

TML 认知计算平台

李佳静^{1,2} 闫宏飞³ 于珑雪² 孟涛²

1. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院 北京 100083;
2. 南京网感至察信息科技有限公司 南京 210001;
3. 北京大学信息科学技术学院 北京 1000871

摘要 随着大数据和智能时代的到来,如何提高对大规模数据的认知计算能力已经成为了研究热点。现有的认知计算平台难以同时支持多个领域场景的行业应用。本文提出了一个基于深层语义理解的认知计算模型。该模型中使用一种形式化的方法表示海量的知识点以及它们之间的各种关系,可以针对任何一个行业和垂直领域快速建立知识图谱;同时该模型会建立一个知识引擎,将所建立的知识图谱与业务文本进行高效的匹配以识别文本语义;进一步基于抽取得到的海量知识点,进行逻辑推理和预测。在离婚纠纷案件预判中的应用说明了该认知模型的语义表达能力和推理能力。

关键词: 语义理解; 认知计算; 知识抽取; 逻辑推理; 知识引擎

中图分类号: TP391; G35

开放科学(资源服务)标识码(OSID)



TML: A Cognitive Computing Platform

LI Jiajing^{1,2} YAN Hongfei³ YU Longxue² MENG Tao²

1. School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083, China;
2. Wangganzhicha Information Tech. Inc., Nanjing 210001, China;
3. School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract With the advent of the era of big data and intelligence, how to improve the cognitive computing ability for large-scale data has become a research hotspot. Existing cognitive computing platforms support

基金项目: 股票投资组合选择模型和实证研究(61772044)。

作者简介: 李佳静(1979-), 博士, 讲师, 研究方向: 文本挖掘、信息抽取、网络与信息安全, E-mail: lij@cumtb.edu.cn; 闫宏飞(1973-), 博士, 副教授, 研究方向: 信息检索、计算金融; 于珑雪(1988-), 研究生, 研究方向: 数据挖掘、智能检索; 孟涛(1980-), 博士, 研究方向: 文本挖掘、信息抽取、搜索引擎。

limited industry applications and domains. This paper presents a cognitive computing model based on deep semantic understanding. In this model, a formal method is used to represent a large number of knowledge nodes and their various relationships, so knowledge map can be quickly established for any vertical field. In addition, the model builds a knowledge engine to efficiently match the established knowledge map with text to identify semantics. Then, based on the vast amount of knowledge nodes extracted, logical reasoning and prediction are carried out. The application in the prediction of divorce cases shows the semantic expression and reasoning ability of the proposed cognitive model.

Keywords: Semantic understanding; cognitive computing; knowledge extraction; logical reasoning; knowledge engine

1 引言

在信息化的过程中，产生了大量数据，其中大部分是非标准、半结构化和非结构化数据，而且规模还在急剧增长。对这种海量的数据做语义理解，针对业务需求抽取其中的知识，并进行学习和推理，以开展类似于辅助决策的工作，在各行各业已经成为普遍的需求。常见的场景包括：

（1）法院和司法部门根据已有的大量裁判文书和法律条款，归纳得到其中的案件审判逻辑，以对新案件进行预判，或者开展智能法律咨询^[1,2]；

（2）医疗机构和医药生产企业，对海量的病历文本进行分析统计，得到内在的诊断逻辑或病人服药反应^[3]，用于辅助诊疗和药物临床试验；

（3）金融机构抽取财经新闻或财报公告中与企业相关的各种知识要素，结合历史数据进行回归^[4]，用于智能的量化交易和投资顾问。

为达到这些目标，这些不同的行业和场景都需要如下共同的技术能力：

（1）知识的表示：以一定的标准和形式来表示和存储知识，对概念以及概念之间的关系进行定义和建模，以便后续的分析计算；

（2）知识的抽取：一旦定义了知识，包括概念、关系、类别和条件等，需要从大量的数据中提炼出所定义的知识，解决精度、召回率和效率等多个方面的问题；

（3）知识的学习和推理：基于历史数据，借助于专家知识或者统计分析，建立学习和推理能力；包括半自动甚至自动的去定义知识，匹配外部信息然后开展推理，积累和扩大概念、关系和推理规则集合；和用一定的逻辑（无论是神经网络还是马尔科夫网等）进行预测。

