

• 综 述 •

群组轨迹模型在护理中的应用进展

林颖露, 张华芳

(浙江大学医学院附属第四医院 护理部, 浙江 义乌 322000)

随着人口老龄化进程的加快和慢病管理负担的加重,我国护理事业正面临着护理人力资源短缺和慢病管理效能低下等挑战^[1]。《全国护理事业发展规划(2021—2025年)》^[2]指出,信息化技术的发展为解决上述挑战提供了契机,为护理事业的发展指明了方向。群组轨迹模型(group-based trajectory model, GBTM)是信息化发展的重要成果,也是推动智慧护理发展的关键工具。GBTM是指通过可视化的呈现患者病程发展的异质性特征,将具有相似疾病进展模式的患者划分为不同亚组^[3],从而帮助护理人员实现精准化分层干预并优化护理资源配置的目的。目前,国外关于GBTM的研究多聚焦于跨学科整合,而国内则是关注于单一领域的应用,存在理论结合和政策转化不成熟等问题^[4]。本文通过回顾现有研究,以期提升护理工作对GBTM的认识,推动其在我国护理领域的应用和发展。

1 GBTM 的概述

1.1 GBTM 的定义及发展 GBTM最早可追溯至20世纪末的犯罪学研究领域。其发展历程经历了从社会科学到医学、护理学的跨学科迁移^[4-6]。1993年,Nagin等^[5]首次提出了“发展轨迹分析”的概念,打破了传统纵向研究中对隐含群体同质性的假设,创新性地允许群体中存在异质性亚组,奠定了GBTM的理论框架。作为一种可视化的分析工具,GBTM通过识别纵向数据中具有相似时间变化模式的潜在亚组,为处理异质性数据提供个性化的指导^[7]。随后,Jones等^[8]进一步阐明了潜类别增长模型(latent class growth analysis, LCGA)是GBTM的特殊形式之一,并详细论述了基于SAS软件GBTM的具体实现路径^[9]。Muthén等^[10]为解决GBTM所存在“组内同质性假设”过度约束的问题,开创性地提出增长混合模型(growth mixture modeling, GMM)这一概念。该模型通过引入随机效应项,在GBTM确定分组的基础上,允许同一亚组内

个体存在差异,极大提升了模型对复杂纵向数据的适应性,成为处理异质性纵向数据的新方法^[10]。王孟成^[11]进一步指出GBTM、LCGA和GMM同属于群组轨迹增长模型,均可以用来分析群体异质性的纵向变化轨迹。关于上述3种模型与传统分析方法(如重复测量方差分析、一般线性模型等)的比较,见表1。GBTM凭借其方法的简洁性和可操作性,在公共卫生领域得以广泛应用^[12];同时,其概念和发展模式也与我国当下护理事业发展的核心高度契合。然而,因为GBTM目前在护理领域知晓率较低,这限制了其在护理领域中的应用和推广。

1.2 GBTM 的关键指标 (1)模型拟合指标:阿克苏信息标准(Akaike information criterion, AIC)和贝叶斯信息标准(Bayesian information criterion, BIC)越小,表示模型拟合越好^[13-14]。(2)分类指标:平均后验概率(average posterior probability, Ave-PP) >0.7 与正确分类概率(odds of correct classification, OCC) $>5\%$ 表示模型分类可靠^[15]。(3)实际解释指标:根据临床经验判断通过GBTM建模得到的轨迹模型是否符合实际。研究者根据上述3个指标逐步改进和完善相关模型,以最大程度地贴近和反映疾病变化发展的真实轨迹。

2 GBTM 的开发

为了较为清晰地显示GBTM在护理领域中的应用,本文以Zhang等^[16]研究为例,详细说明GBTM的方法设计步骤,见表2。

3 GBTM 在护理领域的应用

3.1 疾病风险预测 GBTM能有效整合海量异构的数据,通过历史轨迹预测未来疾病发展趋势,为疾病风险预测提供指导。Wang等^[17]基于GBTM研发了心血管疾病风险预测模型,通过纵向追踪患者相关数据,成功识别出胰岛素抵抗代谢指数(metabolic score for insulin resistance, METS-IR)和甘油三酯葡萄糖指数(triglyceride-glucose, TyG)的三个变化轨迹,发现高METS-IR和TyG水平的患者更容易发生心血管疾病。Li等^[18]基于英国老龄化纵向研究数据库,通过GBTM分析老年人孤独感的变化轨迹,识别出5类显著差异的孤独感轨迹亚组。

