

华北电力大学

专业硕士学位论文

面向机器人问路导航的路径自然语言处理 方法研究

Research on Route Natural Language Processing Method for Robot Navigation by Asking the Way

陈奇

2016 年 12 月

国内图书分类号：
国际图书分类号：

学校代码：10079
密级：公开

专业硕士学位论文

面向机器人问路导航的路径自然语言处理方法研究

硕 士 研 究 生： 陈奇

导 师： 张珂 副教授

企 业 导 师：

申 请 学 位： 工程硕士

专 业 领 域： 电子与通信工程

培 养 方 式： 全日制

所 在 学 院： 电气与工程学院

答 辩 日 期： 2017 年 3 月

授予学位单位： 华北电力大学

Classified Index:

U.D.C:

Thesis for the Master Degree

**Research on Route Natural Language Processing
Method for Robot Navigation by Asking the Way**

Candidate:	Chen Qi
Supervisor:	Associate Prof. Zhang Ke
School:	School of Electrical and Electronics Engineering
Date of Defence:	March, 2017
Degree-Conferring-Institution:	North China Electric Power University

华北电力大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的硕士学位论文《面向机器人问路导航的路径自然语言处理方法研究》，是本人在导师指导下，在华北电力大学攻读硕士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名：陈奇

日期：2017年3月16日

华北电力大学硕士学位论文使用授权书

《面向机器人问路导航的路径自然语言处理方法研究》系本人在华北电力大学攻读硕士学位期间在导师指导下完成的硕士学位论文。本论文的研究成果归华北电力大学所有，本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本人完全了解华北电力大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门送交论文的复印件和电子版本，允许论文被查阅和借阅。本人授权华北电力大学，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。

本学位论文属于（请在以下相应方框内打“√”）：

保密□，在 年解密后适用本授权书

不保密 ☒

作者签名：陈奇

日期：2017年3月16日

导师签名：张珂

日期：2017年3月16日

摘要

移动机器人的核心技术之一是导航技术,通过自然语言进行机器人问路导航是实现机器人导航任务的理想方法之一。为了实现使用自然语言控制机器人完成自主导航任务,本文提出了一种基于语义角色标注(SRL)的语义提取方法,用于提高机器人对路径自然语言理解的准确率。

首先,收集了一个非受限的路径自然语言语料库,在深入研究路径自然语言语料库的基础上,提出了8个包含关键导航信息的语块。使用定义的8个语块对原始语料库进行手动标注得到语块分析语料库,并在此基础上手动标注得到基于语块分析的语义角色标注语料库。根据得到的语料库使用条件随机场进行语块分析和基于语块分析的语义角色标注。

其次,对原始语料库进行手动标注得到依存句法分析语料库,并在此基础上手动标注得到基于依存句法分析的语义角色标注语料库。根据得到的语料库使用条件随机场进行依存句法分析和基于依存句法分析的语义角色标注。接着,结合语块分析和依存句法分析,提出了一种基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注方法,实验结果得到的准确率、召回率、F1-值分别达到了98.22%、98.48%和98.35%

再次,在得到语义角色标注结果的基础上,本文提出了一种基于语义角色标注的路径导航信息提取方法。将一条完整的路径划分为若干个路径单元,根据每个词的词性、语块标注结果、依存句法标注结果和语义角色标注结果确定关键的路径信息,最终得到完整的虚拟导航路径。

最后,在本文提出的路径自然语言处理方法的基础上使用Nao机器人进行机器人问路导航实验,实验结果表明,本文提出的方法能够实现利用自然语言控制机器人完成问路导航任务。

关键词: 机器人问路导航; 语义角色标注; 语块分析; 依存句法分析; 路径自然语言处理

Abstract

Navigation technology is one of the core technologies of mobile robot. Robot navigation by asking the way through natural language is one of the ideal methods to realize the robot navigation task. In order to use the natural language to control robot to complete autonomous navigation, this paper proposes a semantic extraction method based on semantic role labeling (SRL), which is used to enhance the understanding of route natural language for robots.

Firstly, a non-restricted route natural language corpus is constructed. Then, based on the thorough study of the natural language corpus, this paper puts forward 8 lexical chunks that contain the key navigation information. Manually tagging the original corpus by using the 8 lexical chunks, and then manually tagging the semantic role labeling corpus based on lexical analysis. Based on the corpus, the conditional random field is used to analyze the lexical chunks and the semantic role labeling based on lexical analysis.

Secondly, the original corpus is manually annotated to get the dependency parsing corpus, and on the basis of this, a semantic role labeling corpus based on dependency parsing is obtained. Based on the corpus, the conditional random field is used to carry on the dependency parsing and semantic role labeling based on dependency parsing. Then, a semantic role labeling method based on lexical analysis and dependency parsing is proposed. The experimental results for the precision, the recall and the F1-measure are 98.22%, 98.48% and 98.35%, respectively.

Thirdly, based on the result of semantic role labeling, this paper proposes a route navigation information extraction method based on semantic role labeling. A complete route divided into several route units, according to each POS and chunk annotation results, dependency syntax tagging results and semantic role labeling, to determine the critical route information, the complete virtual navigation route is finally obtained.

Finally, based on the method of route natural language processing(RNLP) proposed in this paper, the robot Nao is used to carry out the experiment of robot navigation by asking the way

Keywords: robot navigation by asking the way; semantic role labeling; chunking; dependency parsing; route natural language processing

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	I
第 1 章 绪论.....	1
1.1 背景和意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	1
1.2.1 英文路径自然语言处理.....	1
1.2.2 汉语路径自然语言处理.....	3
1.3 论文的主要研究内容.....	3
1.4 论文主要工作和章节安排.....	4
第 2 章 路径自然语言语料收集和预处理.....	5
2.1 引言.....	5
2.2 路径自然语言处理流程.....	5
2.3 路径自然语言语料收集.....	5
2.4 路径自然语言语料分词和词性标注.....	6
2.5 条件随机场（CRF）.....	7
2.6 路径自然语言的句法分析.....	8
2.6.1 语块分析.....	8
2.6.2 基于条件随机场（CRF）的语块分析.....	10
2.7 依存句法分析.....	12
2.7.1 将依存句法分析问题转换为序列标注问题.....	12
2.7.2 基于 CRF 的依存句法分析.....	12
2.8 本章小结.....	12
第 3 章 路径自然语言的语义角色标注.....	15
3.1 引言.....	15
3.2 语义角色分类.....	15
3.3 基于语块分析的语义角色标注.....	16
3.4 基于依存句法分析的语义角色标注.....	16
3.5 基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注.....	18
3.6 本章小结.....	20
第 4 章 生成虚拟导航路径.....	21
4.1 引言.....	21
4.2 语义提取.....	21
4.3 路径单元提取.....	21
4.4 虚拟导航路径生成.....	23

4.5 本章小结.....	27
第 5 章 实验结果与分析.....	28
5.1 引言.....	28
5.2 句法分析结果.....	28
5.3 语义角色标注结果.....	29
5.4 机器人实际导航实验.....	31
5.5 本章小结.....	36
第 6 章 总结与展望.....	37
参考文献.....	38
攻读硕士期间所发表的论文.....	41
致 谢.....	42

第 1 章 绪论

1.1 背景和意义

自然语言处理是人工智能领域中的一个重要分支,它以研究计算机与人之间使用自然语言进行通信的方法为目标。自然语言处理并不是简单的研究自然语言的语法和句法关系,而是研究能有效地实现基于自然语言进行计算机通信或人机交互的系统,它是计算机科学的一部分^[1-2]。使用自然语言实现人机交互意味着计算机不仅能理解自然语言,还能使用自然语言表达思想、意图等。前者为自然语言理解,后者为自然语言生成^[3]。

人们长期以来一直追求使用自然语言与计算机进行人机交互,因为它既有重要的理论意义,同时也有明显的实际意义。首先,人类可以用自己习惯的自然语言使用计算机,而无需再花费大量的时间去学习各种复杂的计算机语言;其次,人们也可通过它进一步了解人类的语言能力和智能的机制^[4]。

现代机器人技术在传感器技术、计算机技术和人工智能的推动下快速发展,其中移动机器人因具有可移动性和自治能力,广泛应用于服务、探测、物流等领域^[5]。移动机器人的核心技术之一是导航技术,特别是自主导航技术^[6]。其中,使用自然语言控制机器人进行自主导航正逐渐成为研究热点。

人工智能(AI)正在成为我们日常生活中的一个重要组成部分。语言是人类交流的重要方法,如果可以通过自然语言进行人机交互,那么就可以通过自然语言控制机器人。如果能用自然语言控制机器人,那么机器人也将可以由普通人随心所欲的控制。通过自然语言控制机器人比其他方法更简便,也更符合人类的交流习惯。研究者们希望未来可以通过自然语言控制机器人完成导航任务,而导航任务也是其他复杂任务的基础,因此通过自然语言进行导航是实现其他导航任务的基础,对发展人工智能有着重要的意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 英文路径自然语言处理

在国外,基于自然语言处理的机器人导航方法已有初步研究,其中的一个主要部分即基于自然语言理解的机器人导航^[7-9]。一般将语言映射成空间、语义或某些特征的问题称为符号接地问题(symbol-grounding problem)^[10]。对于路径自然语言处理领域的符号接地问题,一般有三种处理思路。第一种思路,通过自定义的语法将路径自然语言词语处理成固定的语义描述,再映射成机器人动作或环境特征。例如,文献^[11]将“to”定义为:“in a straight line, approach the closest point of a reference object”。之后自然语言中所有的“to”都用此定义。类似的工作还

有文献^[12], 该文假设自然语言命令完整、严格符合语法且都包含在机器人词典中, 然后在此基础上定义了一套语法规则进行类似的处理。这种方法的定义清晰明了, 但是条件苛刻, 处理效率低。第二种思路, 将自然语言命令直接映射到机器人的控制层面。例如文献^[13]中的方法跳过了自然语言处理的过程, 直接将自然语言与机器人的动作联系在一起, 但是该方法无法体现语言的多义性。第三种思路, 提取自然语言中主要的部分, 然后得到主要部分的意义。例如文献^[14]和文献^[15]提出了一种空间描述子句的概念(spatial description clause)。它们提取路径自然语言中含有方向转换的子句, 通过分析这些子句能够得到路径的走向。使用这种方法, 不仅是对指定的命令, 对一般的路径自然语言也有较好的处理效果。同时该方法还可以提取环境的特征, 有助于机器人根据环境进行导航。

基于路径自然语言的语义表述规律, 文献^[16]详细分析了路径的组成, 路径中的方向和距离, 分析了 landmark(参考)的作用, landmark 和路径的关系等。文献^[17]首次提出了“端到端”系统的概念, 该文认为使用路径自然语言进行机器人导航应该分成两步: 1. 将完整的路径自然语言分割为若干个系列动作。2. 机器人导航时的初始方向与这一系列的动作相结合。该方法被后来的研究者广泛接受。但是文中所采用的语料非常单一, 其算法只具有启发性。

文献^[18]与文献^[19]主要分析了路径的组成, 它们将路径分成起点、重定向、landmark 和目标四个组成部分。路径中的每个运动单元都由这四个部分组成, 机器人完成各个部分就可以完成导航。文献^[20]定义了 15 类常见动作, 例如“location_is”, “go_until”, “go”等, 机器人在处理相应的词语时就根据定义的动作运行。但是有限的动作无法涵盖所有的路径自然语言, 因此该方法需要定义更多的动作。文献^[21]认为路径自然语言中会出现模糊信息甚至错误信息, 因此机器人只需推导出大环境的信息, 然后与现有的地图结合进行机器人导航, 该文使用马尔科夫算法规划路径。文献^[22]则从更加宽广的角度研究了自然语言中物体的空间关系, 该文提出了以方位词为中心的空间角色语义标注方法, 为路径自然语言处理提供了借鉴。在文献^[21]的基础上, 文献^[23]和文献^[24]采用分割成若干子句的语料作为训练语料库结合相应的地图进行训练, 得到一个从语料中提取路径方向的系统, 该系统有较好的环境适应性。文献^[25-30]进行了室内路径自然语言处理的研究, 它们首先收集了大量的室内路径自然语言语料, 对语料进行分词和深度语块分析处理, 最终在语块分析的基础上提取了特定的句法结构。通过参考-方向-目标(reference-direction-target, RDT)模型建立 RDT 链提取语义信息实现导航任务。

