

基于 logistic 回归与决策树模型的我国中老年人
卫生服务利用影响因素研究

姚如玉¹, 锁忠花², 郭相明¹, 高愉斐¹, 宋沙莎¹, 郎颖¹

1. 宁夏医科大学人文与管理学院, 宁夏 银川 750004; 2. 南开大学周恩来政府管理学院

摘要:目的 基于 Andersen 模型, 分析我国中老年人门诊与住院服务利用的影响因素。方法 基于 2020 年中国健康与养老追踪调查数据库, 以≥45 岁中老年人作为研究对象, 采用 χ^2 检验、二元 logistic 回归和 CHAID 决策树进行影响因素预测。结果 中老年人门诊就诊率 20.32%, 住院率 16.78%。logistic 回归显示, 门诊利用的主要影响因素: 自评健康(一般 $OR=0.310$, 95% $CI:0.242 \sim 0.397$ 或好 $OR=0.611$, 95% $CI:0.512 \sim 0.730$)、慢性病数量(≥ 2 种 $OR=2.288$, 95% $CI:1.877 \sim 2.790$ 或患 1 种 $OR=1.510$, 95% $CI:1.272 \sim 1.794$)、疫情期间看病受影响($OR=2.755$, 95% $CI:2.292 \sim 3.313$)、城镇职工医保($OR=0.577$, 95% $CI:0.361 \sim 0.923$)、过去一个月上网($OR=1.198$, 95% $CI:1.025 \sim 1.401$)、年龄 60~69 岁($OR=1.188$, 95% $CI:1.007 \sim 1.401$)、有自来水者($OR=0.739$, 95% $CI:0.584 \sim 0.937$)。住院利用的主要影响因素: 自评健康(一般 $OR=0.238$, 95% $CI:0.182 \sim 0.311$ 或好 $OR=0.400$, 95% $CI:0.331 \sim 0.482$)、慢性病数量(≥ 2 种 $OR=2.410$, 95% $CI:1.957 \sim 2.967$ 或患 1 种 $OR=1.628$, 95% $CI:1.352 \sim 1.959$)、IADL 受损($OR=1.346$, 95% $CI:1.103 \sim 1.643$)、疫情期间看病受影响($OR=1.657$, 95% $CI:1.351 \sim 2.031$)、近一个月上网($OR=0.776$, 95% $CI:0.653 \sim 0.922$)、高龄(70~79 岁 $OR=1.292$, 95% $CI:1.017 \sim 1.641$; ≥ 80 岁 $OR=1.476$, 95% $CI:1.005 \sim 2.169$)。CHAID 决策树进一步揭示, 疫情期间看病受影响是门诊利用的首要分层因素, 自评健康是住院利用的首要分层因素。两种模型均展现良好预测性能, ROC 曲线下面积值相近。结论 logistic 回归与 CHAID 决策树可互补分析卫生服务利用的影响机制。政策应聚焦自评健康不佳、慢性病共病、IADL 受损及高龄老年人, 建立突发公共卫生事件下的老年医疗服务保障机制。

关键词: 中老年人; 卫生服务利用; Andersen 模型; 决策树模型; 影响因素
中图分类号: R197.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-8507(2026)16-2987-08
DOI: 10.20043/j.cnki.MPM.202603081

Influencing factors of health service utilization by middle-aged
and elderly people in China based on logistic
regression and decision tree models

YAO Ru-yu*, SUO Zhong-hua, GUO Xiang-ming, GAO Yu-fei, SONG Sha-sha, LANG Ying
* School of Humanities and Management, Ningxia Medical University, Yinchuan, Ningxia 750004, China

Abstract: **Objective** To analyzes the influencing factors of outpatient and inpatient service utilization among middle-aged and elderly people in China based on the Andersen model. **Methods** Using the 2020 Chinese Health and Aging Tracking Survey Database as the basis, the study focused on middle-aged and elderly individuals aged 45 and above. Chi-square test, binary logistic regression, and CHAID decision tree were employed to predict the influencing factors. **Results** The outpatient utilization rate among middle-aged and elderly people was 20.32%, and the inpatient utilization rate was 16.78%. Logistic regression showed that the main influencing factors for outpatient utilization were self-assessed health (general $OR=0.310$, 95% $CI: 0.242-0.397$ or good $OR=0.611$, 95% $CI: 0.512-0.730$), the number of chronic diseases (≥ 2 types $OR=2.288$, 95% $CI: 1.877-2.790$ or having 1 type $OR=1.510$, 95% $CI: 1.272-1.794$), and being affected by medical treatment during the epidemic ($OR=2.755$, 95% $CI: 2.292-3.313$). Urban employee medical insurance ($OR=0.577$, 95% $CI: 0.361-0.923$), having internet access in the past month ($OR=1.198$, 95% $CI: 1.025-1.401$), age 60-69 years old ($OR=1.188$, 95% $CI: 1.007-1.401$), and having running water ($OR=0.739$, 95% $CI: 0.584-0.937$). The main influencing factors for inpatient utilization were self-assessed health (general $OR=0.238$, 95% $CI: 0.182-0.311$ or