【收稿日期】 2024-11-06 【修回日期】 2025-04-23
【基金项目】 国家卫生健康委员会科研基金(WKJ-ZJ-2433)
【作者简介】 林颖露, 硕士在读, 电话: 0579-89935056
【通信作者】 张华芳, 电话: 0579-89935056

研究^[18]进一步表明,C反应蛋白(C-reactive protein,CRP)、血浆纤维蛋白原等炎性指标持续增高对孤独感恶化组具有预测效应($HRs: 3.35, 95\% CI: 1.89 \sim 5.91$),这类患者更易罹患心血管疾病。尽管CRP等炎症指标与心血管疾病无直接关联,但有研究^[19]证实,长期孤独可能通过激活下丘脑-垂体-肾

上腺轴加剧炎症反应,进而损害心血管健康。因此,护理人员可借助该模型构建客观指标与慢性病的风险预测模型,量化并可视化其风险概率,从而预测流行病、罕见病及其并发症的发展趋势。此外,结合人工智能和知识图谱技术,进一步搭建医联体信息平台,对优化临床护理决策路径具有重要意义。

表1 传统方法与群组轨迹增长模型的比较

维度	GBTM	LCGA	GMM	传统方法
适用范围	均适用于纵向数据	均适用于纵向数据	均适用于纵向数据	均适用于纵向数据
变量类型	连续变量,分类变量	连续变量,分类变量	连续变量,分类变量	连续变量
群体异质性	通常忽略组内差异	组内无个体差异(固定效应模型)	允许组内个体存在差异	仅分析均值变化
模型选择和解释	AIC、BIC、OCC、AvePP、临床判断等方法	AIC、BIC、OCC、AvePP、临床判断等方法	AIC、BIC、OCC、AvePP、临床判断等方法	统计值
输出结果	亚组分类、各组别轨迹形态	亚组分类、各组平均轨迹	亚组分类、各组平均轨迹、组内变异参数	时间交互效应的显著性、平均值的变化趋势
分析软件	Mplus、R语言、SAS、Stata	Mplus、R语言、SAS、Stata	Mplus、R语言	SPSS、Stata、R语言
优点	运行简单、参数少、结果便于解释、分类亚组明确、可视直观、可整合协变量、适用于缺失数据	明确分类亚组、可视化直观、可整合协变量、适用于缺失数据	同时捕获组间异质性与组内个体差异、可视直观、可整合协变量、适用于缺失数据	操作简单、可分析时间交互效应
缺点	忽略组内个体差异,存在对现实复杂性过度简化问题,小样本或群体过多时模型不稳定、存在过拟合风险	忽略组内个体差异,小样本或群体过多时模型不稳定、存在过拟合风险,存在对现实复杂性过度简化问题	计算复杂,运行慢,结果解释复杂,小样本或群体过多时模型不稳定、存在过拟合风险	忽略群体异质性

表2 GBTM的设计步骤及举例说明

步骤	要点	举例说明
研究设计与数据准备		
确定研究问题	1.明确研究类型;2.明确研究对象;3.明确研究的指标(指标能充分反映所研究问题的特征且数据便于重复收集)。	例文中指出研究属于回顾性队列研究,采用简易精神状态评分量表(mini-mental state examination,MMSE)收集老年人的认知功能得分。
确定数据收集时间节点	明确数据收集的时间节点,时间节点可充分反映研究对象观察值的变化(≥ 3 个时间点)。	例文中选取2011年、2013年和2015年作为时间节点。
收集数据	人工收集、利用电子护理记录或大数据平台收集。	数据源于中国健康与退休纵向队列数据库。
数据清洗及统计	核对数据有无遗漏、重复和错误。	将3个时点数据清洗后进行数据合并,选择Stata软件中Traj plug-in包进行可视化建模。
模型构建与选择		
选择合适的轨迹函数	根据研究变量选择相应的函数模型。计数资料选择泊松分布或零膨胀泊松分布,二分类变量选择Logit模型,连续资料可拟合删截正态分布模型。	MMSE得分属于连续资料,选择删截正态分布模型。
固定最优组数及阶数	从高阶组到低阶多组进行拟合,根据BIC、AIC、AvePP和OCC等指标获得最佳的轨迹数目及形状。	例文多次迭代后确定最优组数为3,最优阶数为(1,2,2)。
结果解释		
结果可视化并命名轨迹亚组	根据Stata将相应轨迹发展趋势可视化并对其进行命名。	根据MMSE评分变化轨迹的特征将其命名为稳定功能组、持续缓慢下降组和快速下降组。
后续分析		
根据研究问题进行进一步后续分析	1.可以根据轨迹预测组构建纵向预测模型;2.将轨迹组作为自变量分析不同轨迹对预后的影响;3.将轨迹组作为因变量分析轨迹组的影响因素。	例文中将轨迹组作为因变量,采用多因素Logistic回归分析基线体质量指数(body mass index,BMI)与MMSE评分变化轨迹的关系,结果得出老年人体质量过轻($BMI < 18.5 \text{ kg/m}^2$)与认知功能下降的风险增加有关,提示护理人员应加强对高危认知功能下降患者的饮食指导与营养管理,预防其认知功能恶化。

