**基于自由文本输入特征人格自动识别**

**摘要：**在人际活动和人机交互中，人格都起着非常重要的作用。近年来，人格的自动识别受到广泛关注。研究者已建立相应的人格识别模型，文本分析模型，语音分析模型。本文收集自由文本输入的信息，使用分类算法对输入者的人格进行自动识别，建立一个人格自动识别模型。实验结果表明，文字输入信息能够对大五人格五个维度的人格特质进行推断，而且准确度高于文本分析的结果。

**关键字**：人格 大五人格 自动识别 文字输入 分类算法

**Abstract：**Personality plays an important role in interpersonal activities and human-computer interaction. In recent years, automatic personality recognition has been widely concerned. Researchers have funded some automatic personality recognition model, text analysis model, speech analysis model. In this paper, we established an automatic personality recognition model, we collected keystroking characteristics, pausing features and modifying features, and used classification algorithms to recognize the personality of the users. Results show that the text input information can extrapolate the personality traits of five dimensions of personality, and the accuracy is higher than the result of text analysis.

心理学上的人格是指个体在情感、态度、行为模式上的总和。[1]用以描述个人稳定的行为方式和发生在个体身上的人际过程。人格研究有着重要的意义，研究表明具有相同人格的人之间会相互吸引，相同人格的人相互配合工作可以提高工作效率。同时，人格特点的研究可以给人们带来更好的服务[2]。例如，外向的用户的线上活跃度比内向的用户高，他们更加喜欢通过推荐系统来结识新的朋友[3]。

心理学上有很多关于人格的理论和流派，在这诸多理论中，影响力最大、使用最多的是大五人格理论。大五人格理论将人格分为五个维度[4]：

开放性：描述个体的认知风格。开放的人对新鲜的事物充满兴趣，喜欢探索陌生的环境；内向的人讲究实际，做事常规，相对保守。

尽责性：描述个体在对待事物的坚持和动机。尽责性高的人做事讲究，自律性高；尽责性低的人为人懒散，做事马虎，意志薄弱。

外向性：描述个体人际交往的数量和频率。外向的人社会交往多，交往中主动；内向的人沉默、腼腆，不喜欢与他人交流。

宜人性：描述个体对他人的态度。宜人性高的个体善解人意，对人友好，愿意为了别人牺牲自己利益；宜人性低的人则在乎自己的利益，不愿帮助他人。

神经质：描述个体情绪的稳定性。高神经质的人有心理压力，想法不现实，易冲动；低神经质的人处事平静，很少情绪化。

大量的研究表明，人格在这五个维度上有很大的稳定性，而当增加更多的维度时，人格就出现不稳定性[5]。在过去50年中，大五人格理论已经成为人格心理学实验研究的最常使用理论。而且个体很多与任务相关的行为都被证明和大五人格有关[6]，因此本文也采用了大五人格进行研究。

个体行为是人格的外在表现，所以人格研究的主要方法就是研究个体的外在行为表现。传统的心理学中，人格通过自陈量表来获得。虽然自陈量表具有可操作性强、测量标准化、简单易行、应用广泛等诸多优点。但是它也有很多的缺点：自陈量表得到的数据并不是个体行为，而是他们观点；而且测试者在作答的时候经常会选择那些被社会所认可行为，而非自己真实的行为，从而造成测量的不准确性[7]。其他的一些方法在收集数据时会消耗太多的人力物力，而且还不能得到足够的数据。此外，大多数关于人格的研究只是探究了人格和行为之间的关系，并没有通过行为来推断人格[8]。

随着电脑、手机等设备的普及，以及相关技术的发展，研究者开始使用计算机方面的技术对人们的行为特征进行收集，并自动对人格进行判断，建立相应的人格推断模型。

# 1.相关研究

目前，关于人格自动识别的研究主要集中在文本分析、对话分析、社交网络信息分析等方面。

语言心理学表明词的选择不仅取决于词意，也取决于心理因素，例如情绪相关的态度、地位和人格特质。其中，人格特质有着非常重要的作用[9]。因此，可以整合语言文字，通过文本分析来推断文本作者的人格。文本分析中常使用LIWC（Linguistic Inquiry and Word Count）系统对文本中的词进行分类和计数，通过用户在文章中使用的词汇的特征对人格进行判断。LIWC系统包括词典和文本分析软件，词典中的词语被划分为80多个类别，其中包括语言使用特点，心理特征等。F. Mairesse[10]通过LIWC进行文本分析推断人格，得到的准确率处于50%-65%之间。

