

doi: 10.13241/j.cnki.pmb.2017.01.028

基于支持向量机的民航飞行人员人格选拔分类器的探讨*

肖潇 程珊 孙继成 马进 胡文东[△]

(第四军医大学航空航天医学院医学装备教研室 陕西 西安 710032)

摘要 目的:探究将统计学习方法应用于心理测验所得的大量数据进行学习分析的可行性,并基于探究结果对飞行职业的人格特征进行进一步探索,为飞行人员的选拔及评估提供新的思路。**方法:**从某航空公司随机抽取 1020 名男性被试,其中飞行人员 510 名,非飞行人员 510 名,采用卡特尔 16 项人格测试对其进行测验,施测后对得到的 16 项因子分采用支持向量机就随机划分的训练组和测试组进行学习,分析学习结果。**结果:**挑选出 4 项因子作为分类的特征因子,基于线性支持向量机构建的分类器在交叉验证下的平均正确率为 64%。**结论:**采用 SVM 构建的分类器具有一定的可靠性和有效性。

关键词:民航飞行人员;人格选拔与评估;支持向量机(SVM);卡特尔 16 项人格测试(16PF)

中图分类号:R85 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-6273(2017)01-111-04

A Pilot Study of Assessment of Civilian Pilot Personality based on Support Vector Machine*

XIAO Xiao, CHENG Shan, SUN Ji-cheng, MA Jin, HU Wen-dong[△]

(Department of Medical Equipment, School of Aerospace Medicine, the Fourth Military Medical University, Xi'an, Shaanxi, 710032, China)

ABSTRACT Objective: To explore the feasibility of using statistical learning method to mine the mass data obtained from psychological tests by using the airline employees' 16PF data to construct a classifier based on SVM and expose the distinctive competency characters of civilian pilot, which will provide a new way for the personality selection and evaluation of civilian pilot. **Methods:** 1020 employees, 510 pilots and 510 others, sampled by random were investigated with 16 personality factor questionnaire (16PF). A selection and evaluation system is constructed based on learning the standardized 16 personality factor scores by support vector machine (SVM). **Results:** Four factors are chosen as feature factors, which are emotional stability, sensitivity, abstractedness and perfectionism. The cross-validation error score of the classifier constructed based on linear SVM is 64%. **Conclusion:** Simulation example shows that the proposed method is effective, reliable and practical.

Key words: Civilian Pilot; Personality Selection and Evaluation; Support Vector Machine; 16 personality factor questionnaire

Chinese Library Classification(CLC): R85 **Document code:** A

Article ID: 1673-6273(2017)01-111-04

前言

伴随着航空实践,人们逐步认识到人为因素对于航空事业发展的重要性,不断地对飞行所需的人员能力和人格特征进行探索。到现今,对于飞行能力,大家已经形成一个较为统一概括的认识,并已据此编制测验对飞行人员进行基本能力选拔;对于人格特质,研究者进行了许多研究,虽然认为优秀飞行人员具有积极主动、情绪稳定性高、自信心强、敢于实践等人格特征^[1-3],但结论仍存在分歧,就能否以人格类型作为主要的选拔依据,人格特征能否预测飞行成绩等问题仍存在争论^[4,5]。而在应用当中,飞行人员的心理选拔通常采用选入和淘汰两个标准^[6,9]。在我国,卡特尔 16 项人格测试(16PF)广泛地应用在军航、民航飞

行人员的初步筛选当中,但在选入标准方面,其价值尚待开发。

支持向量机的方法建立在 VC 维理论和结构风险最小化原理基础上,可根据有限的样本信息建立具有较强泛化能力的模型,不需要很多先验知识,是一种数据驱动式的"黑箱"建模方法,与神经网络方法相比,能更好地处理小样本问题^[10]。由于 16PF 测试的 16 项因子的关系多是相关的、非线性的,因此,要有效地描述各因子的得分与人格特征是否适合飞行之间的关系,传统的基于指标之间独立性和线性关系的评价方法并不能凑效,但对训练样本进行自主学习、具有良好鲁棒性的支持向量机的方法在解决这类问题上有较好的效果^[11,12]。大量数据的积累,支持向量机方法在理论和应用方面的巨大发展,为探索飞行职业对人格特征的需求以及人格测验在飞行选拔中的

* 基金项目:国家自然科学基金项目(U1333101)

