



基于网络数据分析的心理计算: 针对心理健康状态与主观幸福感

李昂^{①②}, 郝碧波^①, 白朔天^①, 朱廷劲^{①③*}

① 中国科学院行为科学重点实验室, 中国科学院心理研究所, 北京 100101;

② Black Dog Institute, University of New South Wales, Sydney 2031, Australia;

③ 中国科学院智能信息处理重点实验室, 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190

* 联系人, E-mail: tszhu@psych.ac.cn

2014-09-01 收稿, 2014-10-23 接受, 2015-01-08 网络版发表

国家高技术研究发展计划(AA01A606)、国家重点基础研究发展计划(CB744600)、中国科学院重点部署项目(KJZD-EW-L04)和中国科学院战略性先导科技专项(XDA06030800)资助

摘要 大规模地实时计算民众的心理特征有利于维护社会的和谐稳定, 但传统的心理测验方法不能有效地满足上述需求. 本研究提出了基于网络数据分析的心理计算方法, 通过分析用户的“微博”数据建立心理计算模型(心理健康状态计算模型与主观幸福感计算模型), 据此来计算民众的心理特征. 研究结果显示, 心理计算模型的建模效果良好, 而建模方法与建模目标是影响建模效果的两个重要因素. 本研究表明, 可以通过分析网络数据来计算民众的心理特征, 此方法有利于改善心理测验的实施规模与施测效率.

关键词

网络数据
心理计算
心理健康状态
主观幸福感

党的十七大报告明确提出了要将构建和谐社会作为同经济、政治、文化建设并列的重大战略任务. 作为社会的组成元素与建构主体, 民众的心理特征会通过影响其自身行为后果的方式来最终决定社会的和谐水平, 因此需要实现大规模地实时计算民众的心理特征, 以便准确地把握民众的心理变化趋势, 改善心理特征的和谐状态, 助力和谐社会的构建.

心理特征的和谐状态包括多个层面的内容. 在个体层面上, 它可以代表各项心理功能的协调完整情况, 即心理健康状态(mental health)^[1]; 而在社会层面上, 它可以代表民众对于现实生活质量的主观评价结果, 即主观幸福感(subjective well-being)^[2].

由于心理健康状态与主观幸福感都是内隐概念, 无法被直接感知, 因此需要选用有效的方法来客观、标准地测量一系列与心理概念相关的行为特征, 从而间接地计算心理特征^[3].

目前, 自评问卷是心理测验的主要方法, 它能够

准确地计算被试的心理特征^[4]. 由于在自评问卷的施测过程中, 需要招募被试来主观评估问卷题目内容与其自身行为模式的一致程度, 并在此基础上收集、整理、计算被试的问卷施测结果, 因此该方法在测试样本规模与施测时间周期方面存在一定的提升空间. 具体来说, 一方面, 该方法能够覆盖的测试样本规模通常有限, 通过招募被试的方式难以采集到数量庞大、分布广泛的测试样本数据; 另一方面, 该方法的施测时间周期长、成本效率低, 人工收集、整理、计算被试的问卷施测结果无法支持实时地获取、更新调查数据^[5,6]. 这意味着, 自评问卷方法无法实现大规模地实时计算民众的心理特征.

近年来, 生态瞬时评估(ecological momentary assessment, EMA)已经逐渐成为心理测验领域的发展方向, 它倡导在自然情境下, 利用特定的监测手段自动、实时地评估当下发生的心理及行为现象^[7]. 这种理念要求对传统的心理测验方法进行改善, 以便有

引用格式: 李昂, 郝碧波, 白朔天, 等. 基于网络数据分析的心理计算: 针对心理健康状态与主观幸福感. 科学通报, 2015, 60: 994–1001

Li A, Hao B B, Bai S T, et al. Predicting psychological features based on web behavioral data: Mental health status and subjective well-being (in Chinese). Chin Sci Bull, 2015, 60: 994–1001, doi: 10.1360/N972014-00763