3.2 护理资源优化配置 GBTM通过动态识别患者需求的异质性,可将有限的资源优先分配给最需要的患者,实现了护理资源配置从“经验驱动”到“数据驱动”的转型。Zhang等^[20]基于中国健康与退休人群纵向研究数据,构建了老年人抑郁症状与认知功能之间的关联轨迹。研究^[20]发现,抑郁高发组患

者认知功能衰退最为显著,将社区心理健康资源优先分配给潜在抑郁高发患者,对缓解其认知功能的衰退和减轻公共卫生负担具有重要意义。孟盈彤等^[21]研究发现,慢性心力衰竭患者出院后2周是身体功能干预的关键时间节点,建议在该时段强化对患者的随访和康复指导。在疼痛管理方面,王君慧

等^[22]证实,相较于术后常规使用的镇痛方案,基于疼痛轨迹时点匹配的镇痛方案可以显著缩短患者术后首次下床时间($P=0.018$)和胸腔引流管留置时间($P=0.011$),在优化人力资源的同时可以大幅提高镇痛效率。Miao等^[23]则通过GMM和列线图建立胃癌术后患者衰弱的预测模型,术前将患者进行风险分层并给予衰弱高危组患者相应的干预措施,降低术后衰弱的发生率,这极大地促进医疗资源优化配置。这些研究表明,GBTM可以精准识别高危人群和关键的干预靶点,对推动护理资源分配智能化和精准化发展具有借鉴意义。

3.3 健康行为模式分析 GBTM可以通过时间维度识别并分析患者行为模式变化亚组的特征。Kim等^[24]采用GBTM探索心衰患者出院后自我护理行为的变化轨迹,发现仅五分之一患者在出院后6个月内会保持高水平的自我护理行为。提示医护人员有必要在出院前对患者认知功能和健康素养进行评估,为潜在自我护理行为恶化患者制订结构化的教育计划,以维持心衰患者自我护理的能力。另外也可开发“GBTM-远程监测”融合系统,当患者自我护理行为呈下降趋势时自动触发由护士主导的干预方案,有利于降低患者的再入院率。Zhou等^[25]分析了青少年BMI随年龄变化的时间动态模型,识别出7种显著差异的发育模式:持续健康体重组、持续肥胖组、持续体重不足组、肥胖到超重组、肥胖到健康体重组、健康体重到超重组和健康体重到肥胖组。建议医护人员和医疗保健机构应针对不同发育轨迹为青少年量身定制干预方案,以预防代谢性疾病的发生。Lin等^[26]则通过GMM动态识别了老年卒中患者照顾依赖的发展轨迹,其强调优化护理资源投入的时序,优先对高危照顾依赖患者提供个性化的照顾可以有效减少护理人员照顾负担并提高护理效率。然而,当下该模型的应用仍面临临床数据失真、失访率高、技术整合困难等挑战,未来护理人员可借助互联网平台和可穿戴设备实现数据实时更新,构建“预防-治疗-照护”全程管理模式,推动轨迹模型同临床护理路径深度融合,实现精准护理的闭环发展。

3.4 识别心理需求变化 王莉杰等^[27]探索性地将人工智能同GMM相结合,构建出可以自动化识别高危疼痛人群的诊断模型。该模型通过整合患者的相关资料,为患者制订个体化的心理护理计划和管理方案,以期降低乳腺癌患者骨关节疼痛的发生率。韦淑等^[28]针对鼻咽癌放疗患者的不同心理变化轨迹,提出了差异化的心理干预策略。You等^[29]开发了GBTM和机器学习相结合的护理智能程序,实现