good $OR=0.400$, 95% $CI: 0.331-0.482$), the number of chronic diseases (≥ 2 types $OR=2.410$, 95% $CI: 1.957-2.967$ or having 1 type $OR=1.628$, 95% $CI: 1.352-1.959$), IADL impairment ($OR=1.346$, 95% $CI: 1.103-1.643$), being affected by medical treatment during the epidemic ($OR=1.657$, 95% $CI: 1.351-2.031$), having internet access in the past month ($OR=0.776$, 95% $CI: 0.653-0.922$), and being elderly (70-79 years old $OR=1.292$, 95% $CI: 1.017-1.641$; ≥ 80 years old $OR=1.476$, 95% $CI: 1.005-2.169$). The CHAID decision tree further revealed that being affected by medical treatment during the epidemic was the primary stratification factor for outpatient utilization, and self-assessed health was the primary stratification factor for inpatient utilization. Both models demonstrated good predictive performance, with similar values of the area under the ROC curve. **Conclusion** Logistic regression and CHAID decision tree can complementarily analyze the influencing mechanisms of health service utilization. Policies should focus on middle-aged and elderly people with poor self-assessed health, chronic disease comorbidity, IADL impairment, and high age, and establish a medical service guarantee mechanism for the elderly in the event of a public health emergency.

Keywords: Middle-aged and elderly people; Utilization of health services; Andersen model; CHAID model; Influencing factors

人口老龄化背景下,中老年人是慢性病高发群体,其卫生服务利用状况不仅关系到个体健康结局,也深刻影响医疗资源配置与健康老龄化战略的实施效果。为系统解释卫生服务利用的影响因素,Andersen 模型被广泛采用。大量基于该模型的研究证实:需求因素是服务利用的最强预测因素^[1-3];使能因素也发挥着重要作用^[4-5];而倾向因素的影响则存在一定差异^[6-7]。

既往研究存在一些值得深化的问题:研究方法上,多数研究依赖 logistic 回归等传统模型,虽然能够估计各因素的独立净效应,但难以捕捉变量之间可能存在的非线性交互关系与多层次决策结构。决策树模型(CHAID)能够弥补这一不足,可自动挖掘因素之间的交互作用并展示优先级。两种方法的结合已在部分研究中应用,如阙霜等^[8]探讨社会资本对老年人自评健康的影响,但系统应用于中老年人卫生服务利用的研究仍然有限。理论应用上,多数研究 Andersen 模型的应用偏静态,对突发公共卫生事件这一外部冲击关注不足。COVID-19 疫情显著改变了居民医疗服务可及性与就医行为。2020 年 CHARLS 问卷专门询问了“疫情期间看病是否受影响”,为研究这一冲击提供了直接变量。

基于上述分析,在 Andersen 模型框架^[9]下,以 2020 年中国健康与养老追踪调查数据为基础,引入

突发公共卫生事件变量,采用二元 logistic 回归与 CHAID 决策树相结合的互补分析方法,系统比较中老年人群门诊与住院服务利用的影响因素及差异,为精准识别高风险群体、优化医疗卫生资源配置以及制定更具针对性的健康老龄化政策提供实证依据。

1 资料与方法

1.1 资料来源 采用 2020 年中国健康与养老追踪调查(CHARLS)数据,该数据库覆盖了 28 个省(自治区、直辖市)、150 个县、450 个社区(村),共计 19 395 名受访者。纳入标准:年龄 ≥ 45 岁、关键变量无缺失;排除标准:年龄 <45 岁或任何研究变量缺失。最终纳入 5 054 名中老年人进行分析。

1.2 变量设置 因变量包括门诊服务利用(过去一个月是否利用门诊服务)和住院服务利用(过去一年是否利用住院服务)。基于 Andersen 模型,将自变量归纳四个维度:(1)倾向因素:性别、年龄、户口类型、受教育程度、婚姻状况。(2)使能因素:包括医疗保险类型、家庭医疗支出、个人年收入,疫情期间看病是否受影响;过去一个月是否上网。(3)需求因素:包括自评健康状况、慢性病数量、是否吸烟、是否饮酒、ADL 是否受损、IADL 是否受损、生活满意度。(4)环境因素:是否饮用自来水,具体赋值见变量表 1。

表 1 变量名称与赋值
Table 1 Variable names and assignments

变量维度	变量名称	赋值说明
因变量	门诊服务利用	0 = 否, 1 = 是(过去一个月是否利用门诊)
	住院服务利用	0 = 否, 1 = 是(过去一年是否利用住院)
倾向因素	性别	0 = 男, 1 = 女
	年龄	1 = 45 ~ 59 岁, 2 = 60 ~ 69 岁, 3 = 70 ~ 79 岁, 4 = ≥ 80 岁
	户口类型	0 = 非农业, 1 = 农业
	受教育程度	1 = 小学及以下, 2 = 初中, 3 = 高中/中专, 4 = 大专及以上
	婚姻状况	0 = 不在婚(未婚/离异/丧偶), 1 = 在婚

(续表)

