

基于随机森林的语音人格预测方法

张希翔, 赵 欢

(湖南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410082)

摘 要: 为提高语音人格的预测精度, 结合随机森林模型, 提出一种语音人格预测方法。选取用于语音人格预测的候选韵律特征集, 通过 Bootstrap 方式对语音韵律特征集进行抽样, 根据基尼系数为每个决策树节点选择最优韵律特征集, 最终构造各维人格特征对应的随机森林模型, 实现语音人格预测。在公共语音人格预测数据集上的仿真实验结果表明, 与其他语音人格预测方法相比, 该方法具有更高的预测准确率。

关键词: 语音人格; 人格预测; 大五人格理论; 随机森林; 韵律特征

中文引用格式: 张希翔, 赵 欢. 基于随机森林的语音人格预测方法[J]. 计算机工程, 2017, 43(6): 253-258.

英文引用格式: Zhang Xixiang, Zhao Huan. Speech Personality Prediction Method Based on Random Forest[J]. Computer Engineering, 2017, 43(6): 253-258.

Speech Personality Prediction Method Based on Random Forest

ZHANG Xixiang, ZHAO Huan

(College of Computer Science and Electronic Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

[Abstract] In order to improve the prediction accuracy of speech personality, this paper proposes a method of speech personality prediction based on random forest model. The candidate prosodic feature set for speech personality prediction is selected, and the prosodic feature set is sampled by bootstrap method. According to the Gini coefficient, the optimal prosodic feature set is selected for each decision tree node, and the random forest model corresponding to each dimension personality is constructed to achieve speech personality prediction. The results of experiment on open source speech personality corpus show that this method has better performance in terms of prediction accuracy than other speech personality prediction methods.

[Key words] speech personality; personality prediction; big five personality theory; random forest; prosodic feature

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.06.041

0 概述

个人人格特征在人际交往、职场招聘等场合中发挥着重要作用。互联网中众多婚恋、交友、招聘等应用都会用到人格特征评估, 获取用户尽责性、情绪稳定性、外倾性等各维度的人格特征强弱表现情况, 进而服务提供商可为用户提供更精确的服务。直至 2014 年, 语音人格乃至人格计算的研究都非常有限^[1]。在语音情感领域, 国内主要侧重于语音情感识别研究^[2], 只有少数学者初探了语音频谱与人格特质的关系^[3]。语音人格预测和语音情感识别都属于语音情感计算, 其中语音情感识别侧重于识别说话人当前语音的瞬时情感, 而语音人格预测侧重于评估说话人长期内部潜在的行为特征和心理特征。

语音人格即通过说话人的语音评估其对环境独特的行为模式、思想模式和情绪反应的特征。现阶段语音人格预测研究得到不断重视, 开始开展语音人格的学术挑战赛^[4]。语音人格预测研究可分为自动人格识别(Automatic Personality Recognition, APR)和自动人格预测(Automatic Personality Perception, APP)^[1]。其中, APR 主要关注于识别说话人真实的语音人格特征; APP 主要关注于预测他人听到说话人语音后主观感受该说话人的人格情况。语音人格预测的一般步骤会先提取声学及韵律特征, 再利用恰当的统计模型进行人格评估。目前研究主要侧重于如何提高语音人格预测的准确率。文献[5]基于少量语音韵律特征进行人格评估建模, 并对比了 Naive Bayes, Adaboost M1, SMO 等多种机器学习方法, 发现韵律特征在外倾性、情绪