这些技术能力正是认知计算的范畴，它是一种全新的计算模式，试图让计算机像人一样去思考和推理，融合了信息分析、自然语言处理和机器学习领域的大量方法，助力决策者从大量非结构化数据中揭示非凡的洞察^[5]。认知科学及其信息处理方面的研究被列入国际人类前沿科学计划中，目前已经针对不同领域提出了解决复杂问题的技术体系或方案。例如，

IBM公司的沃森系统在金融和医疗等多个领域开始提供智能诊断和智能投资业务^[6]；Google公司以其在AlphaGo系统体现出来的人工智能技术实力开始推出智能眼镜和智能驾驶等多款产品^[7]。另外，人们比较熟悉的人工智能产品如Siri，基于自然语言处理技术，可以与使用者进行对话和互动。在更多的行业和业务场景中，大量的软件、设备和系统缺乏认知计算能力，计算机对人类的口头语言和书面文本都无法进行全面而深度的理解和反应。

由于人类的知识大多数最终能以文本的方式进行存储，例如档案文件和声音经过OCR或ASR等技术处理后也都能转为文本数据，因此认知计算中关键的问题是对文本进行语义理解。本文提出了一种基于语义理解的认知计算模型。该模型提供了一种跨领域的简单通用的形式化方法，能够在不同的行业和应用领域建立语义知识图谱，进行深层语义分析和知识推理。该模型使得能够在任何行业或应用领域快速建立基于大规模语义知识图谱的认知计算能力，然后结合领域内的案例数据优化领域内人工智能，针对业务推出服务个人和企业的应用系统。

在基于语义理解的认知计算模型上，我们的工作已经形成了实用系统TML认知平台。TML认知计算平台的优势包括：

(1) 领域通用性：能够针对任何一个领域和行业快速建立知识图谱，然后基于此识别该行业的文本语义并进行计算。

(2) 处理海量数据的高效率：能够将包含海量语义目标的巨大知识图谱与网上的海量自由文本高效匹配。基于该认知计算平台建立

的行业知识图谱往往高达数百兆字节，能基于它们识别和理解数以百万计的品牌、产品、人物、症状和厂商等目标。

(3) 融合深度学习：该模型将深度学习方法与规则方法充分融合。规则方法作为解决机器学习冷启动的手段，同时使用最大熵、条件随机场和深度学习等方法自动学习达到高召回率。这种融合规则方法与机器学习的方法被广泛成功应用。

(4) 逻辑推理能力：能够基于抽取出来的大量知识点，结合历史案例库，建立从事实要素到结果要素之间的推理关系，这使得智能的预判和预诊成为现实。

本文的安排如下：第2章介绍基于语义理解的认知计算模型；第3章给出实验和分析；第4章给出本文结论和展望。

2 基于语义理解的认知模型

本章介绍基于语义理解的认知计算模型，并以智能案件预判为例说明使用该模型在行业场景中的应用过程。

2.1 认知计算模型

本文提出的基于语义理解的认知计算模型包括3个层次：1.语义理解层；2.知识学习层；3.知识推理层。下面对这3个层次分别进行介绍。

2.1.1 语义理解层

语义理解层感知和理解结构化和非结构化数据，对语义以一定的形式来表示和存储。它对概念以及概念之间的关系进行定义和建模，以便后续的分析计算。

具体地，语义理解层实现数据获取、数据处理和知识规则生成。在实现上包括网络爬虫、中文分词、词性标注、命名实体抽取、通用概念与关系抽取、文本分类、关键词抽取等常见技术，并与Hadoop相结合以处理海量的数据。知识规则生成通过使用包含上下文环境运算符的上下文有关的生成文法，对概念及概念间的关系的语义进行描述，因此需要一个知识建模语言。

2.1.2 知识学习层

知识学习层凭借以历史案例数据即证据为基础的學習能力，从文档中快速提取关键信息，像人类一样学习和认知，通过追踪用户反馈和专家训练，不断进步。主要包括以下两部分工作：