助于满足大规模地实时计算民众的心理特征的需求。

互联网的发展与网络数据的产生为实现生态瞬时评估的理念提供了有益的前提基础。借助信息技术,大规模网络用户的在线操作痕迹可以被网络服务器以网络日志的形式实时地记录下来^[8],这就提供了一种自然发生、内容丰富、数量规模庞大的人类行为数据源^[9]。采集、分析网络数据有利于大规模地实时计算民众的心理特征:(1)伴随着网络使用普及率的快速攀升,网络数据的采集促使研究样本能够无限接近于总体分布情况,既扩大了研究采样的规模,又提升了研究采样的代表性^[10,11];(2)网络数据支持实时地获取、更新真实的人类行为数据,从而避免了数据收集过程依赖于被试的主观报告,大大缩短了心理特征计算的时间周期,可以有效地揭示心理特征的连续变化趋势^[12,13],并深刻地反映心理特征结构与心理测验本质^[14,15]。鉴于网络数据具有理想的特性,如果能够在网络行为特征与心理特征之间建立起计算关系,就可以通过分析网络数据来实现大规模地实时计算民众的心理特征。

Amichai-Hamburger和Ben-Artzi^[16]首次从实证研究的角度证明了网络行为特征与心理特征(人格)之间存在相关关系。网络行为特征与人格之间的相关关系暗示心理特征是网络行为产生的决定因素^[17-19]。随后,开始有研究探讨是否可以透过网络行为特征线索感知行为主体的心理特征。既有研究表明,独立的第三方观察者能够透过网络行为特征线索真实、准确地感知行为主体的人格特征,独立的第三方观察者的感知结果与行为主体的自评问卷测评结果之间保持着高度的相关性水平^[20-23]。在此基础上,近期的研究开始利用相关分析、线性回归分析、支持向量机等方法尝试建立基于客观的网络数据分析的人格计算模型,模型的计算结果与自评问卷的测评结果之间能够保持高水平的相关关系^[24-26]。

既有研究表明,建立基于网络数据分析的心理计算模型具有可行性,通过心理计算模型可以大规模地实时计算用户的心理特征。根据随时间推移变化程度的不同,心理特征可以被划分为特质型心理特征与状态型心理特征。由于既有研究的建模目标通常聚焦于随时间推移变化程度较小的特质型心理特征(例如,人格),因此这启发了我们继续验证是否可以利用同样的方法来有效地计算随时间推移变化程度较大的状态型心理特征(例如,心理健康状态、

主观幸福感)。

本研究旨在建立基于网络数据分析的心理健康状态计算模型与主观幸福感计算模型,从而验证基于网络数据分析的心理计算方法是否适用于计算状态型心理特征,并实现大规模地实时计算民众的心理健康状态与主观幸福感,及时了解民众的心理特征的和谐状态。

1 研究1 建立心理健康状态计算模型

1.1 数据采集

本研究利用自主研发的在线实验平台来采集新浪“微博”用户的数据(图1)。在2012年4月期间,本研究共招募到563名自愿参加实验的新浪“微博”用户。为了保证被试的网络数据量足够丰富,本研究需要从招募到的用户中间筛选出活跃用户,筛选条件是要求用户在实验开展前至少已经发布了500条“微博”,并且最新一条“微博”的发布日期是在实验开展前的3个月时间内,从而有效地剔除了非活跃用户的网络数据。同时,为了保证对被试的心理特征的标注质量,被试需要按照填写规范如实地填答在线心理问卷。本研究剔除了问卷填答不合格的被试数据。经过了上述被试筛选过程,共计剩余444名合格的被试(男性171人,女性273人,平均年龄23.8岁),被试的教育水平以本科(43%)、大专(24%)为主,被试的职业以高等学校在校学生(52%)、职员(20%)为主,被试的月人均可支配收入集中在1000~2000元(25%)、2000~5000元(22%)。

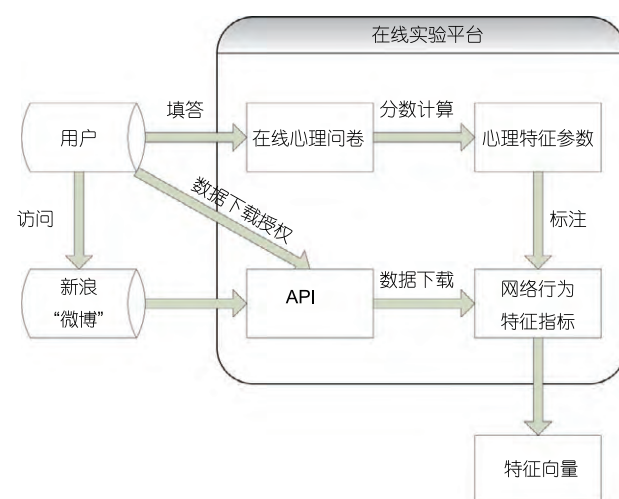


图1 被试数据采集流程

Figure 1 Procedure of data collection

合格被试的数据被用于后续的模型训练.

