

潜在剖面分析在区分抑郁情绪患者的应用^{*}

刘文¹, 谢珠斌², 陈玲丽³, 汪招霞¹, 阳碧云¹

(1. 湖南第一师范学院教育科学系, 长沙 410205; 2. 浙江省温州医学院心理学系, 温州 325035;
3. 国防科技大学人文与社会科学学院, 长沙 410074)

摘要: 目的: 使用情绪启动的研究范式, 探讨情绪启动对抑郁情绪患者的分类效果。方法: 抽取 35 名抑郁情绪患者和 35 名正常被试, 分别完成 6 种条件的实验任务, 采用潜在剖面分析和 logistic 回归分析, 分析 6 种条件对两组被试的分类结果。结果: 两组被试在 6 种条件下对人脸表情判断的正确数和反应时存在显著差异, 抑郁患者的反应时间明显延长, 识别的正确数比正常被试少, 潜在剖面分析的结果与真实结果具有较高的一致性。结论: 潜在剖面分析能较好地区分正常组与抑郁组患者, 为鉴别正常人与抑郁情绪患者提供新的途径。

关键词: 潜在剖面分析; logistic 回归; 抑郁; 情绪启动

中图分类号: B848

文献标识码: A

文章编号: 1003 - 5184(2014)01 - 0090 - 05

1 引言

在近二十年的心理学研究中, 潜变量模型在心理学研究中的地位越来越重要, 发表的成果也越来越多。根据潜变量和观测变量是类别变量还是连续变量, 可以把潜变量模型区分为潜在类别分析、潜在剖面分析(Latent Profile Analysis, LPA)、潜在特质分析和因素分析四种潜在变量模型(邱皓政, 2008)。相对于潜在特质分析和因素分析, 潜在类别分析和潜在剖面分析的研究相对较少, 特别是潜在剖面分析的研究更少, 目前国内在这方面的研究还未查到, 该研究旨在抛砖引玉, 让更多的国内学者了解潜在剖面分析技术。而潜在剖面分析主要是针对潜在变量为类别变量, 外显变量为连续变量的潜变量模型, 通过潜在剖面分析, 可以对类别变量进行分类。

潜在剖面分析的数学模型如下:

$$\begin{aligned} n &= n_1 + n_2 + \cdots + n_q, \\ m_j &= n_1 X_{1j} + n_2 X_{2j} + \cdots + n_q X_{qj}, \\ m_{jk} &= n_1 X_{1j} X_{1k} + n_2 X_{2j} X_{2k} + \cdots + n_q X_{qj} X_{qk}, \\ m_{jkl} &= n_1 X_{1j} X_{1k} X_{1l} + n_2 X_{2j} X_{2k} X_{2l} + \cdots + n_q X_{qj} X_{qk} X_{ql}, \\ etc. \end{aligned}$$

上述公式中, n 表示整个样本的人数; q 表示相互排斥的、详尽的子群体(潜在的群体), 总群体被分为 q 群; n_i 表示潜在类别 1 的人数; m_j 表示测验 j 的得分之和, m_{jk} 表示测验 j 和测验 k 得分的乘积之

和。等号左边的 m 称为样本积距, 等号右边称为子群体的积距(Gibson, 1959)。

有研究者曾经应用潜在剖面分析对进食障碍的类型进行分析(Wade, Crosby, & Martin, 2006)。还有研究者应用潜在剖面分析对学生的成就目标定向进行分析(Pastora, Barrona, Millera, & Davisb, 2007)。Damholdt 等使用潜在剖面分析方法对帕金森氏症临床异质性的研究结果表明, 根据运动症状、疾病进展和认知变量进行的潜在剖面分析可以把帕金森氏症区分为三组: 发病年龄较轻且轻度运动障碍组、中度运动障碍组、年龄大且起病急组, 这三组的区分是有效的(Damholdt, Shevlin, Borghammer, Larsen & stergaard, 2012)。Ostrander 等采用潜在剖面分析对 ADHD 儿童精神病理学模式进行探讨, 一共区分了 6 种 ADHD 的类型(Ostrander, Herman, Sikorski, Mascendaro, & Lambert, 2008)。从上述相关潜在剖面分析的研究可以看到, 国外已经有研究者把潜在剖面分析应用于实际研究中, 而国内在这方面的研究却尚未查到。