(1) 从大量的数据和信息中提炼出各种有价值的知识。大量的知识推理规则的编译优化，以及基于标注语料训练机器学习模型的工作，在知识建模语言的编译器中完成；而将训练好的模型和引擎应用于分析数据的工作，则在知识建模语言的运行虚拟机中完成。相关的算法包括各种机器学习算法、自然语言理解、知识图谱与web搜索等技术。

(2) 半自动甚至自动的去定义知识，匹配外部信息然后开展推理，积累和扩大概念、关系和推理规则集合。对概念的内部组成，可以采用的学习方法包括利用概念的语义相似性来进行学习。对概念的外部环境的学习方法，利用概念的上下文环境特征来进行学习。将匹配了概念关系的文本作为训练语料，将关系抽取作为深度学习的分类问题，学习特定的上下文关系可以确定此种关系。

2.1.3 知识推理层

知识推理层凭借假设生成技术，透过数据揭示洞察力、模式和关系，以多种方式进行认知。在实现上将领域内的各种数据和标注结果经由的深度神经网络技术以及其它机器学习转化为可以对新数据进行分类、推理和预测的过程。

本文的工作中，对语义的表示、匹配和推理，基于我们之前的工作积累^[13]来开展。以此为基础，能够对海量的概念和它们之间的关系进行定义，然后高效与文本匹配，并进行知识推理。

2.2 认知计算模型的工作流程

本节以在司法行业的应用—智能预判系统为例，来介绍基于语义理解的认知计算模型。智能预判是基于法律规定及大量以往案件信息与法律后果之间关系的科学分析，对未决案件法律后果的一种或然性推测。智能预判系统让法官及双方当事人对诉讼结果有着较准确及清晰的认识，可有效促成法庭调解，提高纠纷解决效率，在根本上解决时下日趋严重的法庭堵塞问题。目前人工智能在法律上的相关研究包括罪责预测^[2,8]、对于给定的罪责找到适用的法律条文^[1,9]和类案查询^[10,11]等。

智能预判系统对用户输入的案件描述或者导入的裁判文书（称作待预测文本），基于裁判文书案例库，进行推理并预计审判结果。该系统的工作流程包括如下步骤：

1. 语义理解：进行预处理，形成裁判文书案例库；由法律专家归纳案件的事实要素和结果要素，并使用一阶逻辑定义它们之间的逻辑关系；

2. 知识学习：在裁判文书案例库中，抽取事实要素和结果要素，从而形成证据文件；在待预测文本中，抽取事实要素，从而形成测试文件；

3. 知识推理：基于一阶逻辑和证据文件，建立马尔科夫逻辑网络并训练学习权重；将待预测文本带入训练好的马尔科夫逻辑网络中，推断各结果要素不同取值的概率，并展示给用户。

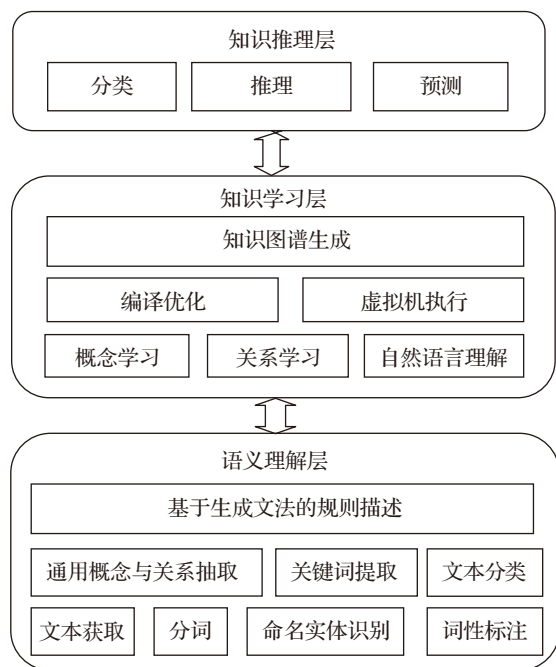


图 1 基于语义理解的认知计算模型

2.2.1 语义理解

语义理解的作用是对裁判文书和待预测文本的关键语义信息进行建模和表示。主要工作包括裁判文书案例库生成、一阶逻辑知识库生成和语义表达。

1. 裁判文书案例库生成

在获得裁判文书案例库之后，采用自然语言处理的基本手段进行文本预处理，例如分词、命名实体识别、词性分析和人名替换等。预处理的裁判文书可以存在本地数据库或者基于Hadoop分布式存储，形成裁判文书案例库。