对话分析，分为两个方面，说话内容和非言语行为。说话内容采用和文本分析的方法进行处理，对话分析所独有的是对非言语特征的分析。心理学认为非言语沟通是人格的一种外在表现，可以通过交谈中的非言语特征进行人格推断[11]。来自非言语交流的研究很好的证明了这一点。非言语行为包括谈话中除了单词以外所有的东西，比如声音频率、说话风格、停顿以及肢体动作等[12]。分析非言语线索常使用EAR语料库，库中主要涉及到声音的高低、频率、音调等特征。非言语特征的使用有助于人格推断准确率的提高。F. Mairesse[10]在同一个研究中，使用非言语特质进行人格推断，内外向判断的准确率达到了63%，责任心判断的准确率达到了95%。非言语线索中的一些特征在文字输入研究中同样可以使用，例如说话的停顿可以对应文字入的停顿，说话使用长句和短句的比例也可以从文字输入中获取。

社交媒体是人们与他人交互的一个重要平台，里面包含了用户很多重要的信息，因此对社交媒体进行分析是对人格研究的一个重要方法。社交媒体分析将信息分为基本信息，平台使用信息，时间相关信息以及情绪相关信息。国内外的研究者都依托本国社交平台（Twitter，Facebook，人人等）建立了相应的人格推断模型[13-15]。

此外，还有一些研究通过游戏、穿戴设备收集相关信息建立人格推断模型， 能达到70%左右的推断准确率[12]。

# 3.特征选择

近年来社交软件得到广泛使用，人们每天都要进行大量的文字输入，文字交流甚至超过了语言交流。本文旨在提取汉字输入中的信息，建立从汉字输入到人格之间的推断模型。

文字输入和人格之间有着密切的关系，输入的流畅性和节律能够很好的反应用户的认知过程，而认知过程和人格之间有着密切的联系[16]。前人研究表明不同人格说话的速度，节律，语调都有差异，这些差异跟他们认知方式有关，有的人先构思好，组织好语言再说，他们的话就会速度更快，节律更加平稳。有的人边想边说，他们的话就会经常出现停顿，并且会时快时慢。在文字输入时，不同人格的人会表现出类似的特点。本文将文字输入的特征分为了四个方面的特征：击键特征，内容特征和汉字输入独有特征。

海耶斯的写作模型分为三个水平：控制水平（比如目标设定），过程水平（写作过程和任务环境），资源水平（工作记忆等）。击键特征主要和过程水平有密切关系[17]。

击键特征分为单键特征和组合特征。单键特征就是指键盘上汉语拼音对应的26个英文字母的个体特征，本文主要使用时间上的特征，即按下一个键到释放该建的时间。

本文使用的组合特征只是两个键的时间上的组合特征。组合特征有两种：RP：第一个键释放到第二个键按下的时间；PR：第一个键按下到第二个键释放的时间。

本文并不考虑单个的击键时间特征，而是选取击键时间的统计特征。计算用户在在输入过程中单键特征和两种组合特征的最大值，最小值，平均值，中位数，标准差，三种击键特征总共15个特征。

除了前面的击键特征，本文还使用了与文本内容相关特征。这些特征不仅仅是击键的时间，包含了文字输入中跟用户输入习惯、输入的内容相关的一些特征。比如输入时的停顿时间，内容修改次数，句子长度等，这些特征已经在以前的研究中被证明对通过语音推断人格有显著影响[18]。同样，这些特征在用键盘进行文字输入时也可以被检测到，也可以用来对人格进行推断。

在输入过程中我们还可以得到关于停顿和修改等方面的信息，而这些信息和工作记忆、注意等相关，属于资源水平。对文字的修改有两种方式，第一种是修改光标所在的位置，第二种是修改前面的错误。修改光标处的错误又分为修改单个字词和修改长短文字。修改前文错误分为前文插入和前文删除。本文选取两种修改方式的特征共10个。

停顿是两次敲击键盘是时间差超过规定的停顿阈限，根据已有的研究[19]本文将停顿阈限定为2s。本文提取停顿次数，长度，最长停顿，停顿位置等8个特征用于推断模型。

此外，我们还提取了输入文字的长度，段落数量等5个内容特征。加上修改特征和停顿特征共23个内容特征。

前面的击键特征、停顿特征和修改特征都是根据已有研究，提取那些跟人心理层面特别是人格有关的特征。但是人格推断模型方面的研究大多是国外研究者进行的研究，他们的研究没有考虑中文的特殊性，很多中文独有的特征没有得到研究。本文提出了一些中文输入专有的特征，比如用户是单字输入还是多词输入，选词的方式等。这些特征通过笔者自己设计的问卷《中文输入特征》得到。问卷总共发放1000份，全部由川大研究生填写。挑选问卷中回答者提到较多的特征，并寻求其心理学依据，最终得到了20个中文输入独有的特征。