事实上, 潜在剖面分析(LPA)可能比传统的根据观察到案例之间距离的聚类分析更合适确定组别(Armour1, Elkliit, & Shevlin, 2011)。另外, Pruchno 等对成功的年龄进行研究, 采用潜在剖面分析与多

* 基金项目: 湖南省哲学社会科学基金项目(12YBA084), 湖南省教育科学“十二五”规划 2012 年度大中专学生就业创业研究专项(XJK012BJC029), 湖南第一师范学院课题项目(XYS11S44), 湖南第一师范学院重点建设学科项目。

通讯作者: 陈玲丽, E-mail: 88lingli@sina.com。

项分类 Logistic 回归分析方法对人们成功的年龄进行分组(成功包括客观成功与主观成功),第一次潜在剖面分析采用 8 个客观成功的指标作为因变量,结果为成功组样本正确预测率为 99.5%,不成功组样本正确预测率为 97.7%;第二次潜在剖面分析采用 3 个主观成功的指标作为因变量,结果为成功组预测正确率为 97.2%,不成功组分类正确率为 91.3%;而采用多项分类 Logistic 回归分析总的预测正确率为 75.3% (Pruchno,Wilson-Genderson,et al.,2010)。由此可见潜在剖面分析在预测上有很大的优势。

心理学的相关研究发现,当实验中启动刺激和探测刺激具有相同的情绪色彩时,被试的反应与控制条件相比会有差异,人们称之为情绪启动。抑郁患者的主要特点是兴趣减低、心境低落、悲观、思维迟缓。为探讨情绪启动对抑郁情绪患者的分类效果,采用情绪启动的研究范式进行实验设计,数据分析采用潜在剖面分析和 logistic 回归,分析情绪启动对抑郁的分类效果。

在国内外已发表的研究报告中,对于情绪启动的概念有四种界定方式(De Houwer & Randell,2002; Murphy & Zajonc,1993)。在情绪启动的界定中,为较多的人所接受的是启动刺激易化(抑制)随后出现的性质一致(不一致)的目标刺激的反应(Bower &Forgas,2000)。在情绪启动的研究中,启动刺激是研究者所关注的研究对象,杨丽珠等人的研究发现,以图片的启动刺激的启动效应比文字为启动刺激的启动效应更大(蒋重清,杨丽珠,2005;杨丽珠,蒋重清,刘颖,2005)。在对启动刺激与靶刺激之间的时间间隔的研究中,Herman 等人的研究指出 150ms 左右是情绪启动效应高峰时段,之后逐渐减少(Spruyt,Hermans,de Houwer,& Eelen,2002)。前人的研究为该研究采用图片刺激和间隔时间(150ms)提供借鉴。

在研究中主要是采用潜变量分析中的潜在剖面分析技术,探讨情绪启动对抑郁患者的分类效果,以期在推动潜在剖面分析的研究方面起到抛砖引玉的作用。

2 研究方法

2.1 研究对象

从某市 4 所医院的门诊和住院病人中,抽取经 2 名医生诊断为抑郁情绪的患者 35 人,同时使用抑郁自评量表(SDS)进行筛查,得分大于临界标准。

实验中反应时间短于 200ms 或长于 2000ms 的数据,即使被试反应正确也被当作错误的反应而不进入平均反应时的分析(蚁金瑶,钟明天,凌宇,罗英姿,姚树桥,2007)。平均年龄 27.62 岁。