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61173106)。

作者简介: 张希翔(1986—), 男, 博士研究生, 主研方向为语音信息处理、数据挖掘; 赵 欢, 教授。

收稿日期: 2016-05-11 **修回日期:** 2016-07-13 **E-mail:** hzhao@hnu.edu.cn

稳定性、开放性建模时效果显著。文献[6]通过信息增益率对 7 组声学特征进行评级,再利用 SVM 回归完成语音人格分类。文献[7]在构建包含 640 个法语语音段的 APP 语料库后,分析了音高、前两阶共振幅、能量和有声无声段等韵律特征在不同维度人格上的性能表现,并比较 SVM 和逻辑回归方法的分类性能,在大五人格 APP 中获得了 0.601(开放性),0.725(尽责性),0.735(外倾性),0.631(随和性),0.661(情绪稳定性)的性能精度。文献[8]利用 MRMR、CFS 等经典特征选择方法对声学特征进行筛选,在大五人格上分别建模取得了 0.605(开放性),0.795(尽责性),0.768(外倾性),0.628(随和性),0.653(情绪稳定性)的性能精度。由上述内容可知语音人格研究正处在发展阶段,国内语音人格研究还相对匮乏。目前语音人格研究主要从声学及韵律特征选取、特征选择方法、分类方法等方面改进语音人格预测的性能精度。针对语音人格预测性能有待提升的实际需求,本文提出一种基于随机森林的语音人格预测方法。

1 人格特征预测

目前在线人格评估普遍采用文字问卷的测试形式。在心理学研究中,文字问卷形式的人格评估方法有了丰富的成果,如大五人格测验、卡特尔 16 因素人格测验、艾森克人格测验等。人格测验问卷是最常用的人格测验方式,通过一系列涉及个人心理特征的问题分析测验人不同维度的人格特征。大五人格测验是一种得到普遍应用和认可的人格模型^[9],它把人格分为 5 个维度:开放性(openness),尽责性(conscientiousness),外倾性(extroversion),随和性(agreeableness),情绪稳定性(neuroticism)。各维度特性与个人行为特性的对应情况为:

- 1) 开放性:艺术性,富有想象力、洞察力,兴趣广泛度等。
- 2) 尽责性:高效性,组织性,可靠性,责任度等。
- 3) 外倾性:活跃性,精力充沛度,外向性,健谈性等。
- 4) 随和性:鉴赏力,慷慨度,同情性,信任度等。
- 5) 情绪稳定性:焦虑度,自怜度,敏感度,担忧度等。

常用的大五人格问卷有^[1,10]:240 题的 NEO-PI-R (NEO-Personality-Inventory Revised)、60 题的 NEO-FFI (NEO Five Factor Inventory)、44 题的 BFI (Big-Five Inventory) 及 10 题的 BFI-10。对于语音人格预测训练数据集,可选择一种人格问卷让说话人或评估人完成。语音与人格间存在紧密联系,最早从 1927 年开始有学者提出语音与人格特征的关联^[11],其后在心理学与语言学的交叉领域中语音人格研究有了长足发展。正由

于人格答卷的人格测验方式的步骤较为复杂,用户需要花费较多的时间逐题答题,探索更为便捷的人格评估方法有着重要的实际应用价值。因此,近年随着语音信息处理、情感计算研究的不断发展,语音人格预测开始得到重视^[1]。

2 语音人格预测方法

2.1 随机森林基本原理

随机森林由 k 棵决策树组成,这些决策树通过训练集和 k 个独立同分布的随机向量 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 生成,产生的决策树记为 $h(X, \theta_k)$,其中 X 为输入的特征向量。利用 Bagging 方式建立决策树,从训练集中有放回地随机抽取 k 个大小相同的训练样本集。再从候选特征集中随机选取特定数目的特征,根据划分性能最优的特征划分情形来进行特征集划分。

对给定的集成分类器 $h_1(X), h_2(X), \dots, h_k(X), Y$ 为正确分类向量,有边缘函数^[12]:

$$mg(X, Y) = \text{avg}_k I(h_k(X) = Y) - \max_{j \neq Y} \text{avg}_k I(h_k(X) = j) \quad (1)$$