变量维度	变量名称	赋值说明
使能因素	参保类型	1 = 城镇职工, 2 = 城镇居民, 3 = 其他
	家庭医疗支出	按五分位分组: I (最低) ~ V (最高)
	个人年收入	同上
	疫情期间看病是否受影响	0 = 否, 1 = 是(反映就医障碍)
	过去一个月是否上网	0 = 否, 1 = 是(反映信息资源可及性)
需求因素	自评健康状况	1 = 不好, 2 = 一般, 3 = 好
	慢性病数量	0 = 0 种, 1 = 1 种, 2 = ≥2 种
	是否吸烟	0 = 否, 1 = 是
	是否饮酒	0 = 否, 1 = 是
	ADL 是否受损	0 = 否, 1 = 是
	IADL 是否受损	0 = 否, 1 = 是
	生活满意度	0 = 不满意, 1 = 满意
	环境因素	是否有自来水
		0 = 否, 1 = 是(反映外部环境对健康风险的影响 ^[10])

1.3 统计分析 采用 SPSS 26.0 软件。首先,采用 χ^2 检验进行单因素分析。其次,构建二元 logistic 回归模型,以门诊和住院服务利用为因变量,逐步引入倾向因素、使能因素、需求因素、环境因素,计算各变量的调整优势比(OR)及 95% 置信区间。模型拟合优度采用 Nagelkerke R^2 评价,同时采用卡方自动交互检测(CHAID)算法构建分类决策树模型^[8,11],挖掘因素间的非线性交互作用和层次结构。决策树生长参数设置:父节点最小样本量 400,子节点最小样本量 200,分裂显著性水平 $\alpha = 0.05$ 。最后通过受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)比较两种模型的预测性能,AUC 值越大表示判别能力越强^[12]。

2 结 果

2.1 基本特征与单因素分析 共纳入 5 054 名中老年人,门诊就诊率 20.32%,住院率 16.78%。倾向特征方面,女性占 52.97%,男性占 47.03%。年龄以 45~69 岁(80.31%)为主。文化程度小学及以下占 61.50%。在婚者占 85.34%,农业户口占 75.01%。使能因素方面,城镇职工医保占 15.75%。疫情期间看病受影响者占 13.38%,过去一个月上网者占 43.39%。需求因素方面,自评健康“一般”和“不好”合计 73.49%。患 1 种及以上慢性病者占 37.06%。ADL 受损率为 21.86%,IADL 受损率为 22.71%。生活满意者为 89.12%。环境因素方面,有自来水者占 90.72%。单因素分析显示(表略),门诊利用与年龄、疫情期间看病受影响、自评健康、慢性病数量、饮酒、ADL 受损、IADL 受损、生活满意度、自来水可及性等因素的组间差异有统计学意义($P < 0.05$);住院利用与年龄、疫情期间看病受影响、上网、自评健康、慢性病数量、饮酒、ADL 受损、IADL 受损、生活满意度等因素的组间差异有统计学意义($P < 0.05$)。

2.2 中老年卫生服务利用影响因素分析

2.2.1 基于二元 logistic 回归分析的中老年卫生服

务利用结果

(1)门诊服务利用:构建四个分层二元 logistic 回归模型逐步纳入倾向、使能、需求、环境因素。模型的拟合优度 Nagelkerke R^2 从模型一的 0.003 上升至模型四的 0.147 2,加入需求因素后增幅最大,提示需求因素是门诊服务利用的核心解释维度。模型四结果显示(表 2),需求因素中,以自评健康“不好”为参照,自评健康“一般”和“好”均与更低的门诊利用相关、患有 1 种及以上慢性病数量门诊利用显著增加;使能因素中,城镇职工医保与较低门诊服务利用相关,疫情看病受影响、过去一个月上网与更高的门诊利用相关;倾向因素中,年龄 60~69 岁与更高的门诊利用相关;环境因素中,有自来水者与较低的门诊利用相关。ADL 受损、IADL 受损、吸烟、饮酒、生活满意度等在模型四中均未达到统计学显著水平($P > 0.05$)。

(2)住院服务利用:同理,模型一到模型四的拟合优度 Nagelkerke R^2 从 0.004 1 上升 0.162,加入需求因素后增幅最大。模型四结果显示(表 2):需求因素中,自评健康“一般”和“好”与更低住院利用相关;慢性病数量 ≥1 种增加住院利用;IADL 受损与更高住院利用相关。使能因素中,疫情期间看病受影响明显增加住院利用,过去一月上网降低住院利用风险。倾向因素中,年龄 70~79 岁和 ≥80 岁增加住院利用。环境因素(是否有自来水)无显著影响。吸烟、饮酒、生活满意度等在模型四中均未达到统计学显著水平($P > 0.05$)。

2.2.2 基于决策树(CHAID)的中老年人卫生服务利用分析结果 (1)门诊服务利用。CHAID 树最大深度 3 层,共 14 个节点,详见图 1。决策树显示,使能因素疫情期间看病是否受影响是门诊利用的首要分层因素(根节点),未受影响组的门诊就诊率为 16.8%,受影响组则显著升高至 43.3%。在疫情期间看病未受影响组中,下一层分裂变量为自评健康状况,进一步分为自评健康“不好”、“一般”、“好”三个子节点,

表 2 门诊、住院服务使用情况的分层二元 logistic 回归分析结果 (n = 5 054)

Table 2 The results of the stratified binary logistic regression analysis of the usage of outpatient and inpatient services (n = 5 054)