从在校大学生中随机挑选出 35 人,通过抑郁自评量表(SDS)筛查,属于心理健康人群。平均年龄 21.54 岁。

2.2 研究工具

2.2.1 抑郁自评量表

由张(W K. Zung)于 1965 年编制抑郁自评量表(SDS),分半信度为 0.92(汪向东,1999)。

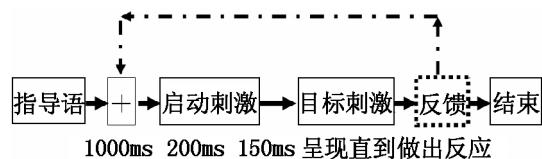
2.2.2 情绪启动实验材料

根据图片的愉悦度得分,从罗跃嘉等人编制的中国情绪图片系统中共筛选出 50 张正性图片(愉悦度 > 7.0)、50 张负性图片(愉悦度 < 3.0)、20 张中性图片(愉悦度 4~6)作为刺激材料。用 photo-shop7.0 对这些图片进行处理,统一分辨率为 100 象素/英寸,尺寸为 11×8cm²。

将三类图片随机配对,最终获得 6 种配对类型(正性-正性、负性-负性、正性-负性-正性、中性-正性、中性-负性),最终作为 6 种实验条件 6 种实验条件随机出现。

2.3 实验程序

所有的刺激材料均通过 E-Prime1.1 软件在电脑屏幕呈现,图片位于屏幕上方,下方为部分指导语,被试距离屏幕约 0.6 米。要求被试尽快地通过按键对图片的表情做出辨别。如图 1 所示,在每个实验任务中,先呈现一个固定点(+) 1000ms,表情图片紧跟着呈现,直至受试者对图片的表情做出辨别。如图 1 所示,在每个实验任务中,先呈现一个固定点(+) 1000ms,启动图片紧跟着呈现 200ms 后消失,间隔 150ms 目标图片出现,目标图片呈现直至被试作出正、负性的判断。



注:仅在练习实验中对被试每次判断结果给予反馈。

图 1 情绪启动实验任务示意图

2.4 统计方法

采用 SPSS15.0 进行 t 检验和 logistic 回归分析,使用 Mplus3.0 进行潜在剖面分析。

3 研究结果

3.1 t 检验结果

根据蚁金瑶等(2007)的标准,对大于 2000ms

的反应时数据当做缺失处理。对 6 种条件下两组被试的反应时检验结果见表 1。

表 1 两组被试在 6 种条件下的反应时 t 检验结果(ms)

实验条件	组别	M	SD	t	Cohen d
条件 1 反应时(正 - 正)	抑郁组	1192.36	292.39	5.649***	0.354
	正常组	827.71	206.53		
条件 2 反应时(正 - 负)	抑郁组	1292.16	280.19	6.414***	0.416
	正常组	901.47	187.40		
条件 3 反应时(负 - 正)	抑郁组	1281.77	323.08	5.770***	0.367
	正常组	878.47	212.22		
条件 4 反应时(负 - 负)	抑郁组	1305.13	256.61	8.227***	0.522
	正常组	850.91	184.18		
条件 5 反应时(中 - 正)	抑郁组	1261.23	287.84	6.771***	0.444
	正常组	839.85	188.55		
条件 6 反应时(中 - 负)	抑郁组	1295.23	272.94	7.684***	0.488
	正常组	855.07	183.13		

从表 1 可以看出,在 6 种实验条件下,抑郁患者
的反应时明显比正常人延长($p < 0.001$)。

6 种条件下两组被试的正确数检验结果见表 2。

表 2 两组被试在 6 种条件下的正确数 t 检验结果(ms)