其中, $I(\cdot)$ 是指示函数。边缘函数度量是指通过 X 分类判定为正确分类 Y 时,平均投票数超过其他类的程度。当边缘函数越大时,正确分类的置信度越高,产生的误差为:

$$PE^* = P_{X,Y}(mg(X, Y) < 0) \quad (2)$$

其中, $P_{X,Y}$ 表示在空间 X 和 Y 上的概率。在随机森林中有 $h_k(X) = h(X, \theta_k)$,当树的数量足够多时,其满足大数定律:

$$P_{X,Y}(P_{\theta}(h(X, \theta) = Y) - \max_{j \neq Y} P_{\theta}(h(X, \theta) = j) < 0) \quad (3)$$

当森林规模 k 变大时,泛化误差会收敛于某个值,保证随机森林对新样本也有良好的识别率。随机森林以 Bootstrap 抽样方式,依据重抽样方法从训练集中地抽取每个训练子集。设分类器 $h_k(X)$ 未抽取的数据集为 $O_k(X)$,则将输入随机向量 X 在 $O_k(X)$ 中投票的分类类别为 Y_j 的比例 $Q(X, Y_j)$ 定义为:

$$Q(X, Y_j) = \frac{\sum_{k=1}^K I(h_k(X) = Y_j, (X, Y) \in O_k)}{\sum_{k=1}^K I(h_k(X), (X, Y) \in O_k)} \quad (4)$$

得出随机森林的边缘函数为:

$$mr(X, Y) = P(h_k(X) = Y) - \max_{j \neq Y} P(h_k(X) = j) \quad (5)$$

其中, $mr(X, Y)$ 表示随机森林中正确投票率相对于非正确投票率的测度。

2.2 语音人格预测中的韵律特征选择

相比其他声学特征,语音韵律特征与人格特征间存在更密切的关联^[6-7,9]。本文对基于随机森林的语音人格预测建模输入层选取的声学韵律特征候选集为:音高,音强,共振峰,谐噪比(Harmonics

to Noise Ratio, HtNR), 长时平均谱(Long Term Average Spectrum, LTAS), 音节特征。在特征计算时,将整个语音段作为一个整体,并计算各韵律特征的统计值。对于预测模型的输入韵律特征集见表 1。

表 1 语音人格预测模型输入的韵律特征集

特征	输入	特征	输入	特征	输入
Pitch_Min	v_1	F2_Min	v_{20}	F5_Max	v_{39}
Pitch_Max	v_2	F2_Max	v_{21}	F5_Med	v_{40}
Pitch_Med	v_3	F2_Med	v_{22}	F5_Mean	v_{41}
Pitch_Mean	v_4	F2_Mean	v_{23}	F5_Stdev	v_{42}
Pitch_Stdev	v_5	F2_Stdev	v_{24}	F5_Diff	v_{43}
Pitch_Swof	v_6	F2_Diff	v_{25}	HtNR_Min	v_{44}
Pitch_Diff	v_7	F3_Min	v_{26}	HtNR_Max	v_{45}
Intensity_Min	v_8	F3_Max	v_{27}	HtNR_Mean	v_{46}
Intensity_Max	v_9	F3_Med	v_{28}	HtNR_Stdev	v_{47}
Intensity_Med	v_{10}	F3_Mean	v_{29}	HtNR_Fmin	v_{48}
Intensity_Mean	v_{11}	F3_Stdev	v_{30}	HtNR_Fmax	v_{49}
Intensity_Stdev	v_{12}	F3_Diff	v_{31}	HtNR_Diff	v_{50}
Intensity_Diff	v_{13}	F4_Min	v_{32}	LTAS_Mean	v_{51}
F1_Min	v_{14}	F4_Max	v_{33}	LTAS_Stdev	v_{52}
F1_Max	v_{15}	F4_Med	v_{34}	LTAS_Diff	v_{53}
F1_Med	v_{16}	F4_Mean	v_{35}	LTAS_Slope	v_{54}
F1_Mean	v_{17}	F4_Stdev	v_{36}	LTAS_Lph	v_{55}
F1_Stdev	v_{18}	F4_Diff	v_{37}	Spmc	v_{56}
F1_Diff	v_{19}	F5_Min	v_{38}	Spms	v_{57}