在路径自然语言处理领域, 基于英文路径自然语言处理的机器人导航已经有了初步发展, 研究人员侧重于通过对动词的研究结合相应的环境来确定机器人导航路径。

1.2.2 汉语路径自然语言处理

在基于汉语的路径自然语言处理方面,文献^[31]提出基于自然语言处理的机器人导航方法,但是该文是用编程语言处理特定的自然语言,并不是严格的使用自然语言处理。文献^[32]采用基于分层有限状态自动机的方法来分析自然语言中的方位关系。文献^[33]通过研究中文路径自然语言的语法,提出了基于城市交通的路径自然语言处理方法。文献^[34]在深入研究路径自然语言中动词的基础上提出了一种基于受限汉语的 NLRP 分析方法。文献^[35]从基于统计和规则的两种自然语言处理方法对路径自然语言处理进行了初步分析。

文献^[36-38]提出一种基于语块分析的路径自然语言处理的方法。它们在特定的环境下收集了少量语料之后,提出几种主要的语义成分,发现汉语路径自然语言的句法和语义之间存在着较强的联系。它们对语料进行分词、名词实体识别和语块分析等一系列处理,采取基于语块分析的方法提取出路径自然语言中的语义语块。最终,对提取出的各个语义语块按照对应的槽体提取出对构建路径有效的信息。然后在提取出槽体中有效信息的基础上利用语义信息生成路径单元最终生成导航意向图实现机器人导航。其语块分析方法建立在少量语料基础上,且直接采用语块分析提取导航语义对语料的要求较高,因此该方法一般性较差,不适合非受限环境下的路径自然语言导航任务。

总的来说,汉语路径自然语言的研究还很不成熟,相较于英语路径自然语言处理有着较大的差距。本文提出了一种面向汉语的路径自然语言处理方法,使用基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注方法进行语义角色标注,根据提取出的语义角色获得导航语义信息,基于导航语义信息按顺序生成若干个路径单元,最后所有路径单元按顺序生成一条完整的导航路径,指导机器人完成导航任务。本文方法建立在收集的大量非受限语料基础上,语块的选取更加合理,基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注方法可以得到更好的标注准确率。从语义角色标注中提取语义是自然语言处理领域最常用的方法之一,对于路径自然语言语料的语义提取,这种方法也有很好的效果。

1.3 论文的主要研究内容

论文针对机器人问路导航进行研究,主要包括:

(1) 路径自然语言处理

首先收集路径自然语言语料,对路径自然语言分别进行语块分析和依存句法分析,并在此基础上完成语义角色标注工作,初步提取语义。

(2) 抽取语义生成虚拟导航路径

在语义角色标注的基础上,抽取对机器人问路导航有用的语义,设计一种基于方向、参考、目标三要素的路径单元生成方法,并在此基础上生成虚拟导航路

径。

(3) 使用 Nao 完成机器人问路导航任务

使用 Nao 机器人实现了基于路径自然语言处理的导航任务，证明本文提出的方法是可行的。

1.4 论文主要工作和章节安排

本文主要工作和章节安排如下：

第 1 章，介绍了课题的研究背景和意义，总结了国内外路径自然语言处理的主要研究方法，并介绍了本文的主要工作。

第 2 章，介绍了收集路径自然语言语料库的方法，在收集到规模较大的语料库之后，对语料进行分词和词性标注工作。在此基础上，介绍了两种句法分析方法。首先通过深入分析路径自然语言，定义了 8 个语义语块，然后采用基于条件随机场的方法对路径自然语言语料进行语块分析。其次分析了依存句法分析对语义角色标注的作用，提出一种基于条件随机场的路径自然语言依存句法分析的方法。

第 3 章，在得到的语块分析结果和依存句法分析结果的基础上，使用条件随机场分别完成基于语块分析的语义角色标注和基于依存句法分析的语义角色标注。接着，结合语块分析和依存句法分析优点，提出了一种基于语块分析和依存句法分析的融合语义角色标注方法。

第 4 章，根据路径自然语言的特点，将导航路径分为若干个路径单元，在语义角色标注的基础上，基于方向、目标、参考三要素提取关键导航语义并生成路径单元，顺序连接提取出的路径单元最终生成虚拟导航路径。

第 5 章，在本文提出的路径自然语言处理方法的基础上进行机器人问路导航实验。借助于 Nao 机器人自带的 landmark 识别模块，在新的环境下使用新的语料进行了机器人导航实验，实验初步达到了使用自然语言指导机器人完成问路导航的目的。

第 6 章，对本阶段研究所做工作进行了总结，分析了本文的不足之处，并对后续的工作进行展望。

第 2 章 路径自然语言语料收集和预处理

2.1 引言

为了实现路径自然语言自动语义角色标注,首先要收集足够多的非受限路径自然语言语料,这些语料构成原始语料库。在原始语料库的基础上无法直接得到满意的语义角色标注准确率,因此需要对原始语料库进行预处理。预处理工作分为两部分:首先需要对所有的原始语料进行分词和词性标注工作;其次,在分词和词性标注的基础上完成句法分析工作,句法分析又分为语块分析和依存句法分析。

2.2 路径自然语言处理流程

图 2-1 是路径自然语言处理的总体流程。从收集到原始语料开始,最终得到语义角色标注结果。具体流程如下:

(1) 将语料进行分词和词性标注后,手动标注语块分析和依存句法分析,并将其整理成如表 2-2 和表 2-4 所示的语块分析语料库和依存句法分析语料库。

(2) 使用定制的 CRF 算法训练两个语料库,分别得到语块分析结果和依存句法分析结果,再手动标注语义角色,并将其整理成如表 3-5 所示的语块分析和依存句法分析的 SRL 语料库。

(3) 使用定制的 CRF 算法训练 SRL 语料库,得到 SRL 模型。

当输入一个新的语料时,使用上述方法得到的 SRL 模型得到语义角色标注结果。

2.3 路径自然语言语料收集

语料库是自然语言处理的基础,目前自然语言处理的主流方法是在大规模语料库的基础上通过机器学习获得较好的自然语言处理结果,因此收集足够规模的路径自然语言语料库是实现路径自然语言导航的第一步^[39]。然而建立足够的专业语料库需要大量人力、物力,由于国内针对路径自然语言的研究较少,因此没有专业的汉语路径自然语言语料库。

为了能够收集到充足的非受限路径自然语言语料,本文使用 Webots for Nao 搭建了 10 个 3D 模拟环境,然后根据模拟环境录制 10 段视频并给出每个环境的俯视图,为机器人在每个环境中给定一个导航任务(即给出机器人的初始位置和目标位置)。在不告知任务细节的情况下,找 100 个不同年龄、不同职业的志愿

者通过观看视频和俯视图,自由选择一条可以完成导航任务的路径并给出相应的自然语言路径描述,为了保证语料的一般性,选择的100个志愿者年龄分布从12岁到60岁,受教育程度从小学到硕士,籍贯分布在全国各地。志愿者在非受限环境下自由选择描述语句,最终收集了1000条语料。

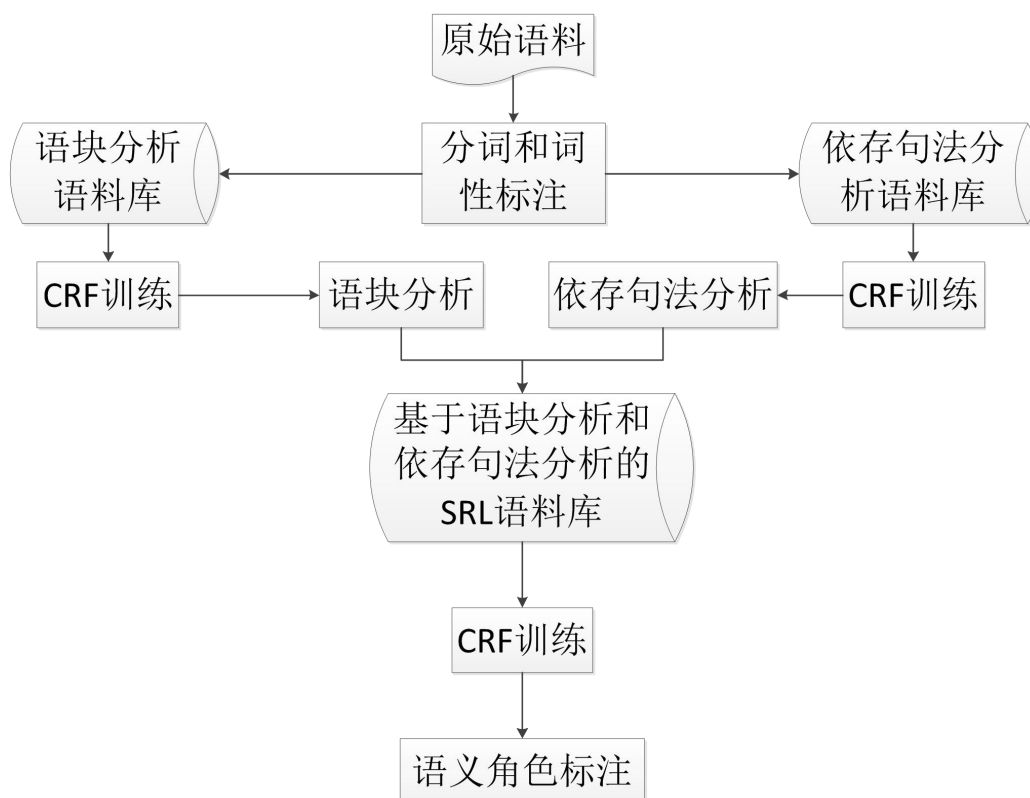


图 2-1 自然语言处理流程

图 2-2 和图 2-3 分别是一个环境的俯视图和视频截图。该环境中的导航任务为:从卧室走到客厅的灯旁。该任务的一条语料为:“机器人向右走到门,进门后沿墙向右走到墙角附近的灯旁”。最终收集1000条路径自然语言语料,构成了本文所采用的路径自然语言语料库。

2.4 路径自然语言语料分词和词性标注

分词和词性标注是中文自然语言处理的基础,分词效果将对机器人问路导航任务产生直接影响。因此,本文使用目前国内分词准确率最高的NLPIR汉语分词系统对收集到的语料进行分词和词性标注处理。

例句:机器人向左走到墙,然后直走到墙角,沿墙向右走到门,进门直走到凳子旁。

分词和词性标注结果:机器人/n 向/p 左/f 走/v 到/v 墙/n , /wd 然后/c 直

/d 走/v 到/v 墙角/n , /wd 沿/p 墙/n 向/p 右/f 走/v 到/v 门/n , /wd 进/vf 门/n 直/d 走/v 到/v 凳子/n 旁/f 。 /wj



图 2-2 模拟环境的俯视图

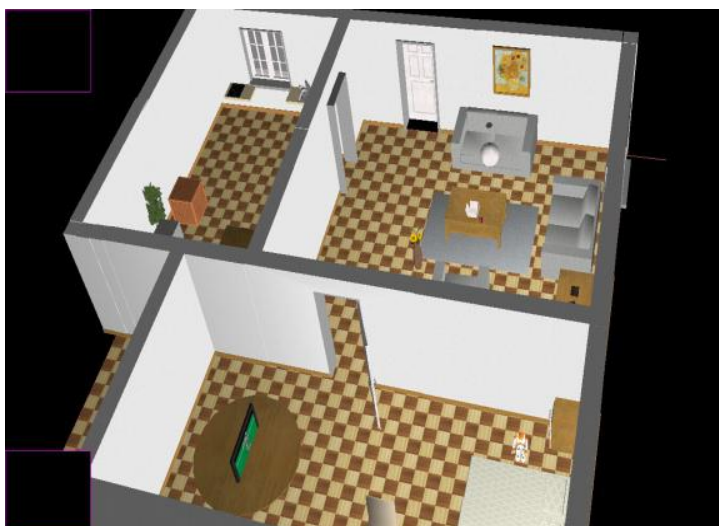


图 2-3 模拟环境的视频截图

2.5 条件随机场（CRF）

机器学习方法在数据标注问题中得到广泛应用，比较常用的方法有最大熵模型、隐马尔可夫模型、支持向量机、以及条件随机场等。本文所涉及的路径自然语言处理问题也是一种数据标注问题，均采用条件随机场方法完成路径自然语言处理。