实验条件	组别	M	SD	t	Cohen d
条件 1 正确数(正 - 正)	抑郁组	5.69	2.07	-5.620***	0.378
	正常组	7.89	0.40		
条件 2 正确数(正 - 负)	抑郁组	5.28	2.22	-5.216***	0.334
	正常组	7.57	0.92		
条件 3 正确数(负 - 正)	抑郁组	5.55	2.38	-4.151***	0.241
	正常组	7.51	0.98		
条件 4 正确数(负 - 负)	抑郁组	5.66	2.57	-3.675***	0.202
	正常组	7.49	0.85		
条件 5 正确数(中 - 正)	抑郁组	5.52	2.18	-5.376***	0.356
	正常组	7.74	0.51		
条件 6 正确数(中 - 负)	抑郁组	5.31	2.21	-4.968***	0.309
	正常组	7.54	1.09		

从表 2 可以看出,在 6 种实验条件下,抑郁患者
对图片性质的判断的正确数明显比正常人少($p < 0.001$)。

3.2 Logistic 回归分析

从上述 t 检验结果可以看出,抑郁患者与正常
人在反应时和正确数上存在显著差别,为了探明抑
郁患者与正常人在哪些条件下的反应时与正确数能
够区分其属于哪一组,进行了 logistic 回归分析。在
logistic 回归分析的结果变量中,正常组编码为 0,抑
郁组编码为 1。由于预测变量共 12 个(6 种条件的
反应时与 6 种条件的正确数),因此使用 Forward:
Wald 方法筛选重要的预测变量。最后保留 2 个预

测变量在回归方程中,具体分析结果见表 3。

表 3 6 种条件的反应时与正确数 logistic 回归分析结果

	预测		正确百分 比(%)
	正常	抑郁	
实际	正常	32	91.4
	抑郁	3	89.7
总预测正确百分比			90.6

从表 3 可以看出,利用 6 种条件的反应时与正
确数预测被试属于哪一组的总预测正确百分比为
90.6%,预测的准确性较高。在 logistic 回归方程中
保留的变量见表 4。

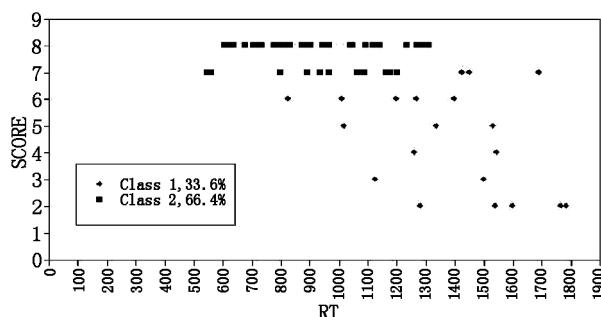
表4 logistic 回归分析保留在回归方程中的变量

变量	B	S.E.	Wald	df	p	Exp(B)
条件4 反应时(负-负)	0.009	0.003	10.839	1	0.001	1.009
条件5 正确数(中-正)	-1.318	0.587	5.034	1	0.025	0.268
Constant	0.299	4.720	0.004	1	0.950	1.348

从表4可以看出6种条件的反应时只有条件4(负-负)的保留在回归方程中6种条件的正确数,只有条件5(中-正)的正确数保留在回归方程中。

3.3 潜在剖面分析

为了验证logistic回归分析中保留的两个变量对被试进行区分的准确性,采用潜在剖面分析。根据条件4反应时(负-负)和条件5正确数(中-正)这两个变量在Mplus进行潜在剖面分析,分析结果见图2。



(注:横轴X为反应时(ms),纵轴Y为正确分, class1 表示判断为抑郁组, class2 表示判断为正常组)

图2 潜在剖面分析结果的散点图

根据潜在剖面的分析结果与被试的原始类别整理后的结果见表5。

表5 潜在剖面分析结果与原始类别的四格表

	潜变量分类		总和
	抑郁	正常	
真实类别	抑郁	19	10
	正常	1	34
总和	20	44	64

从表5中可知,使用两个变量进行潜在剖面分析,其分类正确率为 $(19+34)/64 = 82.81\%$ 。根据潜在剖面分析判断的结果与被试的真实结果(见表5)进行关联性分析,计算得到的卡方为 $28.98(p < 0.001)$,Phi系数为 $0.67(p < 0.001)$,这表明原始分类与潜在剖面分析的结果具有较高的关联性。这从另外一个侧面说明了条件4反应时(负-负)和条件5正确数(中-正)对区分抑郁患者和正常人的重要性。