1) 音高。音高特征的取值范围取决于说话人喉部声带的长度和形状,男性的有效频率范围在 415 Hz ~ 875 Hz 之间,而女性在 880 Hz ~ 1 845 Hz 之间。对每个处理语音段取其音高的最大值、最小值、中位值、平均值、标准差值、曲线斜率、差分值。为避免极端离群点,最大值取特征值分布 95% 处的取值,最小值取特征值分布 5% 处的取值,差分值为最大值与最小值的差值。

2) 音强。音强特征主要与重读音和表达的情绪相关。音强特征是基于分贝值的音强曲线。同样,对每个处理语音段取其音强的最大值、最小值、中位值、平均值、标准差值、差分值。

3) 共振峰。共振峰是在声音频谱中能量相对集中的一些区域。当元音激励进入说话人声道时会引起共振特性,产生一组共振频率。分别取 1 阶 ~ 5 阶共振峰,记为 $F_1 \sim F_5$ 。每阶共振峰取其最大值、最小值、中位值、平均值、标准差值、差分值。

4) 谐噪比。谐噪比特征量化关联的是语音信号所附带噪音量。它表示在分贝中,如果有 99% 的周期信号能量和 1% 的噪音,那么 0 dB 的谐噪比相当

于谐音和非谐音能量均等。谐噪音主要由非定期声带褶皱振动和发音时声带不充分闭合产生的急促气流引起。产生的摩擦噪音反映在谱的更高噪音级别上。对每个处理语音段取其谐噪比的最大值、最小值、平均值、标准差值、最大频率值($F_{\max}$)、最小频率值($F_{\min}$)、差分值。

5) 长时平均谱。为了获取长时平均谱,100 Hz 的谱能量频带关联语音各类特性,因此取长时平均谱作业候选特征。对每个处理语音段取其长时平均谱的平均值、标准差值、差分值、斜率值、峰值。

6) 音节特征。语音说话速率在语音情感识别时对性能的影响显著^[13],本文考虑在语音人格评估时引入说话速率特征。说话速率特征主要可分为每分钟词汇数和每分钟音节数 2 种计算方式。本文选用音节特征,包括每个语音段独立音节数特征和同一说话人所有语音段的累积平均音节数特征。

2.3 语音人格预测算法流程

现分析随机森林模型在语音人格预测问题上的具体算法流程。设有人格属性集 $\mathbf{Py}$, 其中, $py^o, py^c, py^e, py^a, py^n$ 对应开放性、尽责性、外倾性、随和性、情

绪稳定性 5 个人格维度,各维度人格特征根据表现的弱强取值为 $\{-1, 1\}$, 定义为:

$$Py = (py^o, py^c, py^e, py^a, py^n)^T \quad (6)$$

需要对每个人格维度 py^x 建立独立的随机森林模型,即大五人格对于 5 个随机森林模型,每个随机森林模型下 $Y = py^x \in \{-1, 1\}$ 。而对于输入向量 X , 则为表 1 所示的韵律特征集, $X = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 共有 n 个输入韵律特征, 本文取 $n = 57$, 基于随机森林的语音人格预测流程为:

1) 迭代选择一项人格特征 $py^x \in Py$, 进行步骤 2) ~ 步骤 4) 的随机森林建模。

2) 从训练数据集开始 Bootstrap 抽样, 产生 k 个训练子集 $S_1, S_2, \dots, S_k$ 。

3) 根据 2.1 节的随机森林构造原理生产 k 棵不剪枝生长的决策树 $h_1, h_2, \dots, h_k$ 。在此过程中, 随机从韵律特征集中选择 m 个特征, 每个节点依据基尼系数选取最优特征集, 分裂直到树完全生长。