条件随机场，是一种鉴别式概率模型，是随机场的一种，常用于标注或分析序列数据，如自然语言文字或是生物序列，它具有表达长距离依赖性和交叠性特征的能力，且所有特征可以进行全局归一化，能够得到全局最优解。使用条件随机场处理自然语言序列可以得到很好的结果。

CRF 是一个在给定输入节点的条件条件下计算输出节点的条件概率的无向图模

型。对于指定的节点输入值，它能计算指定节点输出值的条件概率，其训练目标是使得条件概率最大化。如一个中文词序列 $x = (\text{机器人}, \text{向}, \text{左}, \text{走}, \text{到}, \text{墙})$ ，定义 y 为一个长度与 x 相等的状态序列， $y = (\text{B-DT}, \text{I-DT}, \text{I-DT}, \text{B-MT}, \text{I-MT}, \text{I-MT})$ 。对于一个带有参数 $\Lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_K\}$ 的线性链。CRF 将给定的输入序列 x 得到的状态序列条件概率定义为：

$$P_{\Lambda}(y|x) = \frac{1}{Z_{\Lambda}(x)} \exp \left[\sum_{t=1}^T \sum_k \lambda_k f_k(y_{t-1}, y_t, x, t) \right] \quad (2-1)$$

$Z_{\Lambda}(x)$ 是归一化因子， $f_k(y_{t-1}, y_t, x, t)$ 是整个观察序列和相应标记序列中位置为 t 和 $t-1$ 标记的特征函数， λ_k 是训练得到的与每个特征 f_k 相关的权重值。

CRF 模型使用 LBGFS 方法进行训练，即在给定输入序列的情况下估计模型参数，把它们对应标注序列构成的集合的条件概率最大化。

CRF 模型的关键在于选择 Markov 阶数和特征集合。

首先，通过 CRF 特征函数可以指定各种状态转换结构，这些状态转换结构具有不同的 Markov 阶数，即特征函数中出现输出标记的个数。高阶特征能把握更多的长度依赖关系，但也需要更大的训练开销，并带来更严重的数据稀疏问题。本文选择二阶 CRF 模型。

其次是选择特征集合。在处理不同的自然语言处理问题时，需根据自然语言特点选择相应的特征集合。本文定制了不同的特征集合完成相应的路径自然语言处理问题。

2.6 路径自然语言的句法分析

句法分析技术是自然语言处理中非常重要的一个环节，它可以使计算机像人一样获得自然语言句子的完整句法信息，从而对下一步的语义分析和语用分析提供完备而巨大的句法层次的帮助，让计算机理解人类的语言^[40]。

本文首先基于句法分析的结果完成自动语义角色标注，然后在此基础上抽取语义。句法分析的准确率对语义角色标注的结果影响非常大，因此如何提高句法分析的准确率是本文需要面临的一个重要问题。

本文分别采用语块分析和依存句法分析完成路径自然语言语料的句法分析任务，最后结合语块分析和依存句法分析，提出了融合语义角色标注方法，成功提高了语义角色标注准确率。

2.6.1 语块分析

以获取整个句子的句法结构为目的的句法分析称为完全句法分析。由于完全

句法分析要确定句子所包含的全部句法信息，这是一个非常困难的任务。到目前为止，完全句法分析器都还难以达到令人满意的程度。

为了降低句法分析问题的复杂度，文献^[41]首先提出了浅层句法分析（又称语块分析）的概念。语块分析能够在词法分析和语义分析中间架起一座桥梁。它并不要求得到完整的句法树，而只要求识别句子中某些结构相对简单的独立成分。

关于汉语语块的划分，至今没有一个公认权威的标准，很多专家都给出了自己的划分标准^[42-44]。

由于本文针对路径自然语言，语言现象相对比较简单，通过分析路径自然语言语料，发现路径自然语言主要内容由参考，方向，目标三个要素组成。

例句 1. 机器人左转（方向转换模块，只有方向）。

例句 2. 机器走到桌子（无参考向目标前进模块，只有目标）。

例句 3. 机器人走到沙发右边的花瓶旁边（根据参考向目标前进模块，包含参考和目标）。

例句 4. 机器人拿桌子上的书（根据参考寻找目标模块）。

以上四种情况是路径自然语言最常见的语言现象。为了更好的完成语料切分任务，又定义了如下几个非常见语块。

例句 5. 机器人找到笔记本（直接寻找目标模块，只有目标，且一般来说是最终目标）。

例句 6. 机器人沿墙直走（介词参考模块，只有参考没有目标，一般来说目标在后面的语句中）。

例句 7. 机器人绕过沙发（空间转换模块）。

最终确定了 7 个包含语义的语块和 1 个边界语块。具体情况见表 2-1。

表 2-1 语块定义

语块标注	语块含义
DT	方向转换
RT	根据参考寻找目标
MT	无参考向目标行进
ST	直接寻找目标
PR	介词参考
SC	空间转换
FR	根据参考向目标前进

规定的 7 个语块有两个优点。第一，语料库中的路径自然语言语料都可以由这 7 个语块切分，所以不会出现语义丢失的情况。第二，语块的定义很清楚，语块之间的区别很明显，各个语块的特点也很明显，识别时不易出错。还有一个特殊的边界语块：标点符号语块，它不包含任何语义，但是它是很多不同语块的默认边界，对提高语块分析的准确率有重要的作用。

根据定义的语块对原始语料库进行手动语块标注，得到语块分析语料库。下面给出一个语料的语块分析结果：[机器人向左]DT[走到墙]MT[,]PT[然后]O[直走到墙角]MT[,]PT[沿墙]PR[向右]DT[走到门]MT[,]PT[进门]SC[直走到凳子旁]MT[。]PT

2.6.2 基于条件随机场（CRF）的语块分析

由 2.5 节可知，选择合适的特征集合可以提高 CRF 算法的性能。针对语块分析问题，由于对每个词都需进行语块标注，因此由当前词及其上下文环境确定一个特征集合。根据影响当前词语块标注的各种因素，本文定义特征集如下：

（1）词性信息：当前词及其前后各两个词的词性，即 P_{-2} , P_{-1} , P_0 , P_{+1} , P_{+2} 。

（2）词信息：当前词及其前后各两个词，即 W_{-2} , W_{-1} , W_0 , W_{+1} , W_{+2} 。

在以上特征中，每个特征只考虑了单一因素，但一个词或者一个词性不能完全表示上下文中出现的现象，因此，可通过对单一特征进行组合，构造一些复合特征表示复杂的上下文环境。

（3）前数第一个词与当前词： W_{-1}/W_0 。

（4）当前词与后数第一个词： W_0/W_{+1} 。

（5）前数第二个词的词性与前数第一个词的词性： P_{-2}/P_{-1} 。

（6）前数第一个词和词性与当前词的词性： P_{-1}/P_0 。

（7）当前词的词性和后数第一个词的词性： P_0/P_{+1} 。

（8）后数第一个词的词性和后数第二个词的词性： P_{+1}/P_{+2} 。

（9）前数第二个词的词性和前数第一个词的词性和当前词性： $P_{-2}/P_{-1}/P_0$ 。

（10）前数第一个词的词性和当前词性和后数第一个词的词性： $P_{-1}/P_0/P_{+1}$ 。

（11）当前词性和后数第一个词的词性和后数第二个词的词性： $P_0/P_{+1}/P_{+2}$ 。

每个特征集合都生成相应的特征函数。例如：[机器人/n 直/d 走/v 到/v 墙/n 处/vi]MT，单词“墙”根据特征 $P_{-2}/P_{-1}/P_0$ 得到特征函数 $f(y_{t-1}, y_t, x_t)$ 如下：

$$f(y_{t-1}, y_t, x_t) = \begin{cases} 1, & y_{t-1}=I-MT, y_t=I-MT, x_t=(v, v, n) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2-2)$$

单一特征、复合特征、状态转移特征共同构成了 CRF 的特征集合，根据这些特征集合使用训练语料库训练 crf 模型。根据定制的特征模板和训练语料库，训练得到最优的参数向量 $\Lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_k\}$ 。在完成 CRF 模型的参数估计后，可得到模型的概率分布，由模型的概率分布以及词的上下文环境得到词被标为某种语块标注符号的概率值。

输入新的语料 $W = w_1, w_2, \dots, w_n$ ，令 $F = F_1 F_2 \dots F_n$ ， $F_i (1 \leq i \leq n)$ 为由特征模板得出的第 i 个词的特征向量表示。搜寻语块标注 C ，满足 $P(C|W, F)$ 最大。那么 C 就是语块标注的结果。

本文使用 CRF++ 软件实现基于条件随机场的语块自动标注任务。所有的语料都用 IOB2 标注方法标注，每个词都只有三种状态，即该词在语块的开头、该词在语块的内部和该词不属于任何语块，分别用 “B-X”、“I-X” “O” 表示这三种状态，其中 “X” 代表语块类型。例如上文中的例句 “机器人向左走到墙，然后直走到墙角” 经过处理可得到标准的语块分析 CRF++ 输入格式，如表 2-2 所示。

表 2-2 语块分析的 CRF++ 输入格式

词	词性	语块标注
机器人	n	B-DT
向	p	I-DT
左	f	I-DT
走	v	I-DT
到	v	I-DT
墙	n	I-DT
,	wd	B-PT
然后	c	O
直	d	I-MT
走	v	I-MT
到	v	I-MT
墙角	n	I-MT
。	wj	B-PT

2.7 依存句法分析

在自然语言处理中，有时需要知道句子中词与词之间的依存关系。用词与词之间的依存关系来描述语言结构的框架称为依存语法。利用依存语法进行依存句法分析也是自然语言处理的重要手段之一^[45]。

2.7.1 将依存句法分析问题转换为序列标注问题

依存句法问题可以看作是一种分类问题。句子中任意两个词都只存在三种依存关系^[46]。

- (1) 不存在依存关系。
- (2) 存在前向依存关系，即支配词在从属词之前。
- (3) 存在后向依存关系，即支配词在从属词之后。

根据以上定义，任何依存关系都可以由距离和方向两个因素决定。将每个词的标签定义为如下形式： $[+/-]dPOS$ ；其中“+”表示支配词在从属词之后，“-”表示支配词在从属词之前，POS 表示支配词的词性，“d”表示从属词和支配词之间存在和支配词具有相同词性的数量。

2.7.2 基于 CRF 的依存句法分析

类似于语块分析，依然使用 CRF 模型完成依存句法分析。

根据本文定义的依存句法标注方式，当前词的依存标签取决于位于其左或其右的某一个支配词，而不是前后多个词。因此单一的特征比较重要，需要定义更多的单一特征模板。由于依存句法经常会出现较长距离的依存关系，因此尽可能的将单一特征模板的窗口定义的更宽。根据上述需求，定义特征模板如表 2-3 所示。

和语块分析相同，使用 CRF++ 工具进行依存句法分析的自动标注工作。如表 2-4 所示，依存句法分析的 CRF++ 输入前两列依然是词和词性标注，由于每个词都有唯一的依存关系标注，因此依存句法分析可以直接将依存关系标注作为第三列输入。

2.8 本章小结

本章介绍了路径自然语言语料库的收集方法和路径自然语言处理的分词和词性标注方法，在此基础上分别介绍了两种路径自然语言句法分析方法：语块分析和依存句法分析。接着介绍了条件随机场算法和 CRF++ 工具，基于条件随机

场的分类方法，通过定制不同的特征模板，使用 CRF++ 完成语块分析和依存句法分析的自动标注工作。

表 2-3 依存句法分析的 CRF 特征模板

特征	意义
W_{-4}	当前词前的第四个词
W_{-3}	当前词前的第三个词
W_{-2}	当前词前的第二个词
W_{-1}	当前词前的第一个词
W_0	当前词
W_1	当前词后的第一个词
W_2	当前词后的第二个词
P_{-4}	当前词前的第四个词的词性
P_{-3}	当前词前的第三个词的词性
P_{-2}	当前词前的第二个词的词性
P_{-1}	当前词前的第一个词的词性
P_0	当前词的词性
P_1	当前词后的第一个词的词性
P_2	当前词后的第二个词的词性
P_{-2}/P_{-1}	当前词前的第二个和第一个词的词性
P_{-1}/P_0	当前词前的第一个词的词性和当前词的词性
P_0/P_1	当前词的前两个词