1.2 数据测量

(i) 心理健康状态. 本研究利用由王征宇翻译的“症状自评量表”(symptom checklist 90, SCL-90)^[27]测量被试的抑郁、焦虑水平. SCL-90问卷是国际上广泛使用的心理健康状态测量工具, 具有良好的信效度水平^[28,29]. 问卷内容由一系列心理健康症状构成, 被试被要求在5点李克特量表(Likert-type scale)上评价自身在每条心理健康症状上的严重程度(0代表从无, 4代表严重). 其中, 测量抑郁、焦虑水平的题目数量分别是13道题和10道题, 分数越高代表被试的该种心理健康问题越严重.

(ii) 网络行为特征. 本研究在既有研究中常见的网络行为特征种类的基础上, 根据新浪“微博”的使用功能与数据格式, 结合建模目标(心理健康状态)的特点, 自行设计了4类45个网络行为特征(表1). 其中, (1) 用户信息类特征: 描述了被试的基本个人信息资料(例如, 性别、籍贯); (2) 自我展示类特征: 描述了被试如何在网络平台上建立虚拟的个人形象, 并将其展示给其他用户(例如, 是否沿用系统默认的虚拟头像); (3) 隐私设置类特征: 描述了被试对于个人隐私保护的偏好(例如, 是否允许陌生人在个人主页上留言); (4) 社会关系网类特征: 描述了被试在网络平台上的人际互动情况(例如, “粉丝”数量、“互粉”

数量). 其中, 对于布尔型特征变量, 对其采用二值编码; 而对于浮点型特征变量, 则保留原始数值.

1.3 数据建模

心理健康包括了一系列不同的心理健康维度(例如, 抑郁、焦虑等), 不同的心理健康维度彼此之间存在一定程度的关联. 如果在建立某个面向具体心理健康维度的计算模型时, 能够将不同的心理健康维度之间的公共信息(common information)考虑在内, 那么数据建模的效果将会得到相应的提升.

多任务回归方法的基本思想是: 假设有 T 个任务(task)和 N 个实例(instance), 每个任务具有一个训练数据集 $\{(x_m, y_m)\} (t=1, 2, \dots, T; n=1, 2, \dots, N)$, 每个实例可以被表示为 $x \in R^d$, $y \in R^T$ (特征数为 d), 并与一个多维输出向量(multi-dimension output vector)(例如, 抑郁、焦虑维度)进行匹配, 目的是寻找到一个 $T \times d$ 的系数矩阵, 例如:

$$W = \arg \min \{L(x, y, W; 1:T) + \lambda \Omega(W)\}, \quad (1)$$

其中, $L(x, y, W; 1:T)$ 记为经验损失函数(empirical loss function), $\Omega(W)$ 记为正则项(regularizer), 而 λ 记为正则项系数(tradeoff constant). 本研究中, $L(x, y, W; 1:T)$ 被设定为最小二乘误差(least square loss), 而 $\Omega(W)$ 被设定为Frobenius项(Frobenius norm). 即:

表1 网络行为特征列表
Table 1 Details of behavioral features

类别	特征名称	类别	特征名称
(1)	性别	(3)	是否允许私信
(1)	省	(3)	是否带有地理信息
(1)	市	(3)	是否允许评论
(1)	创建时间	(4)	“微博”数
(2)	屏幕名字中文比例	(4)	收藏数
(2)	屏幕名字长度	(4)	话题数(含4个特征)
(2)	自我描述长度	(4)	标签数(含4个特征)
(2)	自我描述中是否有“我”字样	(4)	“粉丝”数
(2)	是否有新浪“博客”	(4)	关注数
(2)	个性域名长度	(4)	“互粉”数
(2)	域名和“博客”是否相同	(4)	“互粉”关注比
(2)	头像设置	(4)	不同人群“微博”转发比(含4个特征)
(2)	是否认证	(4)	不同人群关注比(含4个特征)
(2)	认证原因长度	(4)	不同人群“互粉”比(含4个特征)
(2)	认证类型	(4)	原创“微博”比

$$L(x, y, \mathbf{W}; 1:T) = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N (y_m - \hat{y}_m)^2$$

$$= \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \left(y_m - \sum_h w_{th} x_{hj} \right)^2, \quad (2)$$

$$\Omega(\mathbf{W}) = \|\mathbf{W}\|^2 = \text{tr}(\mathbf{W}^T \cdot \mathbf{W}), \quad (3)$$

将公式(2)和(3)代入公式(1), 即:

$$\mathbf{W} = \left(\lambda \mathbf{I} + \sum_n \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^T \right)^{-1} \left(\sum_n \mathbf{x}_n \mathbf{y}_n^T \right), \quad (4)$$

其中, 针对 λ 的选择, 本研究采用了偏移方差优化 (bias-variance decomposition) 的方法, 旨在最小化[(误差)²+方差]的期望损失(expected loss).