本文用于人格推断模型的特征总共51个，各自的分类和数量如下表。

特征分类

|  |  |
| --- | --- |
| 特征种类 | 数量 |
| 击键特征 | 15 |
| 内容特征 | 23 |
| 汉字输入独有特征 | 20 |
| 总特征 | 58 |

# 4.实验

4.1实验平台

实验数据的采集是通过普通的Lenovo104键薄膜键盘，使用java编写的Windows 钩子程序来实现的。特征选择和模型训练主要是通过Weka3.6和MATLAB 2015b来实现的。本文的所有工作都是在Windows平台下完成的。

4.2被试

本文共选取60位被试，所有被试都是四川大学在校学生，年龄在22-27（平均值24，标准差6.7）岁之间，都至少使用电脑5年以上，熟悉键盘输入，没有阅读障碍。被试中男生35名，女生25名。

4.3实验过程

本实验的主要任务是看一个小故事（故事用A4纸打印），然后用自己的话简述这个故事。一共五个故事，全部来自安徒生童话，每个故事的长度都在一千五百字左右（实验对被试阅读时间没有要求，被试阅读的时间在3-7分钟内）。被试每看完一个故事后，就在电脑上输入看到的故事。为了避免输入法带来的差异，本次实验统一使用搜狗输入法（搜狗输入法在国内使用率最高，被试都曾使用过该输入法，有一定的熟练程度）。

研究表明，在紧急状态下，人语言信息和非言语信息能够更好的对其人格进行推断。本文假设在使用文字输入信息对人格进行推断时有着同样的结论。本次实验分为两组子实验。第一组在输入内容的时候，被试没有时间限制，可以在任意时间内将任务完成。第二组有时间限制，被试在开始输入后，必须在十分钟内将内容输入完成。

# 5数据分析

## 5.1数据预处理

每位被试在实验结束后都填写一份大五人格量表，通过量表的得分给每位被试的数据加类标。由于量表得到分数是连续的数据，不能直接用来做类标。为了得到用于分类的类标，我们把量表测得的数据离散化。离散的方法如下：

α=E(x)-δ(x),

β=E(x)+δ(x),

其中E(x)为该维度上得分的平均分，δ(x)为标准差。

在每个维度上，被试的得分被分为三组：低分组（1分-α分），中间组（α-β），高分组（β-5）。通过转换，得到下表所示的数据。

表5.1人格量表得分离散化

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 人格 | E(x) | δ(x) | 区间人数 | | |
| 低分 | 中间 | 高分 |
| O（开放性） | 3.11 | 0.51 | 18 | 23 | 19 |
| C（尽责性） | 3.22 | 0.54 | 17 | 21 | 21 |
| E（外向性） | 2.90 | 0.55 | 23 | 20 | 17 |
| A（宜人性） | 3.32 | 0.48 | 16 | 22 | 22 |
| N（神经质） | 3.55 | 0.65 | 18 | 18 | 24 |

在使用分类器对数据进行分类时，中间组数据将被移除，只使用高分和低分两个类标进行二分分类。

## 5.2分类模型建立

本次实验共招募被试60名，每位被试产生8组数据，4组无时间限制，4组有时间限制。总共480份数据。其中无时间限制的240份有6份数据存在损坏，得到的有效数据为234份。有时间限制的240份有4份数据存在损坏，得到有效数据236份。

本文对无限制和有限制的两组实验得到的数据，分别采用五种机器学习算法建立分类模型。本文采用了10折交叉验证，9/10的数据用于搜索最佳参数和建模，剩下的1/10的数据用来对该模型进行验证。最后对人格五个维度上的分类准确率进行统计，同时使用双侧T检验判断分类的准确率和基线之间是否有显著性差异。这里，我们去多数类所占的比例为基线。

无时间限制的人格推断模型分类准确率如表5.1所示。从表中可以看出，在人格的五个维度上使用五种分类算法，开放性是最容易被分类的，使用五种分类器得到的准确率都高于基线。其次是神经质维度，除了K近邻，其他方法得到的分类准确率都高于基线。分类效果最差的是内外向，只有朴素贝叶斯和支持向量机得到的分类准确率高于了基线。得到这样的结果，应该和类标的获取有着重要的关系。为了获取类标，本次研究采用自陈量表的方式得到每位被试在各个维度得分的高低，这属于自评人格，而由其他观察者通过观察得到的人格评分称为他评人格。大五人格五个维度中，一些容易被观察到，比如外向性，而一些是不容易被观察到的，比如神经质。容易被观察的维度，他评得到的分数比自评分数具有更高的信效度，而不易观察的维度正好与之相反。本文采用的自评的方式获得人格分数，所以分类结果在不易观察上的准确率更高，而在不易观察的维度上面的准确率较低。