表 2-4 依存句法分析的 CRF++ 输入格式

词	词性	依存标注
机器人	n	+1V/SBV
向	p	+1V/ADV
左	f	-1P/POB
走	v	ROOT

接下表

续表 2-4

词	词性	依存标注
到	v	-1V/CMP
墙	n	-1V/POB
,	wd	O
然后	c	+1V/ADV
直	d	+1V/ADV
走	v	-2V/COO
到	v	-1V/CMP
墙角	n	-1V/POB
。	wj	O

第3章 路径自然语言的语义角色标注

3.1 引言

语义角色标注是一种在句子层面的浅层语义分析，既不分析句子在段落中的作用，也不对句子所包含的语义信息进行深入分析，其目标是发现在一个给定的输入句子的每个谓词的论元结构。语义角色标注就是以句子的谓词为中心，研究句子中各成分与谓词之间的关系，并用语义角色描述这种关系。

语义角色标注具有定义清晰、适用领域广的优点^[47]。现阶段，语义角色标注技术在信息抽取、问答系统、大规模语义知识库的构建和机器翻译等领域都有着广泛的应用。语义角色标注是句子层面语义分析的重要方法之一。

自动语义角色标注是在句法分析的基础上进行的，本文分别使用了语块分析和依存句法分析，因此，语义角色标注方法也分为基于语块分析的语义角色标注和基于依存句法分析的语义角色标注。

3.2 语义角色分类

语义角色标注是获取句子层面语义的重要方法，对于路径自然语言来说，其关键语义都包含在某几个语义角色中。因此在语义角色标注的基础上提取语义会比较容易。

语义角色分为核心语义角色和附加语义角色。Arg+数字，表示核心语义角色 (core argument)，其中 Arg0 通常表示动作的施事，Arg1 通常表示动作的受事，Arg2~Arg4 根据谓语动词的不同具有不同的语义含义。ArgM-*代表附属成分，这里的*表示附属成分的功能，如表 3-1 所示。

表 3-1 重要的附属成分

语义角色标记	含义
ADV	副词标记
LOC	位置格
DIR	指向标记

根据上述语义角色类型进行手动标注，为语义角色标注提供语料库。下面给出一个语料的语义角色标注结果：[机器人]A0[向左]AM-DIR[走到]V[墙]A1[，]O[然后]AM-ADV[直]AM-ADV[走到]V[墙角]A1[，]O[沿着墙]AM-LOC[向右]AM-DIR[走到]V[门][，]O[进]V[门]A1[直]AM-ADV[走到]V[凳子旁]A1[。]O

本文将语义角色标注作为一个序列标注问题来解决，因此依然使用 CRF 模

型进行语义角色标注。

3.3 基于语块分析的语义角色标注

和语块分析类似，所有语料都用类似于 IOB2 标记方法标记，得到基于语块分析的语义角色标注语料库。该语料库按 4:1 的比例用于训练和测试。表 3-2 是部分语料库的示例。其中第三列为语块分析结果，第四列为语义角色标注。

表 3-2 基于语块分析的语义角色标注 CRF++输入格式

词	词性	语块标注	语义角色标注
机器人	n	B-DT	B-A0
向	p	I-DT	B-AM-DIR
左	f	I-DT	I-AM-DIR
走	v	I-DT	B-V
到	v	I-DT	I-V
墙	n	I-DT	B-A1
,	wd	B-PT	O
然后	c	O	B-AM-ADV
直	d	I-MT	I-AM-ADV
走	v	I-MT	B-V
到	v	I-MT	I-V
墙角	n	I-MT	B-A1
。	wj	B-PT	O

基于语块分析的语义角色标注模板相比语块分析的模板有所变化。最主要的是将语块分析的结果作为特征集添加到语义角色标注的特征模板当中，使用上述语料库训练得到基于语块分析的语义角色标注模型，随后再使用测试语料库测试模型的准确率。表 3-3 是基于语块分析的语义角色标注特征模板。

3.4 基于依存句法分析的语义角色标注

基于依存句法分析的语义角色标注方法与基于语块分析的语义角色标注方法类似，所有的语料都用类似于 IOB2 标记方法进行标记，得到基于语块分析的语义角色标注语料库。该语料库按照 4:1 的比例用于训练和测试。表 3-4 是部分

语料库的示例。其中第三列为依存句法分析结果，第四列为语义角色标注结果。

使用和语块分析相同的模板训练模型，虽然使用的训练模板相同，但是由于语料库改变了，本节用依存句法结果代替语块分析结果作为特征输入，得到基于依存句法分析的语义角色标注模型。随后再用测试语料测试模型的准确率。

表 3-3 基于语块分析的语义角色标注特征模板

特征	意义
W_{-2}	当前词前的第二个词
W_{-1}	当前词前的第一个词
W_0	当前词
W_1	当前词后的第一个词
W_2	当前词后的第二个词
P_{-2}	当前词前的第二个词的词性
P_{-1}	当前词前的第一个词的词性
P_0	当前词的词性
P_1	当前词后的第一个词的词性
P_2	当前词后的第二个词的词性
C_{-2}	当前词前的第二个词的语块标注
C_{-1}	当前词前的第一个词的语块标注
C_0	当前词的语块标注
C_1	当前词后的第一个词的语块标注
C_2	当前词后的第二个词的语块标注
W_{-1}/W_0	当前词前的第一个词和当前词
W_0/W_1	当前词和当前词后的第一个词
P_{-1}/P_0	当前词前的第一个词的词性和当前词的词性
P_0/P_1	当前词的前两个词
C_{-1}/C_0	当前词前的第一个词的语块标注和当前词的语块标注
C_0/C_1	当前词的语块标注和当前词前的第一个词的语块标注
$P_{-2}/P_{-1}/P_0$	当前词前两个词的词性和当前词的词性

表 3-4 基于依存句法分析的语义角色标注 CRF++输入格式

词	词性	依存标注	语义角色标注
机器人	n	+1V/SBV	B-A0
向	p	+1V/ADV	B-AM-DIR
左	f	-1P/POB	I-AM-DIR
走	v	ROOT	B-V
到	v	-1V/CMP	I-V
墙	n	-1V/POB	B-A1
,	wd	O	O
然后	c	+1V/ADV	B-AM-ADV
直	d	+1V/ADV	I-AM-ADV
走	v	-2V/COO	B-V
到	v	-1V/CMP	I-V
墙角	n	-1V/POB	B-A1
。	wj	O	O

3.5 基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注

将语块分析和依存句法分析都当作输入，所有的语料都用 IOB2 标记方法进行标记，得到基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注语料库。表 3-5 为语料库的一部分。

表 3-5 基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注 CRF++输入格式

词	词性	语块标注	依存标注	语义角色标注
机器人	n	B-DT	+1V/SBV	B-A0
向	p	I-DT	+1V/ADV	B-AM-DIR
左	f	I-DT	-1P/POB	I-AM-DIR
走	v	I-DT	ROOT	B-V
到	v	I-DT	-1V/CMP	I-V

接下表

续表 3-5

词	词性	语块标注	依存标注	语义角色标注
墙	n	I-DT	-1V/POB	B-A1
,	wd	B-PT	O	O
然后	c	O	+1V/ADV	B-AM-ADV
直	d	I-MT	+1V/ADV	I-AM-ADV
走	v	I-MT	-2V/COO	B-V
到	v	I-MT	-1V/CMP	I-V
墙角	n	I-MT	-1V/POB	B-A1
。	wj	B-PT	O	O

定义新的特征模板，将语料库按照 4:1 的比例划分为训练语料库和测试语料库。使用训练语料库训练模型。表 3-6 是基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注的特征模板。

表 3-6 基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注特征模板

特征	意义
W_{-1}	当前词前的第一个词
W_0	当前词
W_1	当前词后的第一个词
P_{-1}	当前词前的第一个词的词性
P_0	当前词的词性
P_1	当前词后的第一个词的词性
C_{-1}	当前词前的第一个词的语块标注
C_0	当前词的语块标注
C_1	当前词后的第一个词的语块标注
D_{-1}	当前词前的第一个词的依存关系标注
D_0	当前词的依存关系标注
D_1	当前词后的第一个词的依存关系标注

3.6 本章小结

本文介绍了路径自然语言处理的语义角色标注原理。在语块分析和依存句法分析的基础上，分别定制不同的特征模板，使用 CRF++ 完成基于语块分析的语义角色自动标注和基于依存句法分析的语义角色自动标注工作。

第4章 生成虚拟导航路径

4.1 引言

在完成语义角色标注任务之后,如何根据语义角色标注标签合理且准确的生成导航路径是机器人执行导航任务的前提。由于导航环境的不确定性,本文生成的导航路径只是一条虚拟导航路径,但是生成一条虚拟导航路径是指导机器人完成导航任务的前提。

4.2 语义提取

一般来说,每个语义角色在路径自然语言中都扮演着特定的角色。例如语义角色 Arg0 就代表机器人,LOC 代表所处的空间位置,Arg1 代表目标或参考。根据语义角色标注的结果可以抽取出有用的信息用于生成虚拟导航路径。

完成语义角色标注就已经完成了语义的初步提取,接下来需要根据路径自然语言的特点提取需要的语义从而生成导航路径。

4.3 路径单元提取

一条完整的路径可以由多个路径单元组成。本文将路径分割为若干个路径单元,划分原则为每个路径单元有且只有一个运动目标并且运动控制一定存在。根据这两个原则,在获取路径单元时可以根据运动目标和运动控制模块是否都不为空来判断路径单元是否完整。

一个路径单元由四个部分组成:运动主体、运动方向、运动控制、运动目标(可能有运动参考)。这4个部分都可以从不同的语义角色中提取。

(1) 运动主体:从 A0 中根据词性(名词)直接获取,默认为“机器人”。

(2) 运动方向:从 AM-DIR 中根据词性提取,方向包括基本方向(方位词)和角度(量词),默认为“向前”。

规定8个基本方向(前,后,左,右,左前,右前,左后,右后)。相隔为45度。如果语料中没有出现具体的角度描述,例如:“向左转”,就默认为“向左转90度”。

(3) 运动控制:从 V 中根据词性获取。

导航任务谓词绝大多数都是“走”,“直行”等等动词,有时候可能会出现“穿过”,“绕过”,“拿”这些词语。将表示行走的谓词统一为“走”,因为这些词对导航的影响相同。

(4) 运动目标（可能有运动参考）

A1 和 AM-LOC 语义角色就是需要的运动目标，但是对于导航任务来说，名词是较为复杂的模块，因为它既可以作为运动目标也可以作为运动参考，仅仅从语义角色和词性中获取不到清晰的导航信息。本文提出一种基于依存关系提取路径自然语言运动目标和运动参考模块的方法。对于路径自然语言 A1 和 LOC 中的名词，包含以下几种情况：

1、单个名词依存于动词，这种情况最简单。这个名词就是运动目标。例如“绕过桌子”，“桌子”依存于动词“绕过”，“桌子”就是运动目标。

2、单个名词并不依存于动词，它可能与其它词形成定中关系。例如“走到沙发旁”，其依存关系为“沙发”依存于“旁”，这时“旁”依存于动词“到”，可以根据这一特点提取到名词短语“沙发旁”。“沙发旁”就是最终提取到的运动目标。

3、多个名词（多为两个名词）

对于多个名词，绝大多数是两个名词。偶尔出现三个名词也可以被处理成单个名词。例如“沙发前面的桌子上的花瓶”，可以将“沙发前面的桌子”看作一个名词，“花瓶”看作一个名词，因此可以将多个名词的处理方法简化为两个名词的处理方法。

对于两个名词，可能出现如下两种情况。

①名词之间的依存关系是并列关系。

例如“桌子和椅子”，这时可以将它看作单个名词，通过下一步的分析得到正确的运动目标。例如“走到桌子和椅子前”，“桌子和椅子”依存于“前”，“前”依存于动词“走到”，因此“桌子和椅子前”就是运动目标。