鉴此, 本研究采用多任务回归(multi-task regression)方法^[30]来建立基于网络数据分析的抑郁状态计算模型与焦虑状态计算模型. 同时, 本研究也利用线性回归(linear regression)方法、前馈神经网络(neural network)方法建立同样的心理健康状态计算模型, 以此作为基准模型来评价多任务回归方法的建模效果.

建模效果的评价指标采用皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient), 即心理健康计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关关系, 取值越大代表建模效果越好.

1.4 研究结果

在经过模型参数的调优过程之后, 本研究将前馈神经网络方法的学习率设定为0.9, 将多任务回归方法的参数 λ 设定为1.70($\ln(\lambda)=0.53$). 建立的心理健康状态计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值如表2所示; 而与抑郁、焦虑存在显著相关性的网络行为特征则如表3所示.

针对同样的建模目标(抑郁或焦虑), 基于不同的建模方法的心理健康状态计算模型的建模效果不同, 利用前馈神经网络方法与多任务回归方法建立起来的心理健康状态计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值大于0.2, 而利用线性回归方法建立起来的心理健康状态计算模型的计算结

表2 心理健康状态计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数

Table 2 Pearson correlation coefficients between predicted and actual values of mental health status			
	线性回归	前馈神经网络	多任务回归
抑郁	0.12	0.26	0.41
焦虑	0.14	0.21	0.34

表3 部分网络行为特征和心理健康维度的相关系数值^{a)}

Table 3 Pearson correlation coefficients between important behavioral features and mental health status

特征	抑郁	焦虑
性别	-0.137**	-0.148**
原创“微博”比	-0.085	-0.094*
屏幕名字长度	0.166**	0.073

a) ** $P < 0.01$, * $P < 0.05$

果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值小于0.2. 值得注意的是, 无论对于抑郁维度或是焦虑维度, 在3类不同的建模方法中间, 利用多任务回归方法建立起来的心理健康状态计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值均为最大.

1.5 讨论

研究1旨在建立心理健康状态计算模型, 以此来验证是否可以利用基于网络数据分析的心理计算方法来计算心理健康状态.

(i) 网络行为特征对于模型的贡献度. 研究结果显示, 特征性别、原创“微博”比以及屏幕名字长度对心理健康的预测具有相对更高的贡献度. 本研究发现女性(性别变量进行了二值编码, 其中0为女性, 1为男性)更倾向于获得较高的抑郁分数($r=-0.137$)或焦虑分数($r=-0.148$); 原创“微博”比例越低的用户更倾向于获得较高的焦虑分数($r=-0.094$); 同时屏幕名字长度越长的用户更倾向于获得较高的抑郁分数($r=0.166$). 这在一定程度上验证了既有研究关于“非社交性目的”(non-communication purposes)网络使用频率与抑郁、焦虑之间存在着关系的结论^[31].

(ii) 可以建立基于网络数据分析的心理健康状态计算模型. 研究结果显示, 可以通过网络数据分析来计算用户的心理健康状态. 从模型的评价指标来看, 在3种建模方法中间, 除线性回归方法外, 基于前馈神经网络与多任务回归方法的心理健康状态计算模型(抑郁状态计算模型、焦虑状态计算模型)的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值较高, 模型的建模效果良好. 上述结论与既有的研究结论保持一致, 验证了通过分析网络数据可以计算用户的心理特征. 既有研究在针对特质型心理特征(人格)展开相关研究时, 选取的网络行为特征大多是一系列取值随时间推移变化程度较小的静态型网络行为特征(例如, 数量统计类或合计类信息), 以便通

过用户长期性的网络行为模式来刻画特质型的心理特征^[24,25];而本研究由于关注状态型心理特征(心理健康状态),因此,除了静态型网络行为特征外,还需要额外选取一系列取值随时间推移变化程度较大的动态型网络行为特征,以便提高模型对于状态型心理特征变异的敏感程度。