2. 一阶逻辑知识库生成

一个一阶知识库是一个由一阶逻辑句子或者规则组成的集合。组成规则的有四种类型的符号：常数、变量、函数和谓词。

(1) 变量

变量根据由法律专家归纳案件的案件要素进行定义。案件要素包括事实要素和结果要素，其中事实要素是案件事实描述中的关键因素，结果要素为审判结果当中的关键因素。

以婚姻家庭纠纷案例为例，事实要素变量包括：感情状况、是否有子女、是否有不良爱好、结婚年限等22种。表1给出事实要素变量示例：

表 1 事实要素释意

事实要素变量	要素释意
lovestatustype = {0, 1, 2}	感情状况: 0表示已破裂, 1表示一方对另一方还有感情, 2表示双方彼此都还有感情
childnum = {0, 1, 2, 3}	是否有子女: 0表示无子女, 1表示有一个子女, 2表示有两个子女, 3表示有多个子女

结果要素变量包括是否准予离婚、子女抚养权等多种。表2给出结果要素变量示例：

表 2 结果要素变量释意

结果要素变量	要素释意
judgementtype = {0, 1, 2}	是否准予离婚: 0表示准予离婚, 1表示不准离婚, 2表示庭外和解
custodytype = {0, 1, 2, 3}	子女抚养权: 0表示无子女, 1表示归原告, 2表示归被告, 3表示双方共同抚养
domesticvoilence={0,1}	是否有家庭暴力: 0表示没有, 1表示有家暴

(2) 谓语句符号

谓语句符号代表对象间的关系或者对象的属性。在这里谓语句符号表示案件要素在裁判文书或者待预测文件中的属性取值。表3为谓语句符号释意，示例如下：

表 3 谓语句释意

谓语句	谓语句释意
lovestatus (case, lovestatustype)	案件case中的lovestatustype属性
haschild (case, childnum)	案件case中的childnum属性
separation (case, separationtime)	案件case中的separationtime属性

(3) 一阶规则

规则用包含事实要素变量、结果要素变量和谓语句符号的一阶逻辑表示。表4为规则示例（其中各符号的含义参见文献[12]）：

表 4 规则释意

规则描述	规则释意
(hasdomesticvoilence(x, +y) => judgement(x, +z))	存在家暴与准予离婚的关联性
(lovestatus(x, +y) ^ haschild(x, +z) => custody(x, +a))	感情破裂并且有子女与子女抚养权的归属的关联性

由案件要素形成的变量、表示案件要素属性的谓语句以及事实要素和结果要素的关系的规则，构成了一阶逻辑知识库^[12]。

3. 语义表达

对案件要素的语义进行描述，以便之后在裁判文书或待预测文本中进行抽取。案件要素中包含了各种概念和概念之间的关系，例如事实要素“被告离家十年”，由“人物”、“动作”、“时间”三个概念组成，并且这三个概念之间具有约束关系，例如“时间”是对“动

作”的修饰。使用一种生成文法和一组上下文环境计算符号来定义概念及概念之间的关系。其中待抽取的概念和关系以非终结符形式体现在程序中，字符串、正则表达式和计算符号以终结符形式体现。

表5给出了上下文环境符号的说明。

表 5 上下文环境符号

计算符	关系定义
AND	作用域中的所有子句必须同时在输入文本中出现；
OR	作用域中的所有子句至少有一个在输入文本中出现；
NOT	作用域中的子句不能出现，否则输入文本不匹配；
SENT	作用域内的所有子句必须出现在一条语句中；
DIST _n	作用域内的任何两个相邻子句之间的距离不能大于n；
ORD	作用域内的所有子句的顺序出现；
CONT	作用域内的所有子句相邻；