4 讨论与结论

情绪启动是研究无意识情绪加工的有效手段,通过情绪启动可以探讨情绪与认知,以及社会认知

等领域的相关问题(陈满琪,方平,姜媛,2007)。研究中通过设置启动刺激和靶刺激的不同性质,研究抑郁患者的情绪启动特点,通过对比分析,抑郁患者在6种条件下的反应时和正确数都比正常人差,表明6种条件对于判断两组被试的差异都是可行的,但究竟哪种情况更能解释这两组被试的差异,研究者进一步通过logistic分析,最后得到在6种条件的反应时中,只有条件4反应时(负-负)保留在回归方程中,在6种条件的正确数中,只有条件5正确数(中-正)保留在回归方程中。即条件4反应时(负-负)和条件5正确数(中-正)这两个变量能较好分类该个案是否为抑郁情绪患者,究其原因,针对条件4反应时(负-负)在抑郁组较长,表明抑郁情绪患者处于负性情绪状态下,其内心希望能够好转,走出抑郁状态,这种想法来源于无意识的加工特点,因此当启动刺激为负性时,他们希望目标刺激不是负性的,而当目标刺激为负性时,反应时会延长,这种情况在正常组没有发现。针对条件4条件5正确数(中-正)在抑郁组较少,其原因可能是抑郁情绪患者的思维方式存在一些偏差,即在他们的经验中,在中性状态下较可能会转换到负性状态,而在速度与准确性平衡时,就容易判断错误,导致正确数减少。

潜在剖面分析是探讨潜在的分类变量与连续观测变量关系的方法(邱皓政,2008),研究中通过潜在剖面分析,进一步验证了条件4反应时(负-负)和条件5正确数(中-正)这两个变量对于区分抑郁情绪患者和对照组的有效性,通过潜在剖面分析的散点图可以看到,潜变量的两个类别基本能够区分图中的散点分布。研究中通过对潜变量进行分类得到的结果与实际数据进行验证,寻找两种结果的关联,结果显示实际分类结果和潜在剖面分析的结果关联程度高,表明作为分类的指标是有用、可行的。Logistic回归分析和潜在剖面分析分别从不同的角度对于同一个问题的回答,进行相互佐证,潜在剖面分析为鉴别正常人与抑郁情绪患者提供新的途径。但是,由于在研究中潜在剖面分析预测的正确率为82.81%,比logistic回归分析的正确百分比为90.6%低,与Pruchno等的研究结果不太相同(Pruchno,Wilson-Genderson,et al.,2010),今后需要更多相关研究支持。

潜在剖面分析作为潜变量分类的方法,在临床

上已经有一些应用,例如 Armourl 等对创伤后应激障碍的分类(Armourl et al. 2011)、Damholdt 等对帕金森病人的分类(Damholdt, Shevlin, et al., 2012)等。而对于潜在剖面分析在抑郁情绪患者与正常人的区分方面,为抑郁情绪的研究提供了新的视角,通常认为抑郁情绪患者的主要特征是对任何事情都不感兴趣,这仅仅是事物的表面现象,还有更深层的原因需要挖掘,而研究中采用潜在剖面分析方法对抑郁情绪患者和正常人在情绪启动的潜在分类,也能对这两个群体进行较好地区分,为抑郁的研究提供新思路。