②名词之间存在依存关系。

例如“拿桌子上的书”，“桌子上的书”被标注为 A1，“桌子”依存于“上”，依存关系为定中关系，“上”依存于“书”，“书”依存于动词“拿”。“桌子上”可以看作一个名词，此时由于名词“书”依存于动词“拿”，所以“书”是运动目标，“桌子上”依存于名词“书”，它作为运动参考。

少量的运动目标存在于 AM-LOC 语义角色。对于 AM-LOC 语义角色，首先根据其中的语块类型确定其是运动参考或者是运动目标。对于“PR”语块，其中的名词短语可以直接填充到运动参考模块。对于“SC”语块，通过上述名词的处理方法填充到相应的模块。

图 4-1 是路径单元提取流程图。使用语义角色标注结果按该流程生成若干路径单元。在生成的路径单元的基础上，按顺序将路径单元整合在一起，就生成了虚拟导航路径。

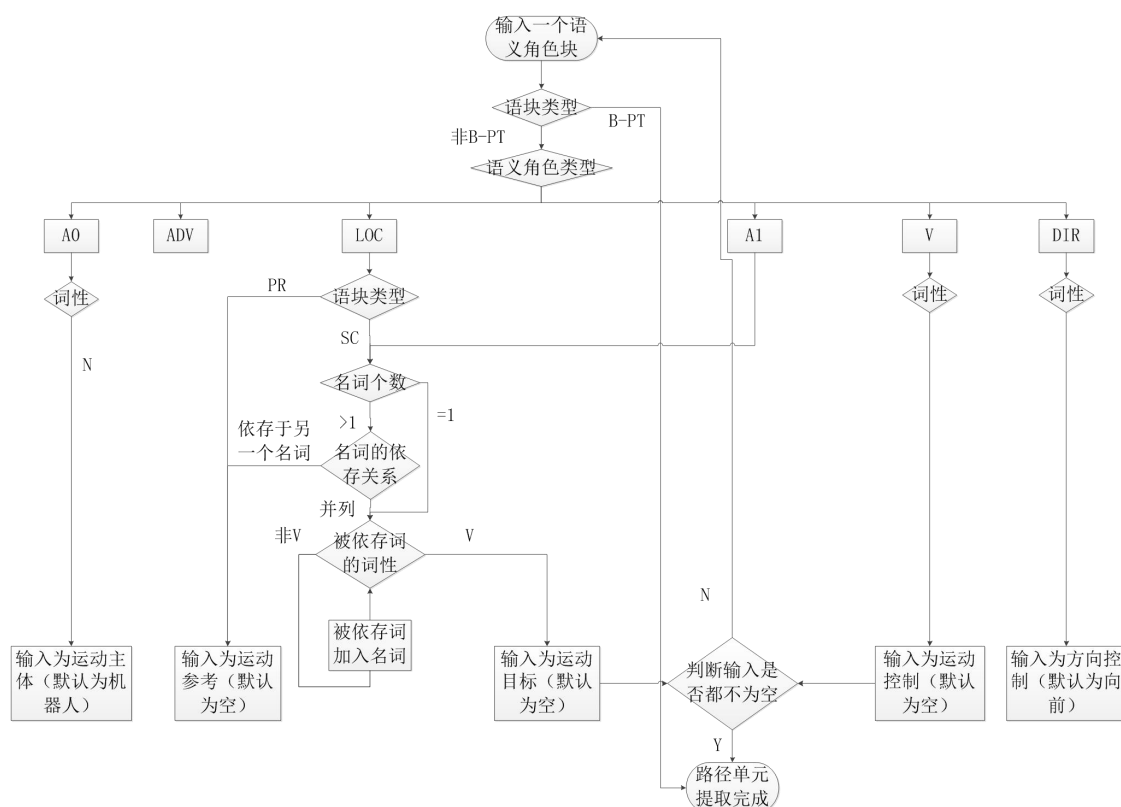


图 4-1 路径单元提取流程图

4.4 虚拟导航路径生成

在进行机器人实际导航之前，先利用上述导航路径生成方法生成虚拟导航路径，给机器人执行实际导航任务提供参考。本文选取了一个新的模拟环境，并且在这个环境中选取一个简单和一个复杂的描述。使用上述方法分别对这两个语料进行处理。

例句 1：机器人向左前方走到门口，穿过门直走到花瓶旁，向右前方走到桌子前，拿书。

分词和词性标注结果：机器人/n 向/p 左/f 前方/s 走/v 到/v 门口/s， /wd 穿过 /v 门/n 直/d 走/v 到/v 花瓶/n 旁/f， /wd 向/p 右/f 前方/s 走/v 到/v 桌子/n 前/f， /wd 拿/v 书/n。 /wj

语块分析结果：

[机器人/n 向/p 左/f 前方/s]DT[走/v 到/v 门口/s]MT [, /wd]PT [穿过/v 门/n]SC [直/d 走/v 到/v 花瓶/n 旁/f]MT [, /wd]PT [向/p 右/f 前方/s]DT [走/v 到/v 桌子/n 前/f]MT [, /wd]PT [拿/v 书/n。 /wj]ST

依存句法分析结果：

[机 器 人 /n]+1V/SBV[向 /p]+1V/ADV[左 /f]+1S/ATT[前方 /s]-1P/POB[走

/v]0/ROOT[到 /v]-1V/CMP[门口 /s]-1V/POB[, /wd]O[穿过 /v]-2V/COO[门 /n]-1V/VOB[直 /d]+1V/ADV[走 /v]-1V/COO[到 /v]-1V/CMP[花瓶 /n]+1F/ATT[旁 /f]-1V/POB[, /wd]O[向 /p]+1V/ADV[右 /f]+1S/ATT[前方 /s]-1P/POB [走 /v]-2V/COO[到 /v]-1V/CMP[桌子 /n]+1F/ATT[前 /f]-1V/POB[, /wd]O[拿 /v]-2V/COO[书 /n]-1V/VOB[。 /wj]O

语义角色标注结果:

[机器人/n]A0 [向/p 左/f 前方/s]AM-DIR [走/v 到/v]V [门口/s]A1[, /wd]O [穿过/v]V [门/n]A1 [直/d]AM-ADV [走/v 到/v]V [花瓶/n 旁/f]A1 [, /wd]O [向/p 右/f 前方/s]AM-DIR [走/v 到/v]V [桌子/n 前/f]A1 [, /wd]O [拿/v]V [书/n]A1 [。 /wj]O

按照语义提取的方法,依次得到以下路径单元:

1) 方向:左前方(默认左前方 45 度)

运动控制:走

运动目标:门口

2) 方向:空(默认向前)

运动控制:穿过

运动目标:门

3) 方向:空

运动控制:走

运动目标:花瓶旁

4) 方向:右前方

运动控制:走

运动目标:桌子前

5) 方向:空

运动控制:拿

运动目标:书

图 4-2 是例句 1 生成的虚拟导航路径。

分词与词性标注结果:

机器人/n 向前/vi 走/v 到/v 床/n, /wd 向/p 左/f 走/v 到/v 椅子/n 旁/f, /wd 再 /d 向/p 右/f 转/v, /wd 直/d 走/v 到/v 墙/n, 向/p 左/f 走/v 到/v 门口/s, /wd 向/p 右 /f 穿过/v 门/n, /wd 进入/v 客厅/n, /wd 向前/vi 走/v 到/v 花瓶/n 旁/f, /wd 向/p 右 /f 走/v 到/v 沙发/n 和/cc 桌子/n 之间/f, /wd 向/p 左/f 转/v, /wd 拿/v 桌子/n 上/f 的/ude1 易拉罐/n。 /wj

语块分析结果:

[机器人/n 向前/vi 走/v 到/v 床/n]MT [, /wd]PT [向/p 左/f]DT[走/v 到/v 椅子/n

旁/f]MT[, /wd]PT[再/d]O[向/p 右/f 转/v]DT[, /wd]PT[直/d 走/v 到/v 墙/n]MT[, /wd]PT[向/p 左/f]DT[走/v 到/v 门口/s]MT[向/p 右/f]DT[, /wd]PT[穿过/v 门/n]SC[, /wd]PT[进入/v 客厅/n]SC[, /wd]PT[向前/vi]O[走/v 到/v 花瓶/n 旁/f]MT[, /wd]PT[向/p 右/f]DT[走/v 到/v 沙发/n 和/cc 桌子/n 之间/f]MT[, /wd]PT[向/p 左/f 转/v]DT[, /wd]PT[拿/v 桌子/n 上/f 的/ude1 易拉罐/n]RT[。/wj]PT

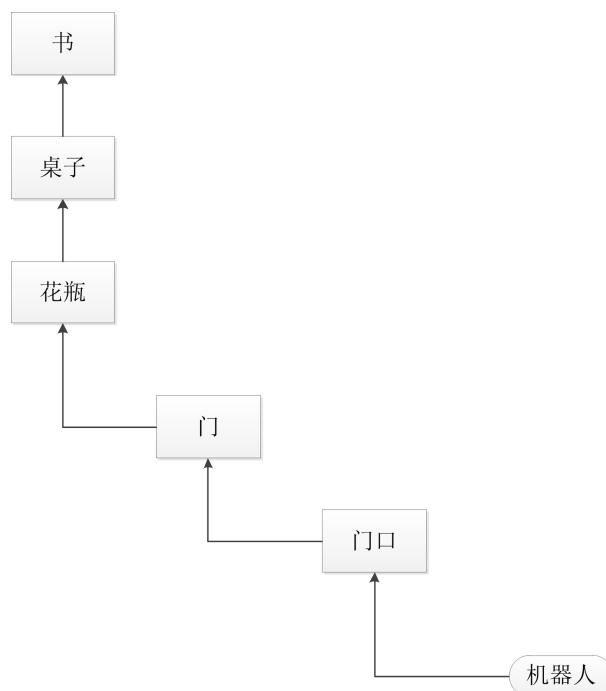


图 4-2 虚拟导航路径 1

依存句法分析结果:

[机器人/n]+1V/SBV[向前/vi]+1V/ADV[走/v]0/ROOT[到/v]-1V/CMP[床/n]-1V/POB[, wd]O[向/p]+1V/ADV[左/f]-1P/POB[走/v]-2V/COO[到/v]-1V/CMP[椅子/n]+1F/ATT[旁/f]-1V/POB[, wd]O[再/d]+1V/ADV[向/p]+1/ADV[右/f]-1P/POB[转/v]-2V/COO[, wd]O[直/d]+1V/ADV[走/v]-1V/COO[到/v]-1V/CMP[墙/n]-1V/POB[, wd]O[向/p]+1V/ADV[左/f]-1P/POB[走/v]-2V/COO[到/v]-1V/CMP[门口/s]-1V/POB[, wd]O[向/p]+1V/ADV[右/f]-1P/POB[穿过/v]-2V/COO[门/n]-1V/VOB[, wd]O[进入/v]-1V/COO[客厅/n]-1V/VOB[, wd]O[向前/vi]+1V/ADV[走/v]-1V/COO[到/v]-1V/CMP[花瓶/n]+1F/ATT[旁/f]-1V/POB[, wd]O[向/p]+1V/ADV[右/f]-1P/POB[走/v]-2V/COO[到/v]-1V/CMP[沙发/n]+1F/ATT[和/cc]+1N/RAD[桌子/n]-1N/COO[之间/f]-1V/POB[, wd]O[向/p]+1V/ADV[左/f]-1P/POB[转/v]-2V/COO[, wd]O[拿/v]-1V/COO[桌子/n]+1F/ATT[上/f]+1N/ATT[的/ude1]-1F/ATT[易拉罐/n]-1V/VOB[。/wj]O

语义角色标注结果:

[机器人/n]A0 [向前/vi]ADV[走/v 到/v]V [床/n]A1 [, /wd]O [向/p 左/f]AM-DIR [走/v 到/v]V [椅子/n 旁/f]A1 [, /wd]O [再/d]AM-ADV [向/p 右/f]AM-DIR [转/v]V [, /wd]O [直/d]AM-ADV [走/v 到/v]V[墙/n]A1 [, /wd]O [向/p 左/f]AM-DIR [走/v 到/v]V [门口/s]A1 [, /wd]O [向/p 右/f] AM-DIR [穿过/v]V [门/n]A1 [, /wd]O[进入/v]V [客厅/n]A1 [, /wd] [向前/vi]AM-ADV [走/v 到/v]V [花瓶/n 旁/f]A1 [, /wd]O [向/p 右/f]AM-DIR [走/v 到/v]V [沙发/n 和/cc 桌子/n 之间/f]A1 [, /wd] O [向/p 左/f] AM-DIR [转/v]V[, /wd]O [拿/v]V [桌子/n 上/f 的/ude1 易拉罐/n]A1 [。 /wj]O

根据 4.3 节路径单元提取方法，依次得到如下 9 个路径单元。

- 1、方向：空（默认向前）
运动控制：走
运动目标：床
- 2、方向：左
运动控制：走
运动目标：椅子
- 3、方向：右
运动控制：走
运动目标：墙
- 4、方向：左
运动控制：走
运动目标：门口
- 5、方向：右
运动控制：穿过
运动目标：门
- 6、方向：空
运动控制：进入
运动目标：客厅
- 7、方向：空
运动控制：走
运动目标：花瓶
- 8、方向：右
运动控制：走
运动目标：沙发和桌子之间
- 9、方向：左
运动控制：拿

运动目标：桌子上的易拉罐

图 4-3 是例句 2 生成的虚拟导航路径。

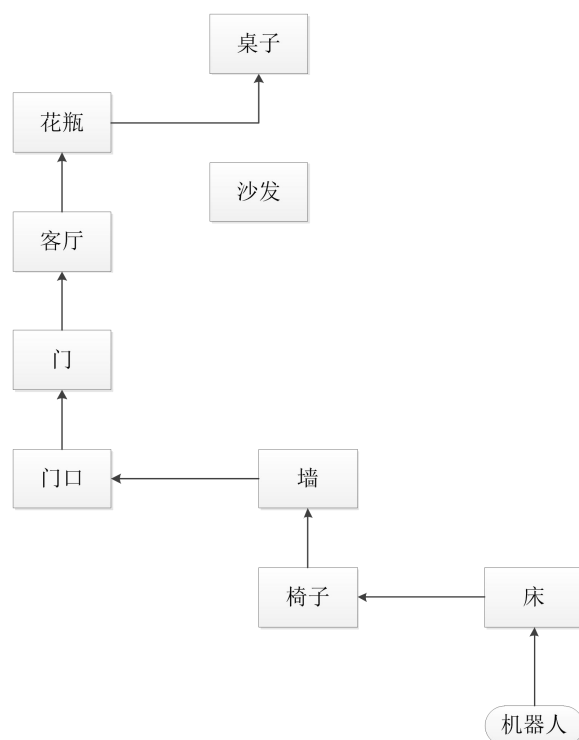


图 4-3 虚拟导航路径 2

本文提出的路径单元提取算法正确的从不同风格的路径自然语言描述中提取出一系列路径单元，并且顺序连接路径单元最终生成了两条虚拟导航路径。上述虚拟导航路径生成实验表明，本文提出的导航算法在非受限的路径自然语言的路径单元提取上有很好的效果。

4.5 本章小结

本章介绍了路径自然语言语义提取方法，在提取的语义基础上生成虚拟导航路径。路径自然语言语料在语义角色标注的基础上，辅以词性标注、语块标注、依存关系标注，提出了一种路径单元生成算法生成若干路径单元，顺序连接所有路径单元，则生成了虚拟导航路径。

第 5 章 实验结果与分析

5.1 引言

本文的机器人问路导航方法是在提取语义信息的基础上完成的,因此语义提取的准确率将直接影响导航结果,而语义提取又是在语义角色标注和句法分析的基础上完成的。因此本章首先分别进行了句法分析和语义角色标注实验,然后在此基础上进行了机器人实际导航实验。

本文将所有语料库按照 4:1 的比例进行划分,其中 80%为训练语料,20%为测试语料。然后根据定义的特征模板训练训练语料库,得到相应的训练模型,再用测试语料库测试得到的训练模型的准确率。

本文需要用到以下的实验指标:

$$\text{正确率}(P) = \frac{\text{正确识别的个体总数}}{\text{识别出的个体总数}} \times 100\% \quad (5-1)$$

$$\text{召回率}(F) = \frac{\text{正确识别的个体总数}}{\text{测试集中存在的个体总数}} \times 100\% \quad (5-2)$$

$$F1 = \frac{P * R * 2}{P + R} \times 100\% \quad (5-3)$$

5.2 句法分析结果

实验一：语块分析实验

表 5-1 是各个语块分析结果。由表 5-1 可见,语块分析的准确率、召回率、F1 值都非常高,说明之前确定的分块类型是合理的,适用于路径自然语言处理领域。较高的语块分析准确率也很符合接下来在语块分析的基础上进行语义角色标注的要求。

实验二：依存句法分析实验

表 5-2 是依存句法实验结果。本文直接用依存句法自动标注的平均值表示依存句法分析结果。

和语块分析相比,依存句法分析的准确率、召回率、F1 值都相对较低。其原因有两点。第一,依存句法的依存关系类型较多,而且其划分边界并不明显,导致了识别率下降。第二,由于某些从属词和支配词之间的距离过长,导致了依存关系的标注准确率下降。但是对于某些语义角色标注识别,依存句法分析相比于语块分析有着更好的效果,下一节将会详细阐述。

表 5-1 语块分析结果 (%)

语块类型	P	R	F1
DT	98.97	98.21	98.59
FR	100.00	85.71	92.31
MT	93.00	87.64	90.24
PR	100.00	98.18	99.08
PT	100.00	100.00	100.00
RT	90.20	97.87	93.88
SC	96.27	93.63	95.09
ST	90.85	86.58	88.66
总计	97.12	95.38	96.24

表 5-2 依存句法分析结果 (%)

语块类型	P	R	F1
平均值	90.83	90.87	90.85

5.3 语义角色标注结果

实验三. 基于语块分析的 SRL

表 5-3 是基于语块分析的语义角色标注的结果。从表 5-3 的结果中可以发现，基于语块分析的语义角色标注准确率、召回率、F1 值分别达到了 96.77%、97.78%、97.27%。

实验四. 基于依存句法分析的 SRL

表 5-4 是基于依存句法分析的语义角色标注结果。通过和表 5-3 得到的结果对比发现，虽然基于依存句法分析的 SRL 的平均值比基于语块分析的 SRL 要低。但是对于 A0，AM-ADV 语义角色，基于依存句法分析的结果明显较好。

实验五. 基于语块分析和依存句法分析的 SRL

通过分析表 5-3 和表 5-4 发现，对于自然语言处理的语义角色标注任务，语块分析和依存句法分析都有其优点。

基于语块分析的语义角色标注准确率相比较基于依存句法分析的语义角色标注准确率。这是因为在语块划分时就已经做了初步的语义切分工作，因此在语义角色标注时准确率较高。

例如：“DT”语块一般就包含 AM-DIR 语义角色，训练得到的模型也就更容易识别出 AM-DIR 语义角色。

表 5-3 基于语块分析的 SRL 结果 (%)

语义角色	P	R	F1
A0	99.07	99.07	99.07
A1	98.92	99.64	99.28
AM-ADV	91.37	96.54	93.88
AM-DIR	99.39	99.09	99.24
AM-LOC	97.56	95.24	99.39
V	96.22	96.62	96.42
平均值	96.77	97.78	97.27

基于依存句法分析的语义角色标注虽然平均准确率较低，但是其 A0、AM-ADV 等语义角色标注准确率非常高，这是因为这些语义角色标注可以很简单的由依存句法标注得到。

例如：A0 语义角色，它一般就代表“机器人”，而“机器人”往往就依存于第一个动词，其依存关系标注为“+1V/SBV”。在将依存关系特征加入特征集之后，训练得到模型的语义角色标注准确率就更高。

表 5-4 基于依存句法分析的 SRL 结果 (%)

语义角色	P	R	F1
A0	100.00	100.00	100.00
A1	98.11	97.65	97.88
AM-ADV	98.05	86.30	91.88
AM-DIR	96.11	98.73	97.40
AM-LOC	89.13	82.00	85.42
V	91.54	94.28	92.89
平均值	95.00	94.53	94.76

为了融合依存句法和语块分析的优点，本文提出一种基于语块分析和依存句法分析的融合语义角色标注方法。表 5-5 是基于语块分析和依存句法分析的语义角色标注结果。

通过分析准确率发现：

- (1) 基于依存句法分析的 SRL 的 A0 和 AM-ADV 语义角色准确率最高；
- (2) 基于语块分析的 SRL 的 AM-LOC 语义角色准确率最高；
- (3) 基于语块和句法的 SRL 的 A1、AM-DIR 和 V 的语义角色准确率最高。

综上所述，基于语块加依存句法分析的 SRL 平均准确率最高。而且对于机器人导航任务来说，路径单元主要由 4 个部分组成：谓词、方向词、参考、目标。这 4 个部分正好分别在 V、AM-DIR、A1 中。综合来看，第三种方法最佳。

表 5-5 基于语块分析和依存句法分析的 SRL 结果 (%)

语义角色	P	R	F1
A0	98.15	99.07	98.60
A1	99.46	100.00	99.73
AM-ADV	96.88	96.88	96.88
AM-DIR	100.00	99.36	99.70
AM-LOC	95.12	92.86	93.98
V	97.48	98.00	97.74
平均值	96.77	98.48	98.35

5.4 机器人实际导航实验

在生成虚拟导航路径之后，搭建简单的室内环境，使用 Nao 机器人完成实际导航任务。本文希望将处理好的自然语言输入给 Nao 机器人后，Nao 机器人可以通过感知周围环境自主完成导航任务。本次实验所需要的图像识别模块通过使用机器人自带的 landmark 识别函数识别特殊符号替代。在行进过程中，机器人通过声纳确定前方是否有物体，再通过图像识别模块判断物体是障碍或者是运动目标。导航算法如图 5-1 所示。具体导航算法分为以下几步：

- (1) 输入一段路径自然语言描述，使用第 2 章和第 3 章的路径自然语言处理方法，依次得到其语块标注、依次句法标注和语义角色标注。
- (2) 根据上述获得的路径自然语言信息，使用第 4 章中提出的方法生成虚拟导航路径。
- (3) 将虚拟导航路径信息输入给 Nao 机器人，Nao 根据获得的方向和参考信息开始向目标行走。
- (4) 在行进过程中，使用声纳探测前方是否有物体，如果有物体，则使用

摄像头识别该物体，判断其是否为某一路径单元的参考或目标，如果是，机器人向下一个目标出发直到到达最终目标位置。

(5) 如果不是某一路径单元的参考或目标，则判断该物体为未知障碍，机器人绕过该物体继续向前行进。重复第(4)步。

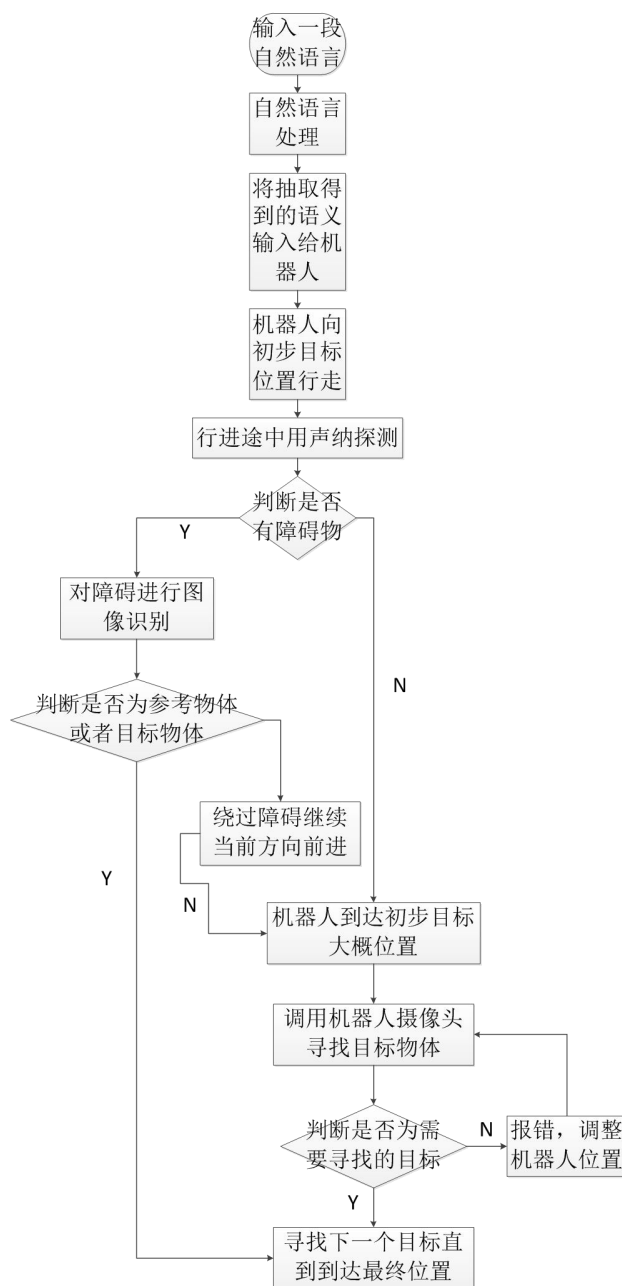


图 5-1 机器人导航算法

图 5-2 是进行机器人导航实验的实际环境，导航需要识别的物体分别贴上了不同的 landmark 标签。本文分别进行了三种不同机器人导航实验。实验一是机器人在无障碍的环境中进行的，此时实际环境与生成的模拟导航路径相匹配，机器人能够很顺利的按照模拟导航路径完成导航任务；实验二是机器人在有障碍的