从表中的数据来看，朴素贝叶斯的分类准确率最好，在五个维度上都显著高于基线，这一结论和[6]Oberlander的研究结果是一致的。其次是支持向量机，除了尽责性，在其他四个维度上面都显著高于基线。准确率最低的是K近邻，只有开放性和尽责性两个维度上的准确率高于基线。

表5.1 无时间限制分类准确率

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 人格维度 | 基线 | 朴素贝叶斯 | C4.5 | K近邻 | SVM | AdaBoost |
| O（开放性） | 51.35 | 72.11• | 64.24• | 63.07• | 69.67• | 69.09• |
| C（尽责性） | 55.26 | 66.29• | 61.37 | 64.10• | 60.80 | 64.46• |
| E（外向性） | 57.50 | 64.39• | 61.44 | 63.27 | 63.36• | 62.00 |
| A（宜人性） | 57.89 | 66.78• | 63.61• | 60.16 | 63.38• | 62.71 |
| N（神经质） | 57.14 | 67.36• | 63.09• | 61.62 | 66.24• | 66.98• |

•标注双侧T检验（p<.05）结果和基线有显著性差异的分类结果。

表5.2 有时间限制分类准确率

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 人格维度 | 基线 | 朴素贝叶斯 | C4.5 | K近邻 | SVM | AdaBoost |
| O（开放性） | 51.35 | 75.21• | 65.12• | 66.13• | 72.91• | 70.02• |
| C（尽责性） | 55.26 | 70.02• | 60.13 | 60.78 | 65.50• | 65.55• |
| E（外向性） | 57.50 | 65.43• | 61.44 | 59.12 | 64.73• | 67.23• |
| A（宜人性） | 57.89 | 68.78• | 63.78• | 61.14 | 64.45• | 62.67 |
| N（神经质） | 57.14 | 67.60• | 64.23• | 62.77 | 68.27• | 67.68• |

•标注双侧T检验（p<.05）结果和基线有显著性差异的分类结果。

从表5.2可知，当有时间限制的时候，分类算法得到的准确率普遍得到了提高，支持向量机的结果也全部显著高于基线。朴素贝叶斯对开放性的分类准确率达到了75.21%，对尽责性的分类准确率也超过了70%。K近邻算法的准确率有所下降，无时间限制是，对尽责性的分类准确率是显著高于基线的，但是有时间限制后，准去了反而不能显著高于基线。分类准确率整体的提高证实了我们前面的假设，当人们处于紧张状态或者有压力的情况下，他们在文字输入时表现出来的信息能够更好的对他们的人格进行推断。

## 6.结论

本文研究表明可以通过用户文字输入的特点对他们的人格进行推断。本文建立的人格推断模型在人格的五个维度上都得到了不错准确率，特别是在开放性维度，本文采用的五种分类算法得到的分类准确率都显著高于基线。本文采用的五种分类算法中，朴素贝叶斯得到的准确率最高，其次是支持向量机，最差的是K近邻。当对人物加上时间限制，让被试产生紧迫感后，推断模型能够更好的对他们的人格进行推断。

## 7.展望

以前，计算领域关于人格方面的研究主要集中于在虚拟模型和系统中表现出人格，以及与人格相关的情绪、气质等。研究表明[20]，用户对虚拟人物的人格进行判断结果取决于用户自己的人格特征。因此，建立人格的推断模型是非常重要的。人格自动识别模型是其中一个重要方面。

在人工智能领域，有大量的通过文本和对话判断人心理方面特点的研究。比如，通过对话方面的信息判断说话人的情绪、决策风格等。最近几年，研究者开始重视通过人工智能的方法来探究人格。他们采用的方法和研究其他心理特点的方法相似，采用文本分析，语音分析等方法对人格进行判断。目前还没有通过键盘输入特征来判断人格信息的研究，本文首次通过这些信息来对人格进行推断，并且取得了很好的准确率。

本文的结果表明朴素贝叶斯比其他算法能够得到更好的分类准确率，但是，采用大规模文本的研究结果表明，支持向量机和adboost的准确率更高。如果本文的文字输入推断模型也使用大规模的数据是否会也有同样的效果，还值得进一步研究。

在将来的工作中，我们将致力于改善这个模型。从本文的研究结果来看，我们建立的模型虽然能够对人格进行推断，但是准确率并不是很高，我们希望进一步提高准确率。打算从两个方面来提高准确率：1.引入新的特征，扩大特征量。本文只考虑了文字输入的特征，没有考虑文字具体内容上的特征，将来的研究中，将会加入词意方面的特征。2.增加样本量。样本数据的增加有利于进行更多的分析，有研究表明人格和语言的关系受到性别的影响[21]。我们也相信将来的研究将会把更多的特征结合起来，从而更加准确的对人格进行推断。

**参考文献**

[1] Dan M A, Olson B D. Personality Development: Continuity and Change Over the Life Course[J]. Psychology. 2010, 61(61): 517-542.