作者简介:肖潇(1988-),硕士研究生,电话:18628951173, E-mail: scxtyy@126.com

[△] 通讯作者:胡文东,研究员,博士研究生导师, E-mail: huwend@fmmu.edu.cn

(收稿日期:2016-05-16 接受日期:2016-06-11)

应用等课题提供了良好的契机。

1 数据收集

1.1 测试对象

数据来源于国内两家航空公司在职男性员工的心理测试, 共计 1020 人次, 所有受试者身体、心理健康, 无器质性疾, 无心理障碍。年龄 30.9 ± 6.4 岁, 学历均为大专及以上学历。测试数据中飞行人员 510 名, 平均年龄 31.5 ± 7.75 岁, 学历均为本科及以上, 非飞行人员(含安全员、空乘、地面人员)510 名, 平均年龄 32.3 ± 7.03 岁, 学历均为大专及以上学历。

为使飞行人员这一分类具有代表性, 研究排除了飞行学员的数据。测试对象中的飞行人员均为在飞(含机长), 具有商业驾驶员执照, 故可以认为其人格特质具有代表性。

1.2 测试工具和数据收集

本研究中所使用的数据通过采用平板心理测评仪上的卡特尔 16 项人格测试, 让参试者在安静无干扰的环境下进行测试而得到。

卡特尔 16PF 测验由美国伊利诺州立大学人格及能力研究所雷蒙德·卡特尔教授从描述人类个性特点的词汇中提取 42 种表面特质, 后通过因素分析发现 16 种根源特质而编制。该测验广泛应用在人事测评中, 为人事安置、调整和合理利用人力资源提供建议^[3]。本研究所采用的 16PF 测试为经科室翻译修订后的中文版本, 常模采用成人标准。

2 基于支持向量机的飞行人员人格特质评价方法

2.1 基于支持向量机的飞行人员人格特质评价思路

基于支持向量机的飞行人员人格特质评价总体思路为: 对收集到的数据进行预处理后, 根据文献回顾和数据分析挑选特征, 将挑选的因子作为特征向量, 将是 / 否是飞行人员作为目标向量, 导入支持向量机, 多次随机划分为训练集和测试集进行交叉验证。在对样本的交叉验证中, 通过挑选一个合适的核函数、一个不敏感的损失函数来优化模型的自适应性能, 最终得到稳定的支持向量机; 最后, 如需对测试人员的人格特征是否适合飞行进行评价, 只需将待评价的对象输入已经训练好的模型中, 即可得到评价结果。

2.2 数据的初步分析与特征挑选

采用 python 中开源库 pandas, sklearn 对测验所获得的数据进行清理、标准化, 分为飞行人员(0), 非飞人员(1)两个分类。为对分类器的构建中核函数的选择、特征的选取等进行指导, 对整理后的数据进行描述性统计分析, 发现: 被试的情绪稳

定性(emotional stability)、忧虑性(apprehension)、怀疑性(vigilance)、紧张性(tension)呈偏态分布, 其余因子呈正态分布, 不存在两个因子之间可以明显的划分出不同的类别。

16 个因子之间相关关系及各因子与飞行员 / 非飞行员的分类之间的相关关系如下图 1、所示(两个因子对应的方格颜色深度代表相关的强弱, 红色代表正相关, 蓝色代表负相关)。

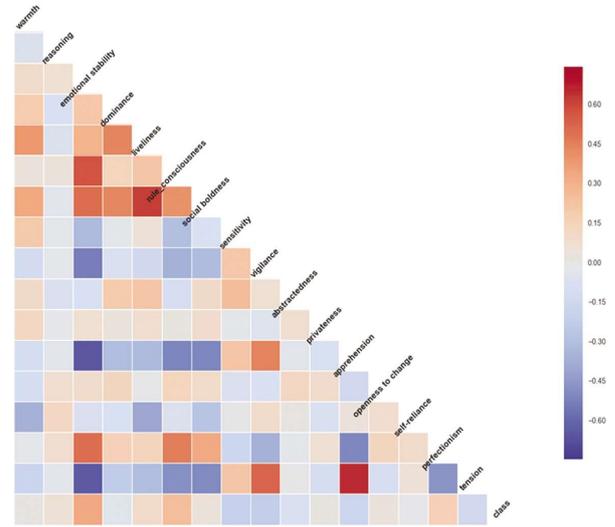


图 1 16 个因子之间的相关关系图

Fig.1 Correlation Matrix of the 16 Factors

Note: The color map uses red to indicate positive correlation and blue to indicate negative. While the deeper the color is, the higher the correlation is.