了对中国残疾老年人抑郁发展路径的动态监测。目前该模型仅能通过患者当下指标预测抑郁的进展,尚无法直接根据患者的特点提供个性化的防控措施。虽然当前这类融合人工智能和机器学习的护理决策模型仍处于探索阶段,在技术成熟度和模型有效性等方面存在局限,但其动态识别患者心理社会需求变化的特点,为未来智能化护理决策支持系统的发展提供了新思路。

4 思考与展望

4.1 GBTM亟需交叉复合型护理人才 GBTM在护理中的临床应用需要打破传统学科的边界,深度融合护理学、统计学、数据科学及信息技术等多学科知识,培养兼具数据分析能力与临床洞察能力的复合型护理人才。然而,当前护理人员存在数据分析和分析能力不足等问题。提示国家可加强交叉学科建设,培养“护理+信息”的双背景人才。另外,国家和医院应出台更多政策,鼓励建设跨学科团队,组建由临床护士、数据分析师构建的群组轨迹建模小组,赋能于护理实践。

4.2 GBTM的稳定性尚需检验 GBTM在护理领域中的应用尚处于起步阶段。临床护理数据常存在缺失、非结构化或采集频率不一致等问题,模型的稳定性和可行性有待进一步研究。另外,患者的健康状况可能受到突发事件的影响而导致轨迹突变,未来需重点开展多中心、前瞻性的研究,进一步验证GBTM的稳定性,真正实现由数据驱动的临床护理决策。

4.3 GBTM的构建亟需技术支持 目前,GBTM多采用人工收集数据的方式,存在效率低下、数据质量高低不等和动态监护不足等问题。尤其是在数据庞大的背景下,这种传统模式正面临着诸多挑战,亟需信息技术的加持。因此,护理人员应密切关注多学科动态发展的方向,从建模流程入手,采用可穿戴设备、物联网设备应用、电子病历挖掘技术、计算机视觉辅助技术和机器学习等方法,提高数据采集的效率,构建更加精准可靠的护理轨迹分析系统。

5 小结

GBTM作为推动护理智慧化发展的重要工具,为解决当下护理人力资源短缺和慢病管理效能低下等问题指明方向。由于其可将具有相似疾病进展模式的患者划分为不同亚组,有助于护理人员实现阶梯式干预并优化护理资源配置,因此在我国护理领域中具有广阔的应用前景。然而,目前GBTM在护理中的应用尚处于起步阶段,面临专业人才匮乏,模型稳定性低,可靠性不足及缺乏相应技术支持等挑

战。未来,应不断开拓更具有代表性的多中心、前瞻性队列研究提高模型的精确度,积极寻求技术上的突破创新,并加强相关护理交叉学科复合型人才的培养,为 GBTM 在护理领域的发展奠定坚实基础,助推智慧护理和精准护理的实现。