4) 每个维度的语音人格随机森林模型均由树的集合 $\{h_i, i = 1, 2, \dots, k\}$ 构成。

5) 得到 5 个维度的随机森林模型 $f^x(X) = \text{majority vote} \{hi(X)\}_{i=1}^k$, 其中模型标号 $x \in \{o, c, e, a, n\}$ 。

6) 当有新的待测样本时, 分别通过 5 个人格维度的随机森林模型进行判别投票, 得出各个维度上的人格显著性情况, 1 为显著, -1 为非显著。

由此可以得到 5 个人格维度的随机森林预测模型, 进而对测试数据集进行语音人格判定。

3 仿真实验与结果分析

3.1 实验数据集

本文数据集采用法语语音人格语料库 SSPNet SPC (SSPNet Speaker Personality Corpus)^[7]。SSPNet SPC 语料库是用于语音人格预测的开源语料库, 包含 640 个语音段, 322 个不同说话人, 单个说话人最多包含 16 个语音段, 每个语音段为 10 s 左右, 语音取自法语广播 Radio Suisse Romande 的录制音频。该语料库选用包含 10 个问题的 BFI-10 大五人格问卷, 11 位评审人对每段语音进行听识评估。每个语音段的各维度人格特征评分均由 11 个评审人评价得出, 最终取评分均值。

3.2 特征数目选取对预测性能的影响

本文方法在产生决策树时, 会随机从韵律特征集中选取 m 个特征, 一般取 $m = \text{lb}(n + 1)$, n 为输入韵律特征总数。验证特征数目对模型性能的影响, 每次实

验均进行 fold-10 的交叉验证, 5 个人格维度对应的随机森林模型为 $f^x(X) = \text{majority vote} \{hi(X)\}_{i=1}^k$, $x \in \{o, c, e, a, n\}$, 迭代次数 $\text{numIteration} = 100$, 森林规模 $k = 100$, 5 个人格维度上的性能指标 F1-measure 结果见图 1。

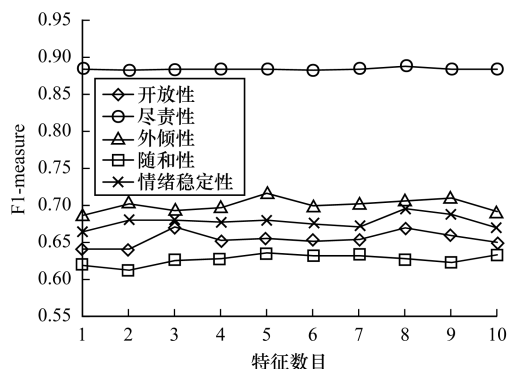


图 1 选取特征数目对语音人格预测性能的影响

由图 1 可知, 当特征数目为 8 时, 开放性人格取得最佳预测性能值 0.672, 尽责性人格取得最佳预测性能值 0.888, 情绪稳定性人格取得最佳预测性能值 0.696, 而外倾性人格性能为 0.707, 随和性人格预测性能为 0.619。当特征数目为 5 时, 外倾性人格取得最佳预测性能值 0.717, 随和性人格预测取得最佳预测性能值 0.636。可见, 在特征数目 $m = 8$ 时, 5 个维度的人格模型预测性能精度均值为最佳。