环境中进行的，此时实际环境与生成的模拟导航路径不完全匹配，机器人的实际行走路线虽然与模拟导航路径不完全相同，但是依然可以越过障碍完成导航任务；实验三是机器人在运动参考位置发生变化的环境中进行的，此时实际环境也与生成的模拟导航路径不完全匹配，机器人可以跳过非必要的参考完成导航。这三个实验表明，本文提出的机器人问路导航算法具有较好的环境适应性。



图 5-2 实际导航环境

实验一. 机器人在简单无障碍的环境下完成导航

输入一段自然语言描述的路径导航任务：“机器人向前走到盆栽，再向左走到电脑主机处右转找到吉他。”依次提取出路径单元，将路径单元中“运动目标”、“运动控制”、“运动目标和参考”信息输入，控制机器人依次完成每个路径单元的导航。在行进过程中，机器人通过声纳确定前方是否有物体，再通过图像识别模块判断物体是障碍或者是运动目标。图 5-3 为该实验的虚拟导航路径。

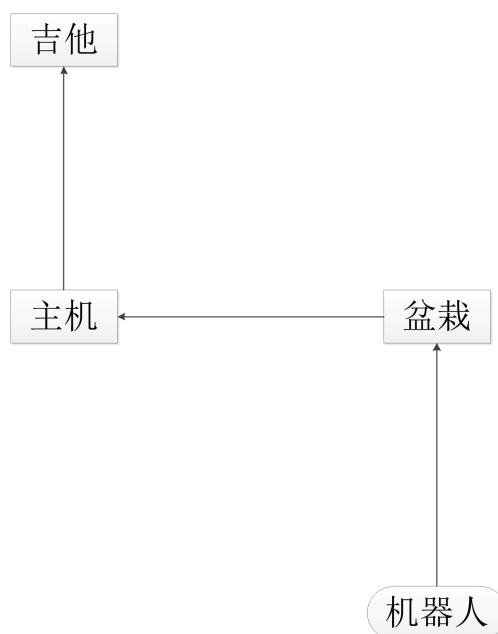


图 5-3 虚拟导航路径 1

图 5-4 为机器人实际行走路线。其中 A 代表机器人，B 代表盆栽，C 代表电脑主机，D 代表吉他。从图中提供的机器人行进路线可以看出，机器人在简单无障碍的环境下可以很轻松的按照抽取的语义信息向目标前进，且实际行进路线与虚拟导航路径几乎相同。

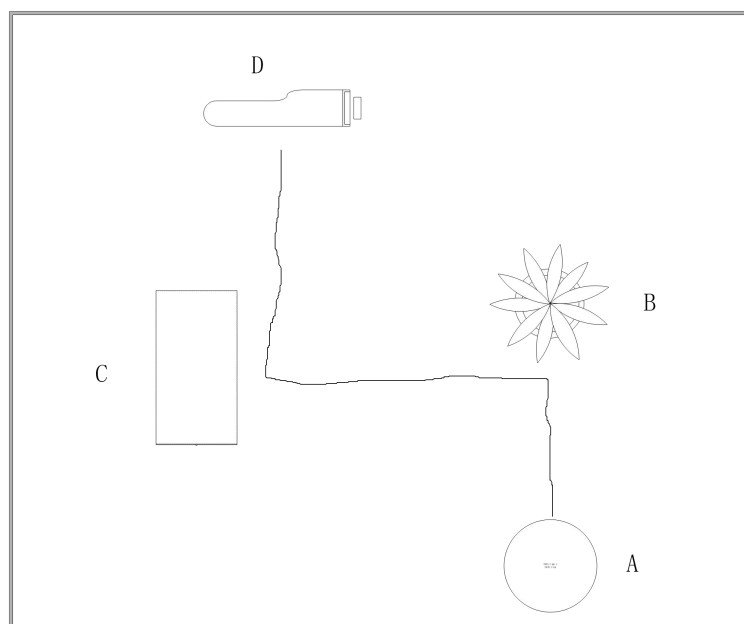


图 5-4 机器人实际行走路线 1

实验二. 机器人在复杂有且障碍环境下完成导航

输入一段自然语言描述的路径导航任务：“机器人向前走到床，向左走到椅子旁，再向右转，向前走到花瓶旁，向左走到沙发前，绕过沙发走到书桌前。”生成虚拟导航路径如图 5-5 所示。

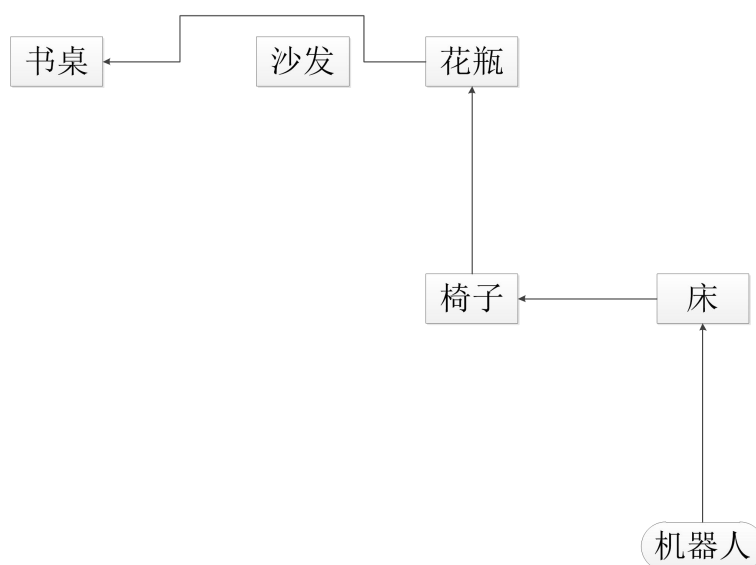


图 5-5 虚拟导航路径 2

图 5-6 为实验二的机器人实际行走路线。图 5-6 中 A 代表机器人，B 代表床，

C 代表椅子，D 代表花瓶，E 代表沙发，F 代表书桌。在机器人预计的行进路线上设置两个障碍：X 代表大箱子，Y 代表一个站在路线上的行人。从图中提供的机器人行进路线可以看出，虽然机器人实际行走路线与生成的虚拟导航路径有所差别，但是机器人在较复杂有障碍的情况下依然可以避开障碍完成导航。

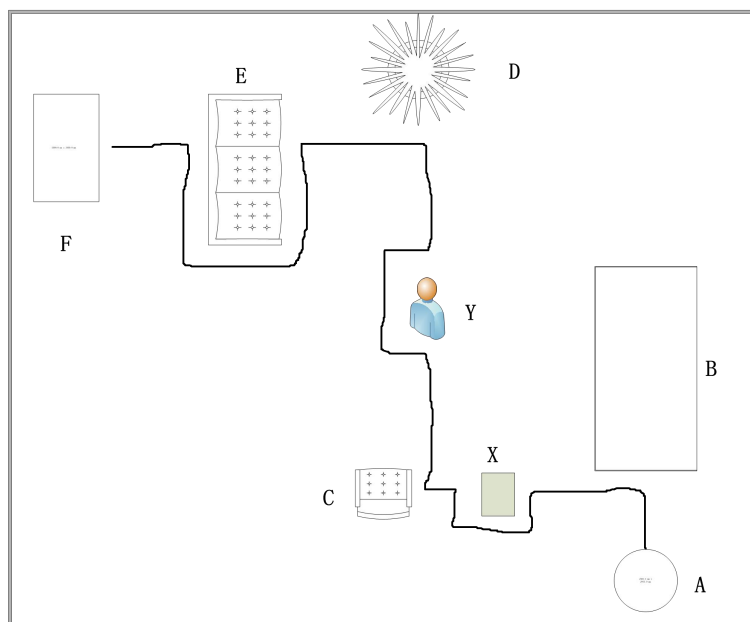


图 5-6 机器人实际行走路线 2

实验三. 机器人越过非必要参考完成导航

输入一段自然语言描述的路径导航任务：“机器人右转走到电视机旁，左转直走到冰箱前，再向左走绕过椅子走到桌子前。”生成虚拟导航路径如图 5-7 所示。

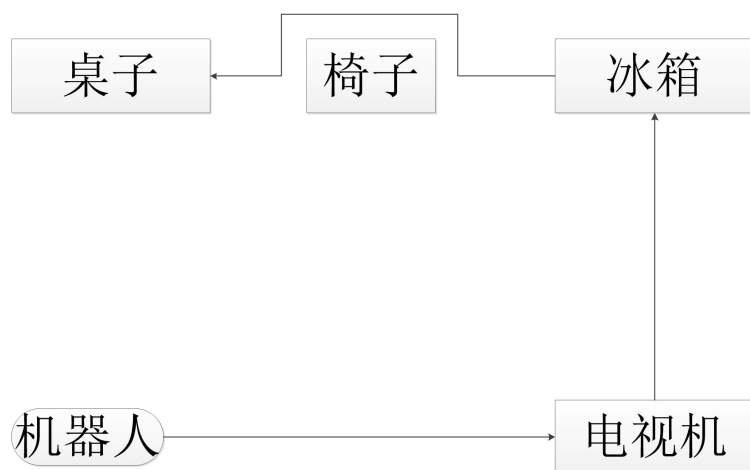


图 5-7 虚拟导航路径 3

图 5-8 为实验三的机器人实际行走路线。图 5-8 中 A 代表机器人，B 代表电视机，C 代表冰箱，D 代表桌子，X 代表椅子。在该环境中，椅子偏移了路径。通过对比机器人虚拟导航路径和实际导航路径，发现机器人虽然没有根据语义导

航生成的虚拟路径行走，却依然完成了机器人导航任务。而且行走路径可能更加简单，这是由于机器人在正常行走到冰箱之后，左转向前行走并且寻找参考“椅子”，但是直到走到目标“桌子”前，机器人都没有找到椅子，不过这并不影响机器人顺利完成导航任务。该实验说明，在导航环境出现少量变化的情况下，机器人依然有能力完成导航。