变量分组	变量(参照组)	模型四(门诊)		模型四(住院)	
		OR (95% CI)	P 值	OR (95% CI)	P 值
常数项	—	0.505(0.267 ~ 0.954) ^c	0.035	0.281(0.140 ~ 0.564) ^a	<0.001
倾向因素	性别(男)				
	女	0.985(0.846 ~ 1.147)	0.847	0.980(0.832 ~ 1.155)	0.808
	年龄(45 ~ 59 岁)				
	60 ~ 69 岁	1.188(1.007 ~ 1.401) ^c	0.041	1.107(0.923 ~ 1.328)	0.274
	70 ~ 79 岁	0.871(0.689 ~ 1.100)	0.246	1.292(1.017 ~ 1.641) ^c	0.036
	≥80 岁	1.122(0.772 ~ 1.630)	0.546	1.476(1.005 ~ 2.169) ^c	0.047
	户口类型(非农业)				
	农业户口	1.122(0.899 ~ 1.399)	0.308	1.045(0.819 ~ 1.333)	0.722
	受教育程度(小学及以下)				
	初中	0.992(0.823 ~ 1.197)	0.936	1.048(0.855 ~ 1.284)	0.651
使能因素	高中/中专	0.915(0.711 ~ 1.178)	0.492	0.981(0.747 ~ 1.289)	0.892
	大专及以上	1.109(0.628 ~ 1.957)	0.722	1.290(0.721 ~ 2.307)	0.391
	婚姻状况(不在婚)				
	在婚	0.971(0.779 ~ 1.210)	0.792	0.906(0.718 ~ 1.142)	0.404
	参保类型(其他)				
	城镇职工医保	0.577(0.361 ~ 0.923) ^c	0.022	0.982(0.589 ~ 1.637)	0.944
	城镇居民医保	0.671(0.425 ~ 1.058)	0.086	0.763(0.461 ~ 1.260)	0.290
	家庭医疗支出(Ⅰ级)				
	家庭医疗支出Ⅱ级	0.966(0.778 ~ 1.198)	0.750	0.943(0.744 ~ 1.195)	0.626
	家庭医疗支出Ⅲ级	0.896(0.703 ~ 1.142)	0.376	1.010(0.777 ~ 1.314)	0.939
需求因素	家庭医疗支出Ⅳ级	0.960(0.768 ~ 1.199)	0.718	1.032(0.810 ~ 1.314)	0.800
	家庭医疗支出Ⅴ级	0.915(0.733 ~ 1.144)	0.437	1.048(0.824 ~ 1.332)	0.705
	个人年收入(Ⅰ级)				
	个人年收入Ⅱ级	0.978(0.697 ~ 1.372)	0.897	0.800(0.541 ~ 1.184)	0.266
	个人年收入Ⅲ级	1.028(0.742 ~ 1.423)	0.870	0.726(0.495 ~ 1.065)	0.101
	个人年收入Ⅳ级	0.976(0.704 ~ 1.353)	0.884	1.063(0.753 ~ 1.502)	0.727
	个人年收入Ⅴ级	1.170(0.850 ~ 1.610)	0.335	1.038(0.727 ~ 1.480)	0.839
	疫情期间看病是否受影响(否)				
	是	2.755(2.292 ~ 3.313) ^a	<0.001	1.657(1.351 ~ 2.031) ^a	<0.001
	过去一月是否上网(否)				
	是	1.198(1.025 ~ 1.401) ^c	0.023	0.776(0.653 ~ 0.922) ^b	0.004
环境因素	自评健康状况(不好)				
	一般	0.310(0.242 ~ 0.397) ^a	<0.001	0.238(0.182 ~ 0.311) ^a	<0.001
	好	0.611(0.512 ~ 0.730) ^a	<0.001	0.400(0.331 ~ 0.482) ^a	<0.001
	慢性病数量(0 种)				
	1 种	1.510(1.272 ~ 1.794) ^a	<0.001	1.628(1.352 ~ 1.959) ^a	<0.001
	≥2 种	2.288(1.877 ~ 2.790) ^a	<0.001	2.410(1.957 ~ 2.967) ^a	<0.001
	是否吸烟(否)				
	是	0.656(0.406 ~ 1.058)	0.084	1.022(0.641 ~ 1.630)	0.926
	是否饮酒(否)				
	是	0.848(0.704 ~ 1.021)	0.083	1.054(0.863 ~ 1.287)	0.608
	ADL 是否受损(否)				
	是	1.181(0.975 ~ 1.431)	0.089	1.071(0.876 ~ 1.309)	0.505
	IADL 是否受损(否)				
	是	0.973(0.801 ~ 1.183)	0.787	1.346(1.103 ~ 1.643) ^b	0.003
	生活满意度(不满意)				
	满意	0.997(0.799 ~ 1.244)	0.980	1.078(0.853 ~ 1.362)	0.531
	是否有自来水(否)				
	是	0.739(0.584 ~ 0.937) ^c	0.012	1.163(0.882 ~ 1.533)	0.286

注:a $P < 0.001$, b $P < 0.01$, c $P < 0.05$ 。表格第一行为回归模型的常数项,因常数项不存在对应参照组,故标注为“—”。

门诊就诊率分别为 28.7%、16.4% 和 8.5%，这三个节点慢性病数量进一步发挥分裂作用。在疫情期间看病受影响组中，自评健康“不好”的门诊就诊率高达 50.8%。这表明，在疫情就医受阻的背景下，自评健康不佳会显著增加门诊利用。