3.3 不同迭代次数下的预测性能比较

为进一步验证本文提出模型在不同迭代次数下的性能表现。将迭代次数 numIteration 分别设置为 10, 20, $\dots$, 100, 将本文提出的基于随机森林的语音人格预测方法与集成学习方法 Adaboost M1 和 Bagging 进行对比^[14]。在森林规模 $k = 100$ 下, 在 5 个维度的语音人格预测上进行 fold-10 的交叉验证的性能对比结果见图 2。由此可知, 在开放性、尽责性、外倾性、随和性、情绪稳定性 5 个人格维度上, 本文提出方法的性能明显优于集成学习方法 Adaboost M1 和 Bagging, 同时大五人格均值也优于对比方法。并且在迭代次数较少和迭代次数较多这 2 种情况下, 本文提出方法均能保持良好的性能。在随和性人格和情绪稳定性人格上, 本文方法在迭代次数非常少时 ($\text{numIteration} = 10$), 性能略低于 Bagging 方法, 这是由于本文提出方法对特定特征需要更多迭代才能进行较好的拟合。在最佳迭代次数下 5 个人格模型的性能精度为: 0.672 (开放性), 0.888 (尽责性), 0.731 (外倾性), 0.641 (随和性), 0.696 (情绪稳定性)。

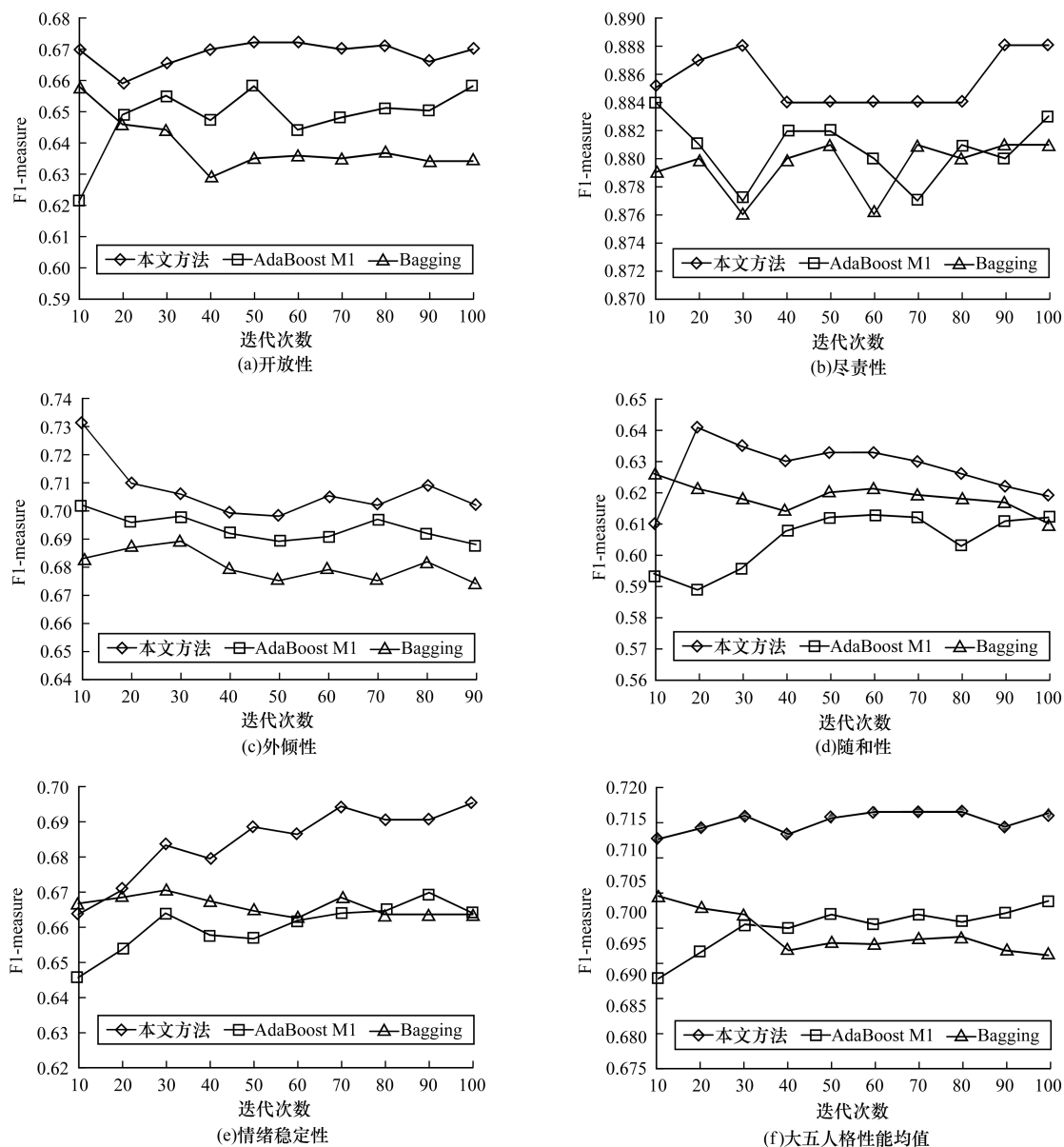


图 2 不同迭代次数下的性能对比

3.4 与已有语音人格预测方法的性能对比

本节主要将本文提出的基于随机森林的语音人格预测方法与其他语音人格预测方法进行对比,所有方法均基于同一语音人格评估语料库 SSPNet SPC^[7]。