default.html.
12. Long M, Zhu H, Wang J, et al. Unsupervised domain adaptation with residual transfer networks [C]. Advances in neural information processing systems. 2016: 136-144.

（参考文献采用编号格式，须悬挂对齐，多行情况下左侧内容须对齐，制表位位置11毫米，缩进位置11毫米；文献具体格式请参照所给示例，参考文献中所有的标点符号均为英文标点）

常用文献标识说明：

根据GB3469-83《文献类型bai与文献载体代码》规定du，以单字母标识：

M——专著、书籍

C——论文集

J——期刊文章

D——学位论文

R——研究报告

P——专利

EB/OL——电子公告

# 附 录

（黑体，三号，居中；行间距1.5倍；段前段后0.5行，英文原文要求2000字以上）

## 附录A（黑体，小四号，左对齐）

**A Survey on Transfer Learning**

（Times New Roman体，小四号，粗体，居中；首字母除介词连词外均大写）

Data mining and machine learning technologies have already achieved significant success in many knowledge engineering areas including classification, regression and clustering. However, many machine learning methods work well only under a common assumption: the training and test data are drawn from the same feature space and the same distribution. When the distribution changes, most statistical models need to be rebuilt from scratch using newly collected training data. In many real world applications, it is expensive or impossible to re-collect the needed training data and rebuild the models. It would be nice to reduce the need and effort to re-collect the training data. In such cases, knowledge transferor transfer learningbetween task domains would be desirable.

中文译文A（黑体，小四号，左对齐）

迁移学习综述

（黑体，小四号，居中）

数据挖掘和机器学习已经在许多知识工程领域实现了巨大成功，比如分类、回归和聚类。然而，许多机器学习方法仅在一个共同的假设的前提下：训练数据和测试数据必须从同一特种空间中获得，并且需要具有相同的分布。当分布情况改变时，大多数的统计模型需要使用新收集的训练样本进行重建。在许多现实的应用中，重新收集所需要的训练数据来对模型进行重建，是需要花费很大代价或者是不可能的。如果降低重新收集训练数据的需求和代价，那将是非常不错的。在这些情况下，在任务领域之间进行知识的迁移或者迁移学习，将会变得十分有必要。

附录包含英文（附录A）及译文（中文译文A），英文及译文字数分别不得低于2000字。