(2)住院服务利用。CHAID 树最大深度 3 层，共 16 个节点，详见图 2。决策树显示，自评健康状况(需求因素)是住院利用的首要分层因素(根节点)，自评健康“不好”“一般”“好”的住院率分别为 33.9%、13.3% 和 7.1%。在自评健康的亚群中，下一层分裂变量均为慢性病数量。患有 1 种或 2 种及以上慢性

病者的住院率均高于无慢性病者，其中自评健康不好组，患有≥2 种慢性病亚群住院率达 45.2%。在自评健康“一般”且无慢性病的亚群中，IADL 是否受损(需求因素)成为进一步的分裂变量:IADL 受损者的住院率显著高于未受损者。在自评健康“好”且无慢性病的亚群中，年龄成为分裂变量:该亚群中≥70 岁老人的住院率 1.5%，显著低于 45~69 岁中低龄中老年人的 6.3%。这一结果与 logistic 回归中高龄是全人群住院服务利用独立危险因素的主效应结论形成了有效互补。

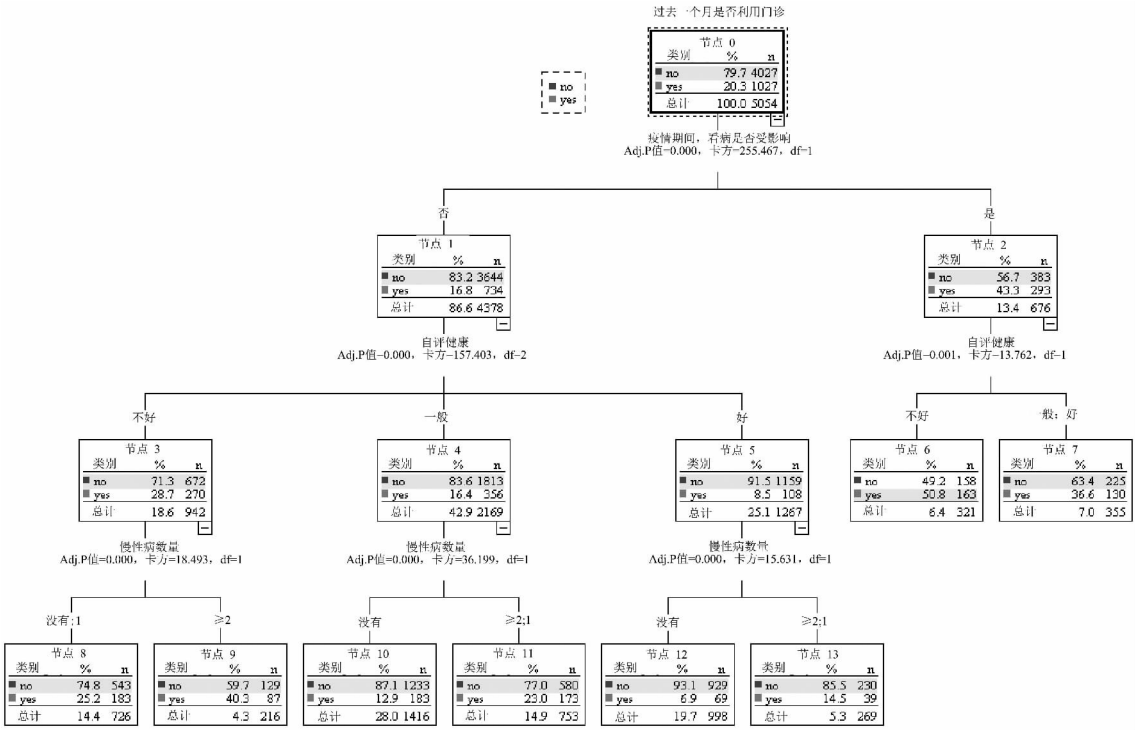


图 1 基于决策树(CHAID)的中老年人门诊卫生服务利用分析图

Fig. 1 Analysis chart of health service utilization in outpatient clinics for the elderly based on decision tree (CHAID)

2.3 两种模型分析结果比较 为比较 logistic 回归与 CHAID 决策树对中老年人卫生服务利用的预测性能,分别计算了两种模型的 ROC 曲线下面积(AUC),结果见图 3。门诊服务利用方面,logistic 回归的 AUC 为 0.716,CHAID 决策树的 AUC 为 0.703,两者均显著大于 0.5($P < 0.001$),两种模型均具有优于随机猜测的判别能力。住院服务利用方面,logistic 回归的 AUC 为 0.735,CHAID 决策树的 AUC 为 0.720,同样均显著大于 0.5($P < 0.001$),判别能力处于中等水平。两种模型的 AUC 值接近,提示结果具有较好的一致性与稳定性。

3 讨论

本研究通过两种模型的互补分析发现,需求因素

是中老年人卫生服务利用的主要驱动因素,倾向因素、使能因素、环境因素则呈差异化调节作用,且门诊与住院服务利用的影响因素存在异质性。

在需求因素方面,自评健康状况、慢性病数量是门诊和住院服务利用的共同重要影响因素。模型 4 以自评健康“不好”为参照,自评健康“一般”和“好”均与更低的服务利用相关,且自评健康“不好”者的门诊、住院利用率是健康状况良好者的 3~5 倍。这一发现与范潇茹等^[13]的研究一致。同时,CHAID 决策树将自评健康作为住院利用的首要分层因素(根节点),说明该因素在实际就医决策中具有最高的区分优先级。慢性病数量≥2 种者的门诊和住院利用风险分别为无慢性病患者者的 2.288 倍和 2.410 倍,决策树显示慢性病数量是次级分裂变量,提示共病对服务利