其中,对比方法 1^[7] 主要使用音高、前 2 阶共振峰、能量、有声、无声等声学特征,均值、最小值、最大值、熵等统计特征,并选用了 Logistic Regression 和 SVM 模型进行语音人格预测;对比方法 2^[8] 在 kNN 规则分类模型的基础上,结合监督学习集合覆盖方法 (SSCP)、非监督集合覆盖方法 (USCP)、随机子集特征选择方法 (RSFS)、统计依赖方法 (SD) 等多种特征选择方法,使用最佳特征子集进行语音人格评估。对比方法 3^[15] 为基于声学词汇和优化树结构的贝叶斯网络方法。

语音人格预测性能对比结果见表 2,可看出本文提出方法在开放性、尽责性、情绪稳定性 3 个人格维度上都具有显著的性能优势,同时大五人格的性能均值达到了 72.6%,优于目前其他语音人格评估方法。

表 2 各语音人格预测方法的性能对比

人格维度	本文方法	对比方法 1	对比方法 2	对比方法 3
开放性	0.672	0.601	0.605	0.603
尽责性	0.888	0.725	0.795	0.702
外倾性	0.731	0.735	0.768	0.808
随和性	0.641	0.631	0.628	0.690
情绪稳定性	0.696	0.661	0.653	0.683
大五人格性能均值	0.726	0.671	0.690	0.697

4 结束语

本文提出一种基于随机森林的语音人格预测方法。通过 Bootstrap 方式对语音韵律特征集进行抽样,同时每个节点依据基尼系数选取最优特征集,为各维人格特征构造对应的改进随机森林模型并进行预测。在开源语音人格预测数据集 SSPNet SPC 上的仿真实验结果表明,本文方法相较于其他集成学习方法在语音人格预测时具有更高的收敛性和预测精度,大五人格性能均值达到 72.6%。下一步将根据用户性别、年龄、特定领域兴趣差异对用户群进行划分,提高语音人格预测性能。