【关键词】 群组轨迹模型;护理;应用

doi:10.3969/j.issn.2097-1826.2025.05.020

【中图分类号】 R47-05 【文献标识码】 A

【文章编号】 2097-1826(2025)05-0085-04

【参考文献】

- [1] 温晓燕.新时代背景下公立中医院护理人才高质量发展的主要问题及对策[J].当代护士,2024,31(27):160-163.
- [2] 国家卫生健康委员会.全国护理事业发展规划(2021-2025年)[J].中国护理管理,2022,22(6):801-804.
- [3] NAGIN D S.Group-based trajectory modeling;an overview[J].Ann Nutr Metab,2014,65(3):205-210.
- [4] NAGIN D S,JONES B L,ELMER J.Recent advances in group-based trajectory modeling for clinical research[J].Annu Rev Clin Psychol,2024,20(1):285-305.
- [5] NAGIN D S,LAND K C.Age,criminal careers,and population heterogeneity:specification and estimation of a non parametric mixed poisson model[J].Criminology,1993,31(3):327-362.
- [6] MEMOLI V,EKANMIAN G,LUNGHI C,et al.What methods are used to study the association between medication adherence trajectories,estimated with the group-based trajectory modeling (GBTM) method,and health-related outcomes? -a protocol for a systematic review[J].Syst Rev,2022,11(1):102-108.
- [7] 张晨旭,谢峰,林振,等.基于组轨迹模型及其研究进展[J].中国卫生统计,2020,37(6):946-949.
- [8] JONES B L,NAGIN D S.Advances in group-based trajectory modeling and an SAS procedure for estimating them[J].Sociol Methods Res,2007,35(4):542-571.
- [9] NAGIN D S.Group-based modeling of development[M].Cambridge:Harvard University Press,2005:139-157.
- [10] MUTHÉN B,ASPAROUHOV T.Growth mixture modeling with non-normal distributions[J].Stat Med,2015,34(6):1041-1058.
- [11] 王孟成.潜变量建模与 Mplus 应用·进阶版[M].重庆:重庆大学出版社,2018:111-115.
- [12] 王俊杰,陈依娜,陆梦依,等.三种轨迹分析方法的比较研究[J].中国卫生统计,2024,41(3):331-338.
- [13] AKAIKE H.A new look at the statistical model identification[J].IEEE Trans Autom Control,1974,19(6):716-723.
- [14] 王孟成,邓俏文,毕向阳.潜变量建模的贝叶斯方法[J].心理科学进展,2017,25(10):1682-1695.
- [15] CHEN H,ZHOU Y,HUANG L,et al.Multimorbidity burden and developmental trajectory in relation to later-life dementia: a prospective study[J].Alzheimers Dement,2023,19(5):2024-2033.
- [16] ZHANG W,CHEN Y,CHEN N.Body mass index and trajectories of the cognition among Chinese middle and old-aged adults [J].BMC Geriatr,2022,22(1):613-620.
- [17] WANG S,ZHANG X,KEERMAN M,et al.Impact of the baseline insulin resistance surrogates and their longitudinal trajectories on cardiovascular disease (coronary heart disease and stroke):a prospective cohort study in rural China[J].Front Endocrinol,2023,14(1):1-12.
- [18] LI Y,WANG X,GUO L,et al.Eight-year trajectories of late-life loneliness and incident dementia:a nationally representative cohort study[J].Am J Geriatr Psychiatry,2023,31(7):475-486.
- [19] HUANG Y,ZHU X,LIU X,et al.Loneliness trajectories predict risks of cardiovascular diseases in Chinese middle-aged and older adults[J].J Gerontol B Psychol Sci Soc Sci,2024,79(5):76-86.
- [20] ZHANG B,LIN Y,HU M,et al.Associations between trajectories of depressive symptoms and rate of cognitive decline among Chinese middle-aged and older adults:an 8-year longitudinal study[J].J Psychosom Res,2022,160(1):1-9.
- [21] 孟盈彤,戈晓华,郑清如,等.慢性心力衰竭患者出院过渡期体力活动轨迹及影响因素分析的纵向研究[J].军事护理,2023,40(7):47-51.
- [22] 王君慧,董翠萍,曾莹,等.基于疼痛轨迹的时点匹配预防性镇痛在胸腔镜肺癌手术患者中的应用[J].护理学杂志,2024,39(12):1-5.
- [23] MIAO X,GUO Y,DING L,et al.A dynamic online nomogram for predicting the heterogeneity trajectories of frailty among elderly gastric cancer survivors[J].Int J Nurs Stud,2024,153(1):1-9.
- [24] KIM D Y,SON Y J.Longitudinal patterns and predictors of self-care behavior trajectories among Korean patients with heart failure:a 6-month prospective study[J].J Nurs Scholarsh,2023,55(2):429-438.
- [25] ZHOU Y,YU P,ZHANG Y,et al.Distinct patterns of urban-rural and sex disparities in Children's BMI trajectories from 2013 to 2018[J].Front Public Health,2021,9(1):1-5.
- [26] LIN Q,DONG X,HUANG T,et al.Developmental trajectory of care dependency in older stroke patients[J].Front Neurol,2024,15(1):1-17.
- [27] 王莉杰,彭思意,陈婕君,等.乳腺癌患者内分泌治疗相关骨关节疼痛发展轨迹及护理启示[J].中华护理杂志,2024,59(14):1732-1738.
- [28] 韦淑,杨丽,罗雨婷,等.基于潜变量增长混合模型的鼻咽癌同步放疗患者心理一致感变化轨迹分析[J].军事护理,2024,41(2):16-20.
- [29] YOU R,LI W,NI L,et al.Study on the trajectory of depression among middle-aged and elderly disabled people in China:based on group-based trajectory model[J].SSM Popul Health,2023,24(4):1-8.

(本文编辑:沈园园)