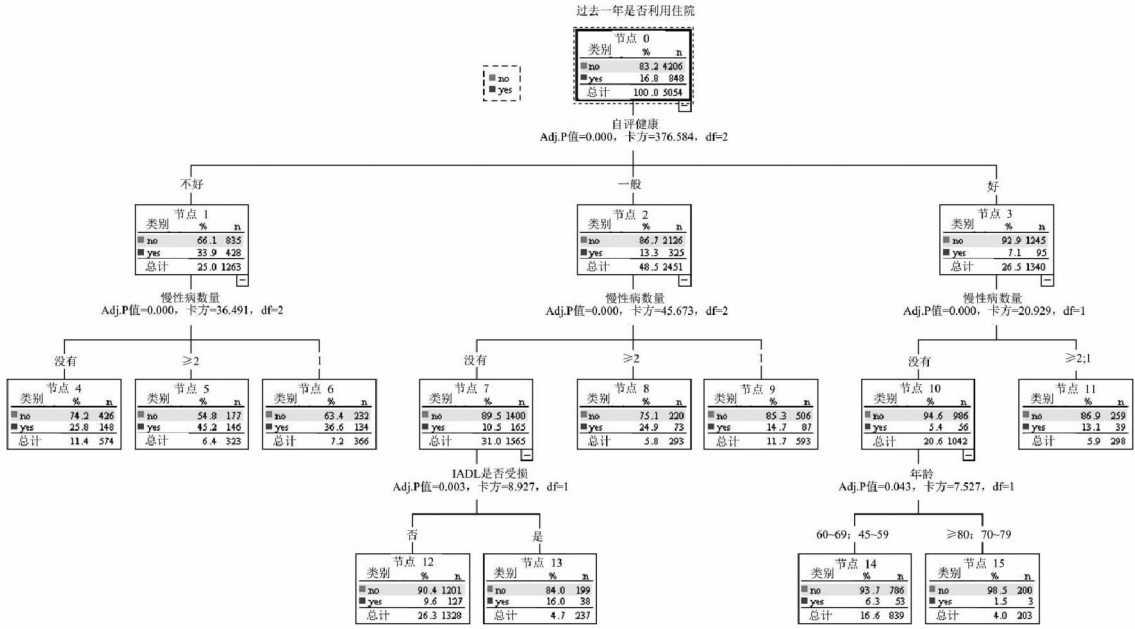
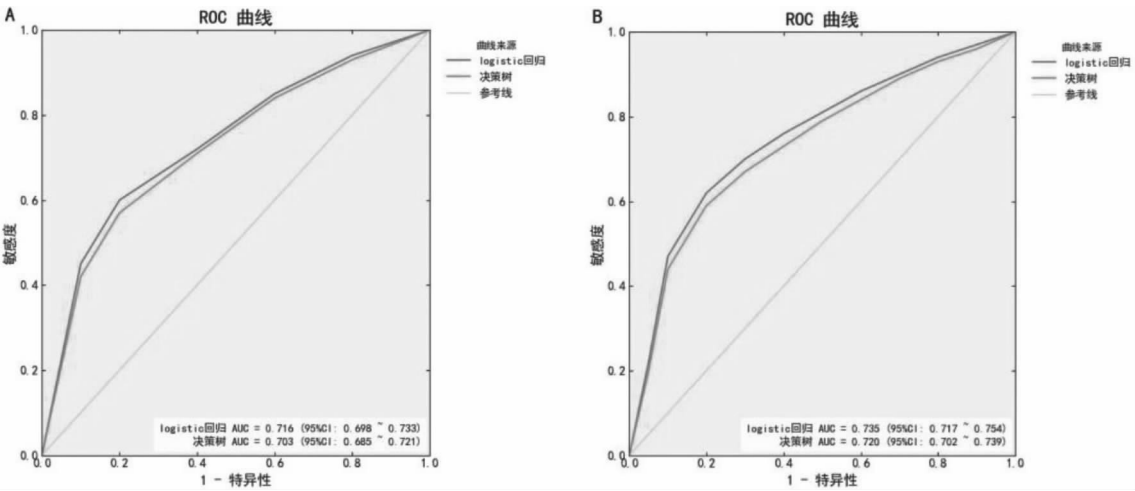


图 2 基于决策树(CHAID)的中老年人住院卫生服务利用分析图

Fig. 2 Analysis chart of hospitalized health service utilization by middle-aged and elderly based on decision tree (CHAID)



注:A 为门诊 ROC 曲线,B 为住院 ROC 曲线。

图 3 Logistic 回归模型和决策树模型的 ROC 曲线

Fig. 3 ROC curves of the logistic regression model and the decision tree model

用的促进作用。这与崔亚男等^[3]基于 CHARLS 数据的研究结论相吻合,该研究同样发现慢性病数量每增加 1 种,门诊和住院利用风险分别增加约 30% 和 40%。