参考文献

- [1] Vinciarelli A, Mohammadi G. A Survey of Personality Computing[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2014, 5(3): 273-291.
- [2] 韩文静,李海峰,阮华斌,等. 语音情感识别研究进展综述[J]. 软件学报, 2014, 25(1): 37-50.
- [3] 胡超,傅根跃. 听音识人——语音频谱与人格特质的关系初探[J]. 心理科学进展, 2011, 19(6): 809-813.
- [4] Schuller B R, Steidl S, Batliner A, et al. Paralinguistics in Speech and Language State-of-the-art and the Challenge[J]. Computer Speech & Language, 2013, 27(1): 4-39.
- [5] 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, 2007, 30(1): 457-500.
- [6] Polzehl T, Schoenenberg K, Moller S, et al. On Speaker-independent Personality Perception and Prediction from Speech[C]//Proceedings of INTERSPEECH '12. Florence, Italy: ISCA, 2012: 258-261.
- [7] Mohammadi G, Vinciarelli A. Automatic Personality Perception: Prediction of Trait Attribution Based on Prosodic Features[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(3): 273-284.
- [8] Pohjalainen J, Rasanen O, Kadioglu S. Feature Selection Methods and Their Combinations in High-dimensional Classification of Speaker Likability, Intelligibility and Personality Traits[J]. Computer Speech & Language, 2015, 29(1): 145-171.
- [9] Komaraju M, Karau S J, Schmeck R R, et al. The Big Five Personality Traits, Learning Styles, and Academic Achievement[J]. Personality and Individual Differences, 2011, 51(4): 472-477.
- [10] Gosling S D, Rentfrow P J, Swann W B. A Very Brief Measure of the Big-Five Personality Domains[J]. Journal of Research in Personality, 2003, 37(6): 504-528.
- [11] Sapir E. Speech as a Personality Trait[J]. American Journal of Sociology, 1927, 32(6): 892-905.
- [12] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [13] Philippou-Hubner D, Vlasenko B, Bock R, et al. The Performance of the Speaking Rate Parameter in Emotion Recognition from Speech[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 248-253.
- [14] Dietterich T G. An Experimental Comparison of Three Methods for Constructing Ensembles of Decision Trees: Bagging, Boosting, and Randomization[J]. Machine Learning, 2000, 40(2): 139-157.
- [15] Audhkhasi K, Metallinou A, Li M, et al. Speaker Personality Classification Using Systems Based on Acoustic-lexical Cues and an Optimal Tree-structured Bayesian Network[C]//Proceedings of INTERSPEECH '12. Florence, Italy: ISCA, 2012: 262-265.

编辑 陆燕菲

(上接第 252 页)

- [4] 李斌,史忠科. 基于计算机视觉的行人检测技术的发展[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(10): 2565-2568.
- [5] Horiuchi T, Thompson S, Kagami S, et al. Pedestrian Tracking from a Mobile Robot Using a Laser Range Finder[C]//Proceedings of International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007: 931-936.
- [6] Ozaki M, Kakimura K, Hashimoto M, et al. Laser-based Pedestrian Tracking in Outdoor Environments by Multiple Mobile Robots[J]. Sensors, 2012, 12(11): 14489-14507.
- [7] 刘杰,闫清东,唐正华. 基于激光雷达的机器人避障规划仿真研究[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 306-310.
- [8] 张振东. 基于激光雷达的服务机器人室内动态导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [9] Ogaz M, Sandoval R, Chacon M. Data Processing from a Laser Range Finder Sensor for the Construction of Geometric Maps of an Indoor Environment[C]//Proceedings of the 52nd International Midwest Symposium on Circuits and Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 306-313.
- [10] Mertz C, Navarro-Serment L E, MacLachlan R, et al. Moving Object Detection with Laser Scanners[J]. Journal of Field Robotics, 2013, 30(1): 1083-1094.
- [11] 辛煜,梁华为,梅涛,等. 基于激光传感器的无人驾驶汽车动态障碍物检测及表示方法[J]. 机器人, 2014, 36(6): 654-661.
- [12] 韩家伟. 数据挖掘: 概念与技术[M]. 3 版. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [13] Prenebida C, Ludwig O, Nunes U. Exploiting LIDAR-based Features on Pedestrian Detection in Urban Scenarios[C]//Proceedings of the 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 1-6.
- [14] 李锴,冯瑞. 基于粒子滤波的多特征融合视频行人跟踪算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(24): 141-145.
- [15] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. An Adaptive Color-based Particle Filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [16] You Changhui, Lee K A, Li Haizhou. An SVM Kernel with GMM-supervector Based on the Bhattacharyya Distance for Speaker Recognition[J]. Signal Processing Letters, 2009, 16(1): 49-52.

编辑 刘冰