通过分析, 可以发现 16 个因子与飞行员 / 非飞行员之间不存在强相关, 各个因子在对飞行员 / 非飞行员进行预测上不存在单一因子具有丰富的信息量。情绪稳定性(emotional stability)和忧虑性(apprehension)、怀疑性(vigilance)、紧张性(tension)之间分别存在较强负相关, 和有恒性(rule consciousness)之间存在较强正相关, 忧虑性(apprehension)与紧张性(tension)之间存在较强正相关, "兴奋性"和"敢为性"之间存在较强正相关。这和这些因子的构念是相一致的。但是, 这意味着在分类器的构建当中, 有一些因子是带有冗余信息的。特征选取应去掉部分因子。

采用 sklearn.feature_selection 模块中单变量特征选择中的 f_classif 对飞行员 / 非飞行员的各因子进行方差分析, 计算 F 值及 p- 值。将各因子的 p- 值转化为 $-\log(p\text{-值})$ 除以最大的 $-\log(p\text{-值})$, 作为衡量因子区分度的指标, 各因子的方差分析结果如表 1:

表 1 飞行员 / 非飞行员间各因子方差分析结果

Table 1 ANOVA for 16 Factors between Pilot and Non-pilot

Factors	F-value	p-value	$-\log(p\text{-value})/\max(-\log(p\text{-value}))$
Warmth	1.10	0.29	0.02
Reasoning	4.31	<0.05*	0.05
Emotional stability	120.88	<0.01**	1
Dominance	1.17	0.28	0.02
Liveliness	12.53	<0.01**	0.13

Rule consciousness	70.81	<0.01**	0.61
Social boldness	2.35	0.13	0.03
Sensitivity	35.78	<0.01**	0.32
Vigilance	52.46	<0.01**	0.43
Abstractedness	2.88	0.09	0.47
Privateness	0.05	0.82	0.04
Apprehension	25.25	<0.01**	0.24
Openness to change	1.46	0.23	0.02
Self-reliance	0.32	0.57	0.01
Perfectionism	26.49	<0.01**	0.25
Tension	19.64	<0.01**	0.19

Note: * for p-value<0.05 and ** for p-value<0.01. 9 factors are significant, which are reasoning, emotional stability, liveliness, rule consciousness, sensitivity, vigilance, apprehension, perfectionism and tension.

结合 p-values, 因子聪慧性(reasoning), 情绪稳定性(emotional stability), 兴奋性(liveliness), 有恒性(rule consciousness), 敏感性(sensitivity), 怀疑性(vigilance), 忧虑性(apprehension), 自律性(perfectionism), 紧张性(tension)在飞行员与非飞行员之间差异显著。结合文献我们与之前的相关性分析^[14-16], 我们选择情绪稳定性(emotional stability), 敏感性(sensitivity), 幻想性(abstractedness), 自律性(perfectionism) 4 个因子作为特征。

2.3 基于支持向量机的飞行人员人格特质评价方法的构建

机器学习构建分类器的方法众多, 按照 Andreas Müller 和 sklearn 团队的建议, 本研究要预测一个类别, 并且已经有了分类, 可以选择支持向量机进行分类器构建。

研究采用 python 的开源机器学习库 sklearn 中 SVC 建立分类器, 通过交叉配对检验 (cross-validation) 将数据多次随机划分为训练集和测试集进行交叉验证, 训练集大小为从样本量

的 1% 增至 90%, 根据各分类器交叉验证的结果绘制训练分数和验证分数的学习曲线, 以检验分类器的效果进行分类器的比对。在支持向量机的优化当中, 在核函数选定的情况下, 通过机器自动对分类器的正则化进行调整。

研究最后发现: (1) 采用线性 SVM 模型, 通过正则化, 训练分数与验证分数的拟合程度可以接受, 准确率为 64%。训练分数和验证分数的学习曲线如图 2(左); (2) 选用径向基 (RBF) 函数作为模型的函数, 通过交叉验证法确定惩罚参数和核参数。最后确定惩罚参数 C=1.0, 核函数 k=1.0 时误差最小, 此时的非线性 SVM 模型为最优。如图 2(右) 所示, 此时验证分数准确率为 82%, 但训练分数和验证分数的学习曲线显示在该模型中训练分数出现过度拟合; (3) 采用逻辑回归函数和多项式函数均发现结果不如线性 SVM 模型理想。