[2] Adams W M. Prediction of Scholastic Success in Col Leges of Law: Ii. an Investigation of PreLaw Grades and Other Indices of Law School Aptitude[J]. 1944.

[3] Moore K, Mcelroy J C. The Influence of Personality on Facebook Usage, Wall Postings, and Regret[J]. Computers in Human Behavior. 2012, 28(1): 267-274.

[4] Raad B D. The Big Five Personality Factors: The psycholexical approach to personality.[M]. 2000.

[5] Digman J M. The curious history of the five-factor model.[J]. The Five Factor Model of Personality - Theoretical Perspectives, ch.1. 1996: 1-20.

[6] Oberlander J, Nowson S. Whose thumb is it anyway?: classifying author personality from weblog text[C]. ACL 2006, International Conference on Computational Linguistics and Meeting of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference, Sydney, Australia, 17-21 July, 2006. 2006: 627-634.

[7] Golbeck J, Robles C, Edmondson M, et al. Predicting Personality from Twitter[C]. Passat/socialcom 2011, Privacy, Security, Risk and Trust, 2011. 2011: 149-156.

[8] Bai S, Zhu T, Cheng L. Big-Five Personality Prediction Based on User Behaviors at Social Network Sites[J]. Computer Science. 2012, 8(2): e2682.

[9] Q Leng. 1998(6): 54.(In Chinese)

冷清平. 语言活动中幼儿人格塑造初探[J]. 学前教育研究. 1998(6): 54.

[10] Mairesse F, Walker M A, Mehl M R, et al. Using Linguistic Cues for the Automatic Recognition of Personality in Conversation and Text[J]. Journal of Artificial Intelligence Research. 2010, 30(1): 457-500.

[11] W Li, J Xu, J Chen, et al. 2016(2): 479-484.(In Chinese)

李文雅，徐建平，陈基越，等. 非言语五因素人格问卷(FF-NPQ):一种半投射式人格测验评介[J]. 心理科学. 2016(2): 479-484.

[12] Vinciarelli A, Mohammadi G. A Survey of Personality Computing[J]. IEEE Transactions on Affective Computing. 2014, 5(3): 273-291.

[13] Celli F. Unsupervised Personality Recognition for Social Network Sites[J]. 2012.

[14] Golbeck J, Robles C, Edmondson M, et al. Predicting Personality from Twitter[C]. Passat/socialcom 2011, Privacy, Security, Risk and Trust, 2011. 2011: 149-156.

[15] Nguyen T, Phung D Q, Adams B, et al. Towards Discovery of Influence and Personality Traits through Social Link Prediction.[C]. International Conference on Weblogs and Social Media, Barcelona, Catalonia, Spain, July, 2011. 2011: 566-569.

[16] Leijten M, Van Waes L. Keystroke Logging in Writing Research: Using Inputlog to Analyze and Visualize Writing Processes.[J]. Written Communication. 2013, 30(3): 358-392.

[17] Leijten M, Van Waes L. Keystroke Logging in Writing Research: Using Inputlog to Analyze and Visualize Writing Processes.[J]. Written Communication. 2013, 30(3): 358-392.

[18] Oberlander J, Nowson S. Whose thumb is it anyway?: classifying author personality from weblog text[C]. ACL 2006, International Conference on Computational Linguistics and Meeting of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference, Sydney, Australia, 17-21 July, 2006. 2006: 627-634.

[19] Hayes J R, Chenoweth N A. Is Working Memory Involved in the Transcribing and Editing of Texts?.[J]. Written Communication. 2006, 23(2): 135-149.

[20] Reeves B, Nass C. The media equation[J]. Television & New Media Like Real People & Places. 1996.

[21] Mehl M R, Gosling S D, Pennebaker J W. Personality in its natural habitat: manifestations and implicit folk theories of personality in daily life.[J]. Journal of Personality & Social Psychology. 2006, 90(5): 862-877.

**校对报告**

当前使用的样式是 [计算机学报]

当前文档包含的题录共24条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常