(iii) 建模方法不同会造成建模效果不同。研究结果显示,建模方法不同会造成建模效果不同。与其他2种方法(线性回归方法、神经网络方法)相比,基于多任务回归方法的心理健康状态计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值最大。既有研究表明,利用多任务回归方法同时训练多个互相之间存在联系的任务,可以有效地改善建模效果^[30],由于心理健康状态不同维度之间存在一定程度的相关关系,而多任务回归方法对于不同的心理健康维度之间的公共信息比较敏感,因此选用多任务回归方法能够有效地改善基于网络数据分析的心理健康状态计算模型的建模效果。

2 研究2 建立主观幸福感计算模型

2.1 数据采集

本研究同样利用研究1中的在线实验平台来采集新浪“微博”用户的数据(图1)。为了保证被试的网络数据量足够丰富,在2012年10月期间,本研究随机向2万名活跃的新浪“微博”用户发出了实验邀请。所有的活跃用户应该在参与实验之前至少发布了500条“微博”,并且最新一条“微博”的发布日期是在实验开展前的3个月内。最终,共计有1785名被试(男性649人,女性1136人,平均年龄 (23.3 ± 5.6) 岁)同意参与实验并顺利地完成了整个实验过程(合格地填答在线问卷并授权下载其网络数据)。职业为学生、职员的被试人数分别占51%和19%,其余职业占30%;被试的家庭人均月收入集中在2000~6000元,占总体人数的55%。

2.2 数据测量

(i) 情绪幸福感。主观幸福感是由情绪幸福感(emotional well-being)与积极心理功能(positive functioning)等2个部分所组成的^[32]。本研究利用由黄丽、杨廷忠和季忠民翻译的“正性负性情绪量表”(the positive and negative affect scale, PANAS)^[33]来测量被试的情绪幸福感水平。PANAS问卷具有良好的信效度

水平^[34]。该问卷采用5点李克特量表计分,由20个形容词组成,其中10个形容词描述正性情绪,10个形容词描述负性情绪。

(ii) 积极心理功能。本研究利用18道题“心理幸福感量表”(scales of psychological well-being, PWB)来测量被试的积极心理功能,该问卷具有良好的信效度水平^[35]。本研究问卷的中文翻译采纳了金玲玲的翻译版本^[36]。该问卷采用7点李克特量表计分,共测量了自我接纳(self-acceptance)、积极的人际关系(positive relations with others)、自主(autonomy)、环境驾驭(enviromental mastery)、人生目标(purpose in life)、个人成长(personal growth)等6个维度。

(iii) 网络行为特征。本研究共计提取了114个网络行为特征。首先,在既有研究中常见的网络行为特征种类的基础上,根据新浪“微博”的使用功能与数据格式,结合预测对象(主观幸福感)的特点,自行设计了26个操作类网络行为特征。其中,(1) 用户信息类特征:描述了被试的基本个人信息资料(例如,性别、籍贯);(2) 自我展示类特征:描述了被试如何在网络平台上建立虚拟的个人形象,并将其展示给其他用户(例如,是否沿用系统默认的虚拟头像);(3) 隐私设置类特征:描述了被试对于个人隐私保护的偏好(例如,是否允许陌生人在个人主页上留言);(4) 社会关系网类特征:描述了被试在网络平台上的人际互动情况(例如,“粉丝”数量、“互粉”数量)。对布尔变量,采用了与研究1相同的方法,进行二值化处理;对居住地信息,依据当地平均收入水平做序数处理。同时,本研究对照LIWC(linguistic inquiry and word count)软件的输出格式设计了88个内容类网络行为特征,用以描述用户在线上所发表内容的语言模式,88个内容类网络行为特征的命名与取值均与LIWC软件的输出结果一一对应。LIWC软件是国际流行的心理语言统计软件,它能够根据88类具有心理学意义的词汇分类标准(例如,健康词、家庭词等)来对文本中词汇的使用频率进行分类统计。本研究利用自行改进的LIWC软件^[37]来获取被试在上述88个内容类网络行为特征上的取值。

2.3 数据建模

本研究分别采用逐步线性回归(stepwise linear regression)、LASSO回归(least absolute shrinkage and selection operator)、多元自适应样条回归(multivariate

adaptive regression splines)、支持向量回归(support vector regression)等方法,结合被试的人口统计学信息(性别、年龄、居住地)与网络行为特征(操作类与内容类网络行为特征),建立基于网络数据分析的主观幸福感计算模型(情绪幸福感计算模型、积极心理功能计算模型)。