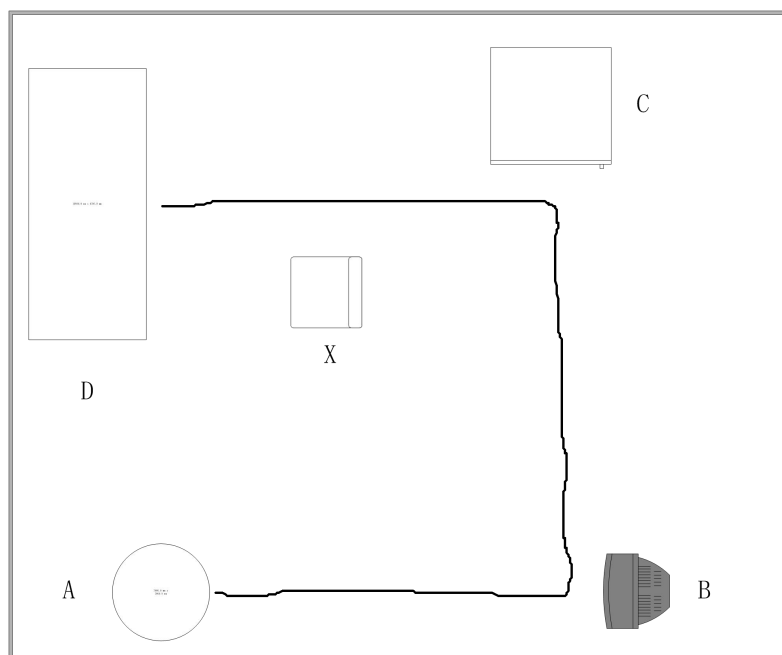


图 5-8 机器人实际行走路线 3

5.5 本章小结

本章介绍了路径自然语言处理结果分析和基于路径自然语言处理的机器人问路导航方法。通过分析路径自然语言处理结果发现，基于语块分析和依存句法分析的融合语义角色标注方法处理路径自然语言方法最合适。基于上述方法的机器人问路导航实验结果证明了此方法的合理性。

第 6 章 总结与展望

为了最终实现基于路径自然语言处理的机器人导航,本文分别提出了基于语块分析的语义角色标注方法、基于依存句法分析的语义角色标注方法和基于语块分析和依存句法分析融合的语义角色标注方法。通过实验发现,基于语块分析和依存句法分析融合的语义角色标注方法对路径自然语言有最好的处理结果。最后使用 Nao 机器人实现了在简单环境下完成基于路径自然语言处理的导航任务,证明本文提出的方法是可行的。由于本文的数据集语料较为充足且在非受限条件下获得,保证了本文问路导航方法的适用性。

本文的主要成果如下:

(1) 收集了 1000 条非受限的中文路径自然语言语料,搭建了规模较大的中文路径自然语言专业语料库。

(2) 深入分析了路径自然语言处理特点,提出一种基于语块分析和依存句法分析的融合语义角色标注方法,得到了理想的语言角色标注结果。

(3) 在语义角色标注的基础上,提出一种基于方向、参考、目标三要素的路径单元提取方法,并且在提取出的路径单元的基础上,生成了虚拟导航路径。

(4) 使用 Nao 机器人,完成了机器人问路导航实验。通过分析机器人实际导航路线发现,机器人正常环境下可以按照生成的虚拟路径完成导航任务。在环境有变化的情况下,机器人依然可以在生成的虚拟路径的基础上调整路径完成导航任务。证明了本文提出的机器人导航算法具有很好的环境适应性。

本文的工作重点是基于路径自然语言处理完成机器人问路导航任务。在路径自然语言处理方法上,本文使用了规模较大的非受限路径自然语言语料库,改善了规模较小的受限语料库的局限性,使本文提出的方法具有较高的实用价值。本文提出的路径自然语言处理方法,在一般自然语言处理方法的基础上增加了特定领域的语块分析方法,给其它领域自然语言处理提供了借鉴。虽然本文采用的语料库规模相对前人更大了,提出的机器人导航算法也有较好的适应性。但是相比于其他领域成熟的自然语言语料库,本文的语料库规模依然很小,所以有待于研究者搭建更多复杂的模拟环境,收集更多的路径自然语言语料,进一步提高方法的适应导航能力。

参考文献

- [1] 侯志霞, 曹军. 自然语言处理的发展概况及前景展望[J]. 山东外语教学, 2003(5):53-55.
- [2] 王挺, 麦范金, 刘忠. 自然语言处理及其应用前景的研究[J]. 桂林航天工业学院学报, 2006, 11(4):19-21.
- [3] 南铨国. 基于语句相似度计算的主观题自动评分技术研究[D]. 延边大学, 2007.
- [4] 杨鹏. 面向领域自然语言的文本自动分类及其在产品设计中的应用[D]. 西安电子科技大学, 2007.
- [5] 方强, 谢存禧. 基于视觉的移动机器人自主定位导航[J]. 机床与液压, 2004(7):40-42.
- [6] 赵瑜. 基于计算机视觉的移动机器人路径识别与跟踪[D]. 西北大学, 2008.
- [7] Tellex S, Kollar T, Dickerson S, et al. Understanding Natural Language Commands for Robotic Navigation and Mobile Manipulation[C]//AAAI. 2011.
- [8] Kollar T, Roy N. Utilizing object-object and object-scene context when planning to find things[C]//Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009: 2168-2173.
- [9] Kollar T, Tellex S, Roy D, et al. Grounding Verbs of Motion in Natural Language Commands to Robots[J]. Springer Tracts in Advanced Robotics, 2014:31-47.
- [10] Harnad S. The symbol grounding problem[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1990, 42(1): 335-346.
- [11] 李同智. 灵活互动智能用电的技术内涵及发展方向[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(02): 11- 17.
- [12] Dzifcak J, Scheutz M, Baral C, et al. What to do and how to do it: Translating natural language directives into temporal and dynamic logic representation for goal management and action execution[C]//Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009: 4163-4168.
- [13] Sugita Y, Tani J. Learning semantic combinatoriality from the interaction between linguistic and behavioral processes[J]. Adaptive Behavior, 2005, 13(1): 33-52.
- [14] Kollar T, Tellex S, Roy D, et al. Toward understanding natural language directions[C]//Human-Robot Interaction (HRI), 2010 5th ACM/IEEE International Conference on. IEEE, 2010: 259-266.
- [15] Kollar T, Tellex S A, Roy N. A discriminative model for understanding natural language route directions[C]. American Association for Artificial Intelligence, 2010.
- [16] Klippel A, Hansen S, Richter K F, et al. Urban granularities—a data structure for cognitively ergonomic route directions[J]. GeoInformatica, 2009, 13(2): 223-247.
- [17] Shimizu N, Haas A R. Learning to Follow Navigational Route Instructions[C]//IJCAI. 2009, 9: 1488-1493.
- [18] Müller R, Röfer T, Lankenau A, et al. Coarse qualitative descriptions in robot navigation[M]//Spatial Cognition II. Springer Berlin Heidelberg, 2000: 265-276.

- [19] Hoeppner W, Carstensen M, Rhein U. Wegauskünfte: Die Interdependenz von Such-und Beschreibungsprozessen[M]//Repräsentation und Verarbeitung räumlichen Wissens. Springer Berlin Heidelberg, 1990: 221-234.
- [20] Bugmann G, Klein E, Lauria S, et al. Corpus-based robotics: A route instruction example[C]//Proceedings of Intelligent Autonomous Systems. 2004: 96-103.
- [21] Wei Y, Brunskill E, Kollar T, et al. Where to go: Interpreting natural directions using global inference[C]//Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009: 3761-3767.
- [22] Kordjamshidi P, Van Otterlo M, Moens M F. Spatial role labeling: Towards extraction of spatial relations from natural language[J]. ACM Transactions on Speech and Language Processing (TSLP), 2011, 8(3): 4.
- [23] Branavan S R K, Chen H, Zettlemoyer L S, et al. Reinforcement learning for mapping instructions to actions[C]//Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP: Volume 1-Volume 1. Association for Computational Linguistics, 2009: 82-90.
- [24] Vogel A, Jurafsky D. Learning to follow navigational directions[C]//Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2010: 806-814.
- [25] Carlson L A, Skubic M, Miller J, et al. Assessing the effectiveness of older adults' spatial descriptions in a fetch task[C]//Paper submitted to the 35th Annual Conference of the Cognitive Science Society. Berlin, Germany. 2013.
- [26] Skubic M, Perzanowski D, Blisard S, et al. Spatial language for human-robot dialogs[J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, 2004, 34(2): 154-167.
- [27] Skubic M, Huo Z, Alexenko T, et al. Testing an assistive fetch robot with spatial language from older and younger adults[C]//RO-MAN, 2013 IEEE. IEEE, 2013: 697-702.
- [28] Skubic M, Huo Z, Carlson L A, et al. Human-Driven Spatial Language for Human-Robot Interaction[C]//Human-Robot Interaction in Elder Care. 2011.
- [29] Skubic M, Alexenko T, Huo Z, et al. Investigating spatial language for robot fetch commands[C]//Workshops at the Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2012.
- [30] Skubic M, Carlson L, Miller J, et al. Spatial language experiments for a robot fetch task[C]//Human-Robot Interaction (HRI), 2012 7th ACM/IEEE International Conference on. IEEE, 2012: 239-240.
- [31] 聂仙丽, 蒋平, 陈辉堂. 采用自然语言的移动机器人任务编程 Ξ [J]. 机器人, 2003, 25(4).
- [32] 乐小虬, 杨崇俊, 于文洋. 基于空间语义角色的自然语言空间概念提取[J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2005, 30(12): 1100-1103.
- [33] 张雪英, 闫国年, 宦建. 面向汉语的自然语言路径描述方法[J]. 地球信息科学学报, 2008, 10(6): 757-762.
- [34] 刘瑜, 高勇, 林报嘉, 等. 基于受限汉语的 GIS 路径重建研究[J]. 遥感学报, 2004, 8(4): 323-330.
- [35] 蒋文明. 面向中文文本的空间方位关系抽取方法研究[D]. 南京: 南京师范

大学, 2010.

- [36] 李新德, 张秀龙. 一种面向室内智能机器人导航的路径自然语言处理方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(2).
- [37] 李新德, 张秀龙, 戴先中. 一种基于受限自然语言处理的移动机器人视觉导航方法[J]. 机器人, 2011, 33(6): 742-749.
- [38] 张秀龙, 李新德, 戴先中. 基于组块分析的路径自然语言语义角色标注方法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2012, 42(A01): 127-131.
- [39] 周强. 基于语料库和面向统计学的自然语言处理技术[J]. 计算机科学, 1995(4):36-40.
- [40] 王鑫, 孙薇薇, 穗志方. 基于浅层句法分析的中文语义角色标注研究[J]. 中文信息学报, 2011, 25(1):116-122.
- [41] Abney S P. Parsing By Chunks[M]// Principle-Based Parsing. Springer Netherlands, 1991:257-278.
- [42] 周强, 孙茂松, 黄昌宁. 汉语句子的组块分析体系[J]. 计算机学报, 1999, 22(11):1158-1165.
- [43] 李素建, 刘群. 汉语组块的定义和获取[C]// 全国计算语言学联合学术会议. 2003.
- [44] 孙宏林, 俞士汶. 浅层句法分析方法概述[J]. 当代语言学, 2000, 2(2):74-83.
- [45] 王步康, 王红玲, 袁晓虹,等. 基于依存句法分析的中文语义角色标注[J]. 中文信息学报, 2010, 24(1):25-29.
- [46] 计峰. 基于序列标注的中文依存句法分析研究[D]. 复旦大学, 2008.
- [47] 林小俊. 基于语言学知识的汉语语义角色标注研究[M]. 2009.

攻读硕士学位期间发表的论文及其他成果

- [1]Zhang K, Chen Q. Route natural language processing method for robot navigation[C]//Information and Automation (ICIA), 2016 IEEE International Conference on. IEEE, 2016: 915-920.
- [2]张珂, 陈奇. 基于非受限路径自然语言处理的机器人导航[J]. 智能系统学报, 2017, 一级学报 (已录用)

致 谢

在攻读研究生这两年半的时间里，我认真完成学校和导师安排的任务，在学习过程中得到了很多鼓励和帮助，在此感谢每一位给予我关系的老师和同学。

研究生期间，在我的导师的悉心指导下完成了研究生期间的课题研究。导师渊博的学识、缜密的思维、严谨的治学态度、孜孜不倦的工作精神、求真务实的科研作风值得我学习。

在此还要感谢电子与通信工程系的各位老师，特别系里各位老师在每次工作汇报时都给予我非常有价值的指导。此外，还要特别感谢我的父母，他们的支持与鼓励是我在学业上进取的不竭动力。

最后，衷心感谢在百忙之中评阅论文和参加答辩的各位专家老师。