所以考虑选取(1)中的线性 SVM 模型。

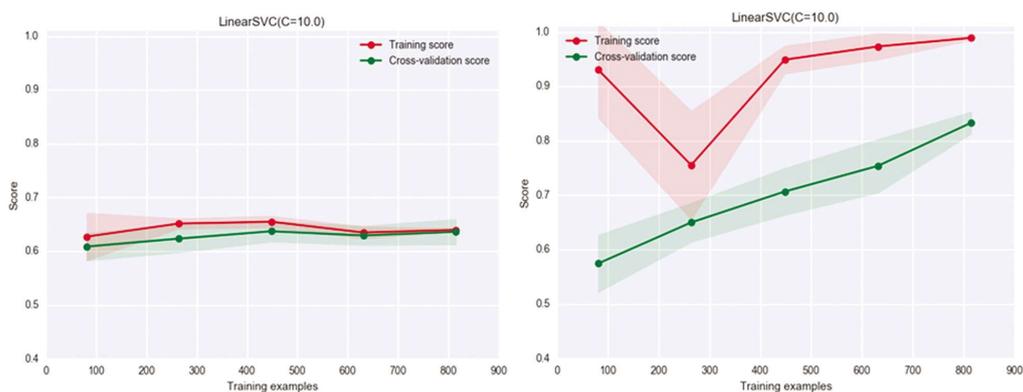


图 2 线性 SVM 模型与 RBF 非线性 SVM 模型最佳拟合学习曲线

Fig.2 Best Test and Train Curves of the linear SVM Model and the RBF SVM Model

Note: These plots show the test curve with red color and the train curve with green color. The horizontal axis indicates the scale of the training samples. The vertical axis indicates the average training scores corresponding to the scale of the training samples.

3 讨论

本研究采用机器学习的方法, 通过数据收集、特征选取, 尝试建立了一种基于支持向量机对招飞选拔中的 16PF 人格测试进行评估的方法, 以探索 16PF 测试在飞行人员选拔当中的选

入价值。虽然样本量还较小, 但通过对现有数据的分析评价, 显示了采用支持向量机进行评估的准确性和合理性。

通过特征选取, 研究发现 16 项因子当中, 聪慧性(reasoning), 情绪稳定性(emotional stability), 兴奋性(liveliness), 有恒性(rule consciousness), 敏感性(sensitivity), 怀疑性(vigilance), 忧

虑性(apprehension),自律性(perfectionism),紧张性(tension)在飞行员与非飞行员之间差异显著。由于本研究所纳入的飞行员为已经具有商业驾驶员执照并且具有较长飞行小时数的飞行人员,故可以认为对应的人格特质是飞行员较非飞行人员突出的人格特质。排除相关性后,得到高情绪稳定性(emotional stability),低敏感性(sensitivity),低幻想性(abstractedness),高自律性(perfectionism) 4个因子,与文献中所认为的情绪稳定性、尽责性、自信心等是各类飞行人员工作表现关系最密切的因素相一致^[7]。

基于所选取的特征,研究建立了基于支持向量机的评估方法。该方法在选拔飞行员过程中对 16PF 人格测试进行评价方面具有以下优点:首先,该方法可以进一步发挥人格测试在飞行人员选拔中的选入作用,在评价中避免人为因素的影响,避免了过去人为确定选入标准的问题;其次,16PF 测试各因子与是否适合飞行的评价之间是非线性关联关系,支持向量机的方法可以更好地处理非线性关联关系,使评价更真实准确;再次,支持向量机的评价方法鲁棒性较强,考虑到人格选拔评估的特殊性,研究中建立在一定训练样本基础上的模型已经具有一定的泛化能力;最后,评价方法具有较强的自学习、自适应能力,可以根据需要很方便的进行调整。

但需要注意的是,支持向量机模型的学习性能和泛化能力受到学习的样本数量和质量的较大影响。低质量或者数量过少的训练样本会使得评估结果的系统误差较大。因此,模型的训练过程非常重要。本研究中,所采用的样本量还较小,特别是在飞行人员的数量方面还存在不足,在飞行人员的选取上标准还不够高,这就导致了所建立的评价模型的性能还可以进一步的提高。

尽管本研究只是将机器学习算法应用于人员选拔中人格测试数据分析、评价的尝试,但该方法已经展现出一定的优势,提供了一条值得探索的路径。在国外的研究中,已经可以通过机器学习的算法分析个体在社交网站上的活动来分析个体的人格特征^[18-20]。在大数据背景下,机器学习的算法在人格剖析和测试中有着广泛的应用前景。