建模效果的评价指标采用了皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficients),即模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关关系,取值越大代表建模效果越好。

2.4 研究结果

主观幸福感计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值如表4所示。首先,针对主观幸福感计算模型建模效果的评价指标的最优取值结果可以达到0.60,属于较强程度的相关性水平。其次,针对主观幸福感计算模型建模效果的评价指标的最优取值结果在各维度之间差异较大,取值区间介于0.27~0.60。

建模过程同样从网络行为特征中选取出对目标变量有预测力的特征变量。回归算法针对各个幸福感维度的预测模型选取了不同的特征组合,每个预测模型通常选取约10~40个特征变量的组合,但人口统计学变量对各个模型的贡献都较大;此外,语言特征中的“第一人称单数”、行为特征中的“互粉数占关注数比率”也对模型有较高的贡献。

2.5 讨论

研究2旨在建立主观幸福感计算模型,以此来验证是否可以利用基于网络数据分析的心理计算方法来计算主观幸福感。

(i) 可以建立基于网络数据分析的主观幸福感

计算模型。研究结果显示,可以通过网络数据分析来计算用户的主观幸福感。主观幸福感计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数值属于中等程度的相关性水平。在人格与社会心理学领域中,当测量同一种心理概念时,不同的心理测量工具之间的相关系数值通常介于0.39~0.68^[38]。这表明,主观幸福感计算模型的建模效果良好,可以通过网络数据分析来计算用户的主观幸福感,从而再次验证了基于网络数据分析的心理计算方法适用于状态型心理特征。

(ii) 建模目标不同会造成建模效果不同。针对各个维度建立的主观幸福感计算模型彼此之间的最优预测精度差异较大,通过网络数据对主观幸福感各个维度进行计算可能存在难易程度的差异。该结论能够得到既有研究结论的印证。既有研究表明,在利用网络数据对不同的人格维度进行计算建模时,同样会在不同的人格维度之间存在建模效果的差异^[24,26]。这在一定程度上说明了基于网络数据分析的心理计算模型的建模效果在各维度间存在差异。

3 讨论

本文旨在探讨是否可以利用网络数据分析的方法来大规模地实时计算民众的状态型心理特征(心理健康状态、主观幸福感)。通过开展2个研究发现,可以通过分析网络数据建立心理计算模型,以此来实现大规模地实时计算用户的心理特征。这进一步验证了既有研究的结论^[24~26],并且表明了网络数据分析的方法不仅可以用来预测随时间推移变化程度较小的特质型心理特征(例如,人格),而且还可以用来预测随时间推移变化程度较大的状态型心理特征(例如,心理健康状态、主观幸福感)。值得注意的是,模型的计算效果会受到建模方法与建模目标的影响。

表4 主观幸福感计算模型的计算结果与心理问卷的测评结果之间的相关系数

Table 4 Pearson correlation coefficients between predicted and actual values of subjective well-being

	情绪幸福感		积极心理功能					
	正性情绪	负性情绪	自我接纳	积极的人际关系	自主	环境驾驭	人生目标	个人成长
逐步线性回归	0.45	0.26	0.35	0.45	0.40	0.41	0.45	0.51
LASSO回归	0.38	0.26	0.29	0.34	0.35	0.35	0.34	0.42
多元自适应样条回归	0.40	0.24	0.30	0.38	0.40	0.45	0.43	0.60
支持向量回归	0.41	0.27	0.30	0.39	0.34	0.38	0.35	0.49
最优结果	0.45	0.27	0.35	0.45	0.40	0.45	0.45	0.60

本文的研究结论具有方法、实用两方面的价值。在方法方面,本文的研究结论验证了可以利用网络数据分析计算心理及行为现象的实时变化规律。该方法采用了一种非侵扰的手段实时、自动、连续地感知人类在日常生活情境下的心理特征,有效地支持了纵向追踪那些随时间推移变化程度较大的心理特征(例如,情绪、意图等)的变化规律,从而为社会心理学、公共管理学等学科领域的发展提供了新颖的研究视角与研究方法,或可解决上述领域在研究设计、测量、数据分析过程中所面临的一系列问题。在实用方面,本文的研究结论为改善传统的社会管理模式提供了有益的借鉴。通过大规模地实时计算民众的心理特征,及时地获取有效的决策支持信息,有助于提升社会管理实践的主动性、规模性、即时性、便利