在门诊与住院服务的异质性方面,两种模型的结果相互印证。logistic 回归显示,60 ~ 69 岁是门诊利用的独立促进因素,而 70 岁及以上高龄则是住院利用的独立危险因素,提示不同年龄段的健康风险和就医行为存在差异;IADL 受损仅对住院利用显著,而 ADL 受损在两个模型中均未达到统计学显著水平。决策树显示 IADL 受损成为住院利用的关键分裂变

量。这一结果与党媛媛^[14]的研究一致。本研究中 ADL 受损未达显著水平,可能与样本特征有关:ADL 严重受损者可能已进入机构养老或长期照护体系,其医疗服务利用模式与社区老年人存在差异,庞琳等^[15]在河北农村老年人的研究中也观察到类似现象。城镇职工医保仅对门诊利用显著,对住院利用不显著;是否饮用自来水仅对门诊利用显著($OR = 0.739$),对住院利用不显著。赵蔓等^[10]的研究曾报道自来水可及性与中老年人慢性病患风险相关,本研究进一步发现其与门诊利用存在关联,但作用强度相对有限。

在使能因素与环境因素方面,两种模型揭示了不同变量的作用路径。疫情期间看病受影响在两种模型中均表现突出(logisticOR = 2.755/1.657,决策树中为门诊根节点),提示突发公共卫生事件对就医行为的强烈冲击,且在疫情受影响亚组中,自评健康不好者的门诊就诊率高达 50.8%。刘莹等^[16]在新冠疫情背景下的研究也发现,疫情期间就医受阻的慢性病患者在疫情后存在明显的服务利用“补偿效应”,本研究通过决策树进一步量化了这一效应的群体差异。互联网使用(近一个月上网)在 logistic 回归中对门诊利用有正向作用,对住院利用有负向作用,决策树虽未将其作为主要分裂变量,但这一方向差异提示线上咨询可能替代了部分轻症住院。吴旭红等^[17]的研究同样发现,互联网使用能提升中老年人的健康管理能力和门诊服务可及性,但对住院服务的影响较为复杂。

基于本研究结果,提出改善中老年人卫生服务利用政策建议:建立突发公共卫生事件下的慢性病常规诊疗保障机制(如社区送药、线上复诊),以降低外部冲击对就医行为的影响,

推行基层多病共管模式,加强定期随访。重点关注 70 岁及以上高龄、IADL 受损的中老年人,将 IADL 评估纳入年度体检,主动安排预防性住院评估,减少因功能衰退导致的急性重症住院。加强健康教育,提高中老年人对慢性病早期症状的识别和主动就医意识,促进健康需求向实际利用的转化。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

[1] Yang GH, Wang Y, Zeng YX, et al. Rapid health transition in China, 1990 – 2010: findings from the Global Burden of Disease Study 2010[J]. Lancet, 2013, 381(9882): 1987 – 2015.

[2] 曾志超,邓清文,卢俊红,等. 中老年人门诊和住院服务利用影响因素的比较研究[J]. 南京医科大学学报(社会科学版), 2021,21(2):165 – 170.

Zeng ZC, Deng QW, Lu JH, et al. Comparative study on the influencing factors of outpatient and inpatient service utilization of middle – aged and elderly people[J]. Journal of Nanjing Medical University (Social Sciences), 2021, 21(2): 165 – 170. (In Chinese)

[3] 崔亚男,宫春博,王文燕,等. 中老年慢性病患者卫生服务利用影响因素分析——基于 CHARLS 数据实证分析[J]. 现代预防医学,2023,50(13):2389 – 2395.

Cui YN, Gong CB, Wang WY, et al. Analysis on influencing factors of health service utilization in middle – aged and elderly patients with chronic diseases: an empirical analysis based on CHARLS data[J]. Modern Preventive Medicine, 2023, 50(13): 2389 – 2395. (In Chinese)

[4] 高保锴,虎昭言,王文龙,等. 基于零膨胀及其相关模型的宁夏南部山区居民年住院次数影响因素研究[J]. 中国全科医学, 2022,25(31):3914 – 3922.

Gao BK, Hu ZY, Wang WL, et al. Factors influencing the annual number of hospitalizations in mountain residents from southern Ningxia: an analysis based on zero – inflation concept and zero – inflated models[J]. Chinese General Practice, 2022, 25(31): 3914 – 3922. (In Chinese)

[5] Fan GR, Deng ZH, Wu X, et al. Medical insurance and health Equity in health service utilization among the middle – aged and older adults in China: a quantile regression approach[J]. BMC Health Services Research, 2020, 20(1): 553.

[6] Fletcher JM, Frisvold DE. Higher education and health investments: does more schooling affect preventive health care use? [J]. Journal of Human Capital, 2009, 3(2): 144 – 176.

[7] Roy K, Chaudhuri A. Influence of socioeconomic status, wealth and financial empowerment on gender differences in health and healthcare utilization in later life: evidence from India[J]. Social Science & Medicine, 2008, 66(9): 1951 – 1962.

[8] 阙霜,曾雁冰,方亚. 基于 logistic 回归与决策树模型的社会资本对老年人自评健康的影响研究[J]. 中国卫生统计,2022,39(2):186 – 191.