参考文献(References)

- [1] Walters LC, Miller MR, Ree MJ. Structure interviews for pilot selection: no incremental validity[J]. *International Journal of Aviation Psychology*, 1993, 3(1): 25-38
- [2] Campbell JS, Ruiz MA, Moore JL. Five-factor model facet characteristics of non-aeronautically adaptable military aviator [J]. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 2010, 81: 864-868
- [3] King RE, Barto E, Ree MJ, et al. Compilation of pilot personality norms[M]. U.S: Wright-Patterson AFB, 2011
- [4] 宋华淼, 杨柳, 刘庆峰, 等. 航空航天心理学 [M]. 西安: 第四军医大学出版社, 2013
Song Hua-miao, Yang Liu, Liu Qing-feng, et al. *Aerospace Medicine Books*[M]. Xi'an: Fourth Military Medical University Press, 2013
- [5] Martinussen, Hunter. *Aviation Psychology and Human Factors* [M]. New York: CRC, 2010
- [6] Raymond E. King. Personality (and psychopathology) assessment in the selection of pilots[J]. *International Journal of Aviation Psychology*, 2014, 24(1): 61-73
- [7] Hinnerk Eißfeldt. Commentary on the article by King: select in/ select out-what aviation psychology offers for pilot selection[J]. *International Journal of Aviation Psychology*, 2015, 24(1): 78-81
- [8] Campbell JS, Castaneda M, Pulos S. Meta-analysis of personality assessments as predictors of military aviation training success [J]. *International Journal of Aviation Psychology*, 2010, 20: 92-109
- [9] Jones DR, Marsh RW. Psychiatric considerations in military aerospace medicine[J]. *Aviation Space Environ Med*, 2001, 72(2): 129-135
- [10] 李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012
Li Hang. *Statistical Learning*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012
- [11] 张水波, 康飞, 李祥飞, 等. 基于支持向量机的建设工程项目经理胜任力评价[J]. *中国软科学*, 2013, (11): 83-90
Zhang Shui-bo, Kang Fei, Li Xiang-fei, et al. An assessment of project managers' competency based on support vector machine[J]. *China Soft Science*, 2013, 11:83-90
- [12] 吴伟伟. 基于技术生命周期的企业技术管理能力评价研究 [J]. *科学学与科学技术管理*, 2012, 33(5): 115-121
Wu Wei-wei. Assessment on technology management capability based on technology life cycle [J]. *Science of Science and Management of S.&T*, 2012, 33(5): 115-121
- [13] Heather Cattell, James M, Schuerger. *Essentials of 16PF Assessment* [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2004
- [14] 苗丹民, 王京生, 肖玮, 等. 飞行学员情绪稳定性评定效标的验证性因子分析模型比较[J]. *航天医学与医学工程*, 2004, (2): 103-106
Miao Dan-min, Wang Jing-sheng, Xiao Wei, et al. Models of confirmatory factor analysis of emotional stability criteria of flying students [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2004, 2: 103-106
- [15] Borella P, Bargellini A, Rovesti S. Emotional stability, anxiety, and natural killer activity under examination stress [J]. *Psychoneuroendocrinology*, 1999, 24(6): 13-27
- [16] 张其吉, 王芳琳, 白延强. 飞行员个性的研究 [J]. *航天医学与医学工程*, 1996, 9(2): 91-96
Zhang Qi-ji, Wang Fan-lin, Bai Yan-qiang. Investigation on personality of pilots [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 1996, 9(2): 91-96
- [17] Harss C, Kastner M, Beerman L. The impact of personality and task characteristics on stress and strain during helicopter flight[J]. *International Journal of Aviation Psychology*, 1991, 1(4): 301-318
- [18] Wu Youyou, Michal Kosinski. Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans[J]. *PNAS*, 2015, 112(4): 1036-1040
- [19] Ana Carolina, Lima Leandro, Nunes de Castro. A multi-label, semi-supervised classification approach applied to personality prediction in social media[J]. *Neural Networks*, 2014, 58: 122-130
- [20] Azar Eftekhari, Chris Fullwood, Neil Morris. Capturing personality from Facebook photos and photo related activities: How much exposure you need?[J]. *Computers in Human Behavior*, 2014, 37: 162-170