性水平,最终维护社会的和谐与稳定。

本文探讨的基于网络数据分析的心理计算方法也存在局限,即只能用于感知网络用户的心理特征状况,感知结果可能无法代表包括非网络用户在内的线下全体民众的心理特征状况,如何有效地建立基于网络数据分析的心理计算结果与线下全体民众的心理特征状况之间的映射关系将成为未来研究亟待解决的一个问题。此外,值得注意的是,大数据分析是一种数据驱动的、自下而上的分析方法,它虽然能够支持在海量数据的基础上挖掘变量之间的关系模式,但是挖掘到的变量之间的关系模式通常只具备相关关系性质而非因果关系性质,仍然需要得到理论知识及实验研究的指导或验证,以免造成对于大数据分析结果的过度依赖与过度使用。

参考文献

- 1 Aneshensel C S, Phelan J C, Bierman A. Handbook of the Sociology of Mental Health. 2nd ed. Berlin: Springer Netherlands, 2008. 357–358
- 2 Lewis M, Haviland-Jones J M, Barrett L F. Handbook of Emotions. 3rd ed. New York City: The Guilford Press, 2013. 471–473
- 3 Anastasi A, Urbina S. Psychological Testing. 7th ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1997. 4
- 4 Peer E, Gamliel E. Too reliable to be true? Response bias as a potential source of inflation in paper-and-pencil questionnaire reliability. *Pract Assess Res Eval*, 2011, 16: 1–8
- 5 Buchanan T, Smith J L. Using the Internet for psychological research: Personality testing on the World Wide Web. *Br J Psychol*, 1999, 90: 125–144
- 6 Carlbring P, Brunt S, Bohman S, et al. Internet vs. paper and pencil administration of questionnaires commonly used in panic/agoraphobia research. *Comput Human Behav*, 2007, 23: 1421–1434
- 7 Shiffman S, Stone A A, Hufford M R. Ecological momentary assessment. *Annu Rev Clin Psychol*, 2008, 4: 1–32
- 8 Eiriraki M, Vazirgiannis M. Web mining for web personalization. *ACM Trans Internet Technol*, 2003, 3: 1–27
- 9 Birnbaum M H. Human research and data collection via the Internet. *Annu Rev Psychol*, 2004, 55: 803–832
- 10 Skitka L J, Sargis E G. The Internet as psychological laboratory. *Annu Rev Psychol*, 2006, 57: 529–555
- 11 Gosling S D, Vazire S, Srivastava S, et al. Should we trust web-based studies? A comparative analysis of six perceptions about Internet questionnaires. *Am Psychol*, 2004, 59: 93–104
- 12 Murdoch T B, Detsky A S. The inevitable application of big data to health care. *JAMA*, 2013, 309: 1351–1352
- 13 Jones M, Johnston D. Understanding phenomena in the real world: The case for real time data collection in health services research. *J Health Serv Res Policy*, 2011, 16: 172–176
- 14 Baumeister R F, Vohs K D, Funder D C. Psychology as the science of self-reports and finger movements: Whatever happened to actual behavior. *Perspect Psychol Sci*, 2007, 2: 396–403
- 15 Furr R M. Personality psychology as a truly behavioral science. *Eur J Pers*, 2009, 23: 369–401
- 16 Amichai-Hamburger Y A, Ben-Artzi E. The relationship between extraversion and neuroticism and the different uses of the Internet. *Comput Human Behav*, 2000, 16: 441–449
- 17 Orr E S, Sisic M, Ross C, et al. The influence of shyness on the use of Facebook in an undergraduate sample. *Cyberpsychol Behav*, 2009, 12: 337–340
- 18 Meyer G. Internet user preferences in relation to cognitive and affective styles. Master Thesis. Iowa: Iowa State University, 2008
- 19 Amichai-Hamburger Y A. Personality characteristics of Wikipedia members. *Cyberpsychol Behav*, 2008, 11: 679–681
- 20 Back M D, Stopfer J M, Vazire S, et al. Facebook profiles reflect actual personality, not self-idealization. *Psychol Sci*, 2010, 21: 372–374
- 21 Gosling S D, Augustine A A, Vazire S, et al. Manifestations of personality in online social network: Self-reported Facebook-related behaviors and observable profile information. *Cyberpsychol Behav Soc Netw*, 2011, 14: 483–488