参考文献

- 陈满琪,方平,姜媛。(2007).情绪启动研究新进展.心理科学,30(2),508-511.
- 蒋重清,杨丽珠。(2005).情绪启动研究.心理科学,28(2),321-323.
- 邱皓政。(2008).潜在类别模型的原理与技术.北京:教育科学出版社.
- 汪向东。(1999).心理卫生评定量表手册.北京:中国心理卫生杂志社.
- 杨丽珠,蒋重清,刘颖。(2005).阈下情绪启动效应和 stroop 效应之对比实验研究.心理科学,28(4),784-787.
- 蚁金瑶,钟明天,凌宇,罗英姿,姚树桥。(2007).情绪启动效应的时程特征.中国行为医学科学,16(3),258-260.
- Armourl, C., Elkli, A., & Shevlin, M. (2011). Attachment typologies and posttraumatic stress disorder(ptsd), depression and anxiety: a latent profile analysis approach. European Journal of Psychotraumatology, 20(2), 6018 - 6027.
- Bower, G. H. &Forgas J. P. (2000). Affect, memory, and social cognition. In E. Eich, G. H. Bower, et al. (Eds.) *Cognition & emotion*(pp. 87 - 168). New York: Oxford University Press.
- De Houwer, J. & Randell, T. (2002). Attention to primes modulates affective priming of pronunciation responses. *Experimental Psychology*, 49(3), 163 - 170.
- Damholdt, M. F., Shevlin, M., Borghammer, P., Larsen, L., & Stergaard, K. (2012). Clinical heterogeneity in parkinson's disease revisited: a latent profile analysis. *Acta Neurologica Scandinavica*, 125(5), 311 - 318.
- Gibson, W. A. (1959). Three multivariate models: factor analysis, latent structure analysis, and latent profile analysis. *Psychometrika*, 24(3), 229 - 252.
- Murphy, S. T., & Zajonc, R. B. (1993). Affect, cognition, and awareness: affective priming with optimal and suboptimal stimulus exposures. *Journal of Personality and Social Psychology*, 64(5), 723 - 739.
- Ostrander, R., Herman, K., Sikorski, J., Masicampo, P., & Lambert, S. (2008). Patterns of psychopathology in children with adhd: a latent profile analysis. *Journal of Clinical Child and Adolescent Psychology*, 37(4), 833 - 847.
- Pastora, D. A., Barrona, K. E., Millera, B. J., & Davis, S. L. (2007). A latent profile analysis of college students' achievement goal orientation. *Contemporary Educational Psychology*, 32(1), 8 - 47.
- Spruyt, A., Hermans, D., de Houwer, J., & Eelen, P. (2002). On the nature of the affective priming effect: affective priming of naming responses. *Social Cognition*, 20(3), 227 - 256.
- Wade, T. D., Crosby, R. D., & Martin, N. G. (2006). Use of latent profile analysis to identify eating disorder phenotypes in an adult australian twin cohort. *Arch Gen Psychiatry*, 63, 1377 - 1384.

Application of Latent Profile Analysis in Distinguish Depressive Patients

Liu Wen¹, Xie Zhubin², Chen Lingli³, Wang Zhaoxia¹, Yang Biyun¹

(1. Department of Educational Science, Hunan First Normal University, Changsha 410205;

2. Department of Psychology, Wenzhou Medical College, Wenzhou 325035;

3. School of Humanities and Social Sciences, National University of Defence Technology, Changsha 410074)

Abstract: Objective: To explore emotional priming predicts depression patients using emotional priming paradigm. Method: 35 depression patients and 35 normal subjects completed 6 kinds of conditions of the experimental task, using the latent profile analysis and logistic regression analysis analyze six kinds of conditions data. Result: There are significant differences on correct number and response time in six conditions, the reaction time of depression patients, latent profile analysis can predict real results with high consistency. Conclusion: Latent profile analysis can distinguish the normal group and the depression group patients very well, it provide a new approach for the identification of normal subjects and patients with depression.

Key words: latent profile analysis; logistic regression; depression; emotional priming