表6给出了正则表达式的例子：

表 6 正则表达式示例

REGEX LAW-MARRIAGE-FACTOR-EMOTION:=”被告[\setminus S]{1,30}(赌博 酗酒 家暴 出轨 外遇 家庭暴力 殴打 厮打 吸毒 犯法 盗窃 抢劫 强奸 拐卖 他人同居 虐待 遗弃 婚前隐瞒 通奸 非法同居 好逸恶劳)”;
--

正则表达式LAW-MARRIAGE-FACTOR-EMOTION定义了“被告具有赌博、酗酒或家暴”等不良习惯的事实要素。

概念举例如表7所示：

表 7 概念示例

CONCEPT ACCUSER-DEFENDANT:=OR(“被告”, “原告”);
CONCEPT AGREE-DIVORCE:=OR(“同意离婚”);

概念ACCUSER-DEFENDANT定义了案件中的角色, OR("被告","原告")中"被告","原告"为字符串常量, OR是计算符。简单概念AGREE-DIVORCE定义了对离婚的认同情况。

概念的关系示例如表8所示:

表 8 概念的关系示例

<pre> CONCEPT SOLDIER:=OR("军人"); PREDICATE SOLDIERCONSENTDIVORCE(SOLDIER soldier){ DIST_15(soldier,ORD("同意","离婚")); } </pre>
--

首先定义了概念SOLDIER, 它由字符串“军人”组成; 然后定义关系SOLDIERCONSENTDIVORCE。当SOLDIER和顺序出现的“同意”“离婚”的距离不超过15时, 认为满足“军人同意离婚”这个关系。

2.2.2 知识学习

知识学习基于案件要素的语义描述, 对裁判文书和待预测文本进行分析, 提炼出有价值的知识, 具体地是获得裁判文书和待预测文本的案件要素在文本中的取值。

知识抽取的过程中, 对于不包含计算符的知识定义, 可以将它们直接合并转化为有穷状态自动机来进行匹配; 而对于使用了上下文环境计算符的关系定义, 需要将其转化为一组运行虚拟机指令加操作数以便执行^[13]。

例如, 案件文本为“谭某甲出生于1969年6月8日, 登记为农业家庭户口, 生前与李某甲登记结婚后共同生育有谭某乙、谭某丙二子女。”, 经过语义抽取, 子女的个数为2, 则将事实要素变量childnum的值赋为2。

从裁判文书案例库中得到的抽取结果, 可以进一步的用深度学习来提高精度和召回率:

一方面, 用词向量方法可以得到每一个简单概念实例的同义词, 辅助补全定义; 另一方面, 规则方法的匹配结果由于精度很高, 可以稍作处理后作为训练语料, 结合LSTM和链式CRF来进行序列标注^[15,17], 自动识别各种概念。

2.2.3 知识推理

知识推理从现有的裁判文书中学习事实要素和结果要素之间的关系, 并基于学习的结果对待预测文本中的裁判结果进行预测。

将从每个裁判文书中抽取的事实要素变量的值和结果要素的值保存在数据库中, 生成证据文件。基于之前建立的一阶逻辑知识库, 生成马尔科夫逻辑网络。然后使用证据文件训练该网络, 学习规则的权重^[14]。

从经过预处理的待预测文本中抽取事实要素, 生成测试文件; 将案件结果要素作为查询谓词, 在上一步生成的马尔科夫网逻辑网络中进行推理。得到预测结果, 用结果要素的概率值表示。

以上的马尔科夫网逻辑网络建立、权重学习和推理过程, 已经比较成熟, 见引文^[16]。

3 实验与分析

基于语义理解的认知计算模型已经形成了实用系统TML认知平台。TML认知计算平台的核心关键技术是它自带的文本挖掘编程语言TML语言^[13], 包括其编译器、运行虚拟机和图形开发环境。它提供了一种跨领域的简单通用的形式化方法, 能够在不同的行业和应用领域建立语义知识图谱进行深层语义分析和知识推理。本节以婚姻家庭纠纷案例预判为例, 给出