- 22 Yee N, Harris H, Jabon M, et al. The expression of personality in virtual worlds. *Soc Psychol Personal Sci*, 2011, 2: 5–12
- 23 Qiu L, Lin H, Ramsay J, et al. You are what you tweet: Personality expression and perception on Twitter. *J Res Pers*, 2012, 46: 710–718
- 24 Kosinski M, Stillwell D, Graepel T, et al. Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2013, 110: 5802–5805
- 25 Schwartz H A, Eichstaedt J C, Kern M L, et al. Personality, gender, and age in the language of social media: The open-vocabulary approach. *PLoS One*, 2013, 8: e73791
- 26 Li L, Li A, Hao B, et al. Predicting active users' personality based on microblogging behaviors. *PLoS One*, 2014, 9: e98489
- 27 Chen C. Symptom checklist 90, SCL-90 (in Chinese). *Chin Ment Health J*, 1999(Suppl): 31–35 [陈昌惠. 症状自评量表. 中国心理卫生杂志, 1999(增刊): 31–35]
- 28 Holi M M, Sammallahti R R, Aalberg V A, et al. A Finnish validation study of the SCL-90. *Acta Psychiatr Scand*, 1998, 97: 42–46
- 29 Holi M M, Marttunen M, Aalberg V A. Comparison of the GHQ-36, the GHQ-12 and the SCL-90 as psychiatric screening instruments in the Finnish population. *Nord J Psychiatry*, 2003, 57: 233–238
- 30 Argyriou A, Evgeniou T, Pontil M. Convex multi-task feature learning. *Mach Learn*, 2008, 73: 243–272
- 31 Selfhout M H, Branje S J, Delsing M, et al. Different types of Internet use, depression, and social anxiety: The role of perceived friendship quality. *J Adolesc*, 2009, 32: 819–833
- 32 Lopez S J, Snyder C R. *Positive Psychological Assessment: A Handbook of Models and Measures*. Washington: American Psychological Association, 2003. 411–414
- 33 Ruan S. The relationship among personality, stressful events and emotion. Master Thesis. Beijing: Capital Normal University, 2007 [阮松丽. 人格因素、不同压力事件和情绪之间的关系. 硕士学位论文. 北京: 首都师范大学, 2007]
- 34 Watson D, Clark L A, Tellegen A. Development and validation of brief measures of positive and negative affect: The PANAS scales. *J Pers Soc Psychol*, 1988, 54: 1063–1070
- 35 Ryff C D, Keyes C L M. The structure of psychological well-being revisited. *J Pers Soc Psychol*, 1995, 69: 719–727
- 36 Jin L. The relationship of subjective well-being and psychological well-being. Master Thesis. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2007 [金玲玲. 主观幸福感与心理幸福感的关系研究. 硕士学位论文. 石家庄: 河北师范大学, 2007]
- 37 Gao R, Hao B, Li H, et al. Developing simplified Chinese psychological linguistic analysis dictionary for microblog. In: Imamura K, Usui S, Shirao T, et al., eds. *Brain and Health Informatics: International Conference, BHI 2013, Maebashi, Japan. Proceedings*. Cham: Springer, 2013. 359–368
- 38 Graham J R. Assessing personality and psychopathology with interviews. In: Weiner I B, Graham J R, Naglieri J A. *Handbook of Psychology(Vol.10): Assessment Methods*. Hoboken: John Wiley and Sons, Inc, 2003. 487

Predicting psychological features based on web behavioral data: Mental health status and subjective well-being

LI Ang^{1,2}, HAO BiBo¹, BAI ShuoTian¹& ZHU TingShao^{1,3}

¹*Institute of Psychology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

²*Black Dog Institute, University of New South Wales, Sydney 2031, Australia;*

³*Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*

To improve social harmony and stability, it is essential to acquire public psychological profiles in real time. However, traditional methods of psychological assessment have failed to meet the requirement. This paper proposes a novel method for predicting psychological features based on web behavioral data. Using a microblogging platform, we built predicting models for identifying mental health status and subjective well-being. The correlation between the predicted and actual values of depression can reach 0.41, and the highest correlation on subjective well-being is 0.6. The results indicate an effective overall performance of the established predicting models. This study demonstrates that, based on web data analysis, it is possible to efficiently predict psychological features and to update the predicted outcomes in real time.

web data, psychological computing, mental health status, subjective well-being

doi: 10.1360/N972014-00763