实验结果及分析。

3.1 数据准备

裁判文书从中国裁判文书网 (<http://wenshu.court.gov.cn>) 获得。表1中给出了一个裁判文书样例。

表 9 裁判文书样例

…经审理查明：原、被告于1990年按农村习俗办酒结婚，一直未补办结婚登记。1992年1月6日生育长女杨X，1994年1月5日生育次女杨XX，1996年4月7日生育长子杨XXX，三个子女均已成年。因双方在共同生活期间经常争吵不睦，2003年原告便外出打工，2010年8月8日原告回家与被告签订《离婚协议书》。双方互不尽夫妻义务已长达11年之久…本院认为，根据《中华人民共和国婚姻法》第三十二条的规定，原告请求离婚的理由充分，本院予以支持。据此，依照《中华人民共和国婚姻法》第三十二条、《中华人民共和国民事诉讼法》第一百四十四条的规定，判决如下：准予原告胡某某与被告杨某某离婚。案件受理费200元，减半收取100元，由原告负担…

根据关键字“经审理查明”，“本院认为”和“判决如下”等，将裁判文书中划分为“认定事实部分”、“适用法律条部分”和“裁判结果部分”。在建立证据文件时，从“认定事实部分”抽取事实要素，从“审判结果部分”抽取结果要素。

3.2 实验结果

目前案件预判系统数据库已收录离婚纠纷类型的裁判文书 695418篇。实验系统运行环境为通用Inter Xeon 2.2 GHz CPU,8G RAM, Linux 操作系统。对于输入的待预测文件，裁判结果预测包括：1.用文字描述的预判结果；2.“准予离婚”、“抚养权归属”、“抚养费承担”和“案件受理费承担”的概率值。需要指明的

是，在目前的实现中各结果要素被认为是相互独立的，这在今后的工作中将加以改进。

以表9的裁判文书作为输入为例，表10给出了用文字描述的裁判结果：

表 10 结果预测示例

结果预测：
(1) 夫妻分居11年，标志着夫妻感情破裂；
(2) 夫妻之间存在矛盾；
故预判结果为：
(1) 准予离婚；
(2) 抚养权归原告；
(3) 抚养费由被告承担；
(4) 案件受理费由原告承担。

表11.1、11.2、11.3和11.4分别给出了准予离婚、抚养权归属、抚养费承担和案件受理费承担的预测概率。

表 11.1 “准予离婚”的预测概率

项	概率
准予离婚	89.7%
不准离婚	10.29%

表 11.2 “抚养权归属”的预测概率

项	概率
抚养权归原告	0%
抚养权归被告	100%

表 11.3 “抚养费承担”的预测概率

项	概率
抚养费由原告承担	100%
抚养费由被告承担	0%

表 11.4 案件受理费承担的预测概率

项	概率
案件受理费由原告承担	87.06%
案件受理费由被告承担	12.94%
案件受理费双方共同承担	0

实验中使用50000篇裁判文书（其中去除了

上诉驳回的案件)，其中80%作为训练用例，20%作为测试用例。表12给出了实验分析的结果。

表 12 裁判预测统计结果

	P (精确率%)	R (%)	F1 (%)
准予离婚	83.42	72.79	77.74
不准离婚	64.76	77.55	70.58

3.3 实验分析

(1) 语义描述

本模型方法基于语义理解，例如在判决书当中“1992年1月6日生育长女杨X，1994年1月5日生育次女杨XX，1996年4月7日生育长子杨XXX”和“婚后育有三个子女杨X,杨XX和杨XXX”经过语义描述和抽取后，得到的事实要素Childenum都是3。又例如“家暴”,“虐待”,“摧残”,“施暴”,“暴力倾向”,“家庭冷暴力”,“实施暴力”,“毒打”都会被识别为存在家庭暴力情况，对应的事实要素domesticvoilence都被赋值为1。这种基于语义理解的方法，使得案件预测对于采用不同方式的案情陈述能得到一致的分析结果，提高预测的精确性。

(2) 可解释性

预测结果中，给出获得结论的规则，以及相应的概率，有利于结果的理解以及系统规则的优化。因此，本模型与其它机器学习的方法相比，输出结果具有可解释性。

4 总结与展望

本文介绍了一种基于语义理解的认知计算

模型，并基于该模型实现了TML认知计算平台。TML认知平台结合了语义理解、文本挖掘、知识图谱等对知识进行表示、抽取和推理的大量技术和算法。TML认知平台提供了一种跨领域的简单通用的形式化方法，能够在不同的行业和应用领域建立语义知识图谱进行深层语义分析和知识计算。文中以司法领域的案件预判为例，说明了TML认知计算平台的推理能力。

TML认知计算平台下一步的工作包括：

(1) 与各行各业的行业专家合作，制定和积累知识图谱并建立各行业的机器大脑；(2) 结合深度学习和类似于SEER^[4]等的技术，持续优化和改进知识抽取的方法和效率。

参考文献

- [1] Luo B, Feng Y, Xu J, et al. Learning to Predict Charges for Criminal Cases with Legal Basis. Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing[C]. September 7-11, 2017 — Copenhagen, Denmark.
- [2] Carvalho D S, Nguyen M T, Tran C X, et al. Lexical-Morphological Modeling for Legal Text Analysis[J]. Frontiers in Artificial Intelligence & Applications, 2015, 10091(1).
- [3] Li Y, Rafiei D. Neutral Language Data Management and Interfaces: Recent Development and Open Challenges[C]. ACM International Conference on Management of Data, 2017:1765-1770.
- [4] Hanafi M F, Abouzied A, Chiticariu L, et al. Synthesizing Extraction Rules from User Examples with SEER[C]. ACM International Conference on Management of Data. ACM, 2017:1687-1690.

- [5] Zorzi M, Zanella A, Testolin A, et al. Cognition-based networks: a new perspective on network optimization using learning and distributed intelligence[J]. IEEE Access, 2015, 3:1512-1530.
- [6] David A. Ferrucci. Introduction to “this is watson”[J]. IBM Journal of Research and Development, 2012, 56(3):1.
- [7] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587):484-489.
- [8] Lin W C, Kuo T T, Chang T J. Exploiting machine learning models for Chinese legal documents labeling, case classification, and sentencing prediction[J]. International Journal of Computational Linguistics & Chinese Language Processing, 2012,17(4):49-68.
- [9] Liu Y H, Chen Y L, Ho W L. Predicting associated statutes for legal problems[J]. Information Processing & Management, 2015, 51(1):194-211.
- [10] Raghav K, Krishna Reddy P, Balakista Reddy V. Analyzing the extraction of relevant legal judgments using paragraph-level and citation information[EB/OL]. [2018-03-11]. http://www.ai.rug.nl/~verheij/AI4J/papers/AI4J_paper_13_kalyanasundaram.pdf.
- [11] Chen Y L, Liu Y H, Ho W L. A text mining approach to assist the generalpublic in the retrieval of legal documents[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2013, 64(2):280-290.
- [12] Kok S, Domingos P. Learning the structure of Markov logic networks[C]. In Proceedings of the Twenty-second International Conference on Machine Learning. DBLP, 2005:441-448.
- [13] 李佳静, 李晓明, 孟涛. TML: 一种通用高效的文本挖掘语言[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(3): 553-560.
- [14] Singla P, Domingos P. Discriminative training of Markov logic networks[C]. National Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2005: 868-873.
- [15] Zhai F, Potdar S, Xiang B, et al. Neural Models for Sequence Chunking[EB/OL]. (2017-01-15) [2018-03-11]. <http://cn.arxiv.org/abs/1701.04027>
- [16] S. Kok, Parag Singla, M. Richardson etc. The Alchemy System for Statistical Relational AI: User Manual[EB/OL]. (2007-08-03)[2018-03-24] <http://www.docin.com/p-1524676477.html>.
- [17] Ma X, Hovy E. End-to-end Sequence Labeling via Bi-directional LSTM-CNNs-CRF[EB/OL]. (2016-03-04)[2018-04-11]. <https://arxiv.org/abs/1603.01354>.