QueS, Zeng YB, Fang Y. The impact of social capital on elderly self – rated health based on logistic regression and decision tree model[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2022, 39(2): 186 – 191. (In Chinese)

[9] Rahaman M, Chouhan P, Roy A, et al. Examining the predictors of healthcare facility choice for outpatient care among older adults in India using Andersen’s revised healthcare utilization framework model[J]. BMC Geriatrics, 2022, 22(1): 949.

[10] 赵蔓,刘运铎,徐超凡,等. 住所自来水可及性与中老年人慢性病的关联[J]. 中华疾病控制杂志,2022,26(2):169 – 174, 199.

Zhao M, Liu YD, Xu CF, et al. Study on the association of residence tap water access and chronic diseases in middle – aged and elderly people [J]. Chinese Journal of Disease Control & Prevention, 2022, 26(2): 169 – 174, 199. (In Chinese)

[11] 薛薇. 数据挖掘中的决策树技术及其应用[J]. 统计与信息论坛,2002,(2):4 – 10.

Xue W. Decision tree technology and its application in data mining [J]. Statistics & Information Forum, 2002, (2): 4 – 10. (In Chinese)

[12] 韩晖,苏玲,潘宝骏. 用 SPSS 软件包快速绘制 ROC 曲线并决定敏感性、特异性截断点的方法[J]. 海峡预防医学杂志,2022,28(2):86 – 90.

HanH, Su L, Pan BJ. Drawing ROC curve quickly and determining the cutoff point of sensitivity and specificity by using SPSS package [J]. Strait Journal of Preventive Medicine, 2022, 28(2): 86 – 90. (In Chinese)

[13] 范潇茹,陈莎,施予宁,等. 我国中老年人慢性病共病现状及其对卫生服务利用和医疗费用的影响研究[J]. 中国全科医学, 2022,25(19):2371 – 2378.

Fan XR, Chen S, Shi YN, et al. Multimorbidity prevalence and its association with health service utilization and medical costs among middle – aged and older Chinese people [J]. Chinese General Practice, 2022, 25(19): 2371 – 2378. (In Chinese)

[14] 党媛媛. 健康老龄化视域下我国老年人医疗服务利用影响因素研究[D]. 银川:宁夏医科大学,2022.

Dang YY. Study on the factors influencing the utilization of medical care services for the elderly in China from the perspective of healthy aging [D]. Yinchuan: Ningxia Medical University, 2022. (In Chinese)

[15] 庞琳,井坤娟,尹园园,等. 河北省农村老年人医疗服务利用及影响因素[J]. 医学研究与教育,2022,39(6):65-74.

Pang L, Jing KJ, Yin YY, et al. Utilization and influencing factors of health services for the elderly in rural areas of Hebei province [J]. Medical Research and Education, 2022, 39 (6) : 65 - 74. (In Chinese)

[16] 刘莹,宁宁,王璐. 新冠疫情背景下公众医疗卫生服务利用情况及影响因素研究[J]. 中国社会医学杂志,2023,40(6):725-728.

Liu Y, Ning N, Wang L. Analysis on utilization and influencing factors of public medical and health services during the COVID-19 pandemic [J]. Chinese Journal of Social Medicine, 2023, 40 (6) : 725 - 728. (In Chinese)

[17] 吴旭红,谢舒婕. 互联网使用、老年人健康与适老化应对——基于中国健康与养老追踪调查 (CHARLS) 的实证研究 [J]. 电子政务,2024,(5):101-118.

Wu XH, Xie SJ. Internet use, elderly health and aging - adaptation responses; an empirical study based on China health and retirement longitudinal study (CHARLS) [J]. E - Government, 2024, (5) : 101 - 118. (In Chinese)

收稿日期:2026-03-05

(上接第 2913 页)

[45] Zhai QX, Liu Y, Wang C, et al. Increased cadmium excretion due to oral administration of lactobacillus plantarum strains by regulating enterohepatic circulation in mice [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2019, 67 (14) : 3956 - 3965.

[46] Beheshtian N, Karimi E, Oskoueian E, et al. Lactic acid bacteria supplementation: a bioprotective approach to mitigating cadmium - induced toxicity and modulating gene expression in murine models [J]. Food and Chemical Toxicology, 2024, 193 (2) : 115043.

[47] Sharma T, Kaushal N, Garla R. Toxins to treatments: impact of environmental pollutants, gut microbiota, and natural compounds on non - alcoholic fatty liver disease progression [J]. World Journal of Hepatology, 2025, 17 (8) : 108772.

[48] Chang XL, Kang MR, Shen YH, et al. Bacillus coagulans SCC - 19 maintains intestinal health in cadmium - exposed common carp (Cyprinus carpio L.) by strengthening the gut barriers, relieving oxidative stress and modulating the intestinal microflora [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2021, 228 (2) : 112977.

[49] O ' Toole PW, Marchesi JR, Hill C. Next - generation probiotics; the spectrum from probiotics to live biotherapeutics [J]. NatMicrobiol, 2017, 2 (1) : 17057.

[50] Treven P, Paveljšek D, Bogovi č MB, et al. The effect of food matrix taken with probiotics on the survival of commercial probiotics in simulation of gastrointestinal digestion [J]. Foods, 2024, 13 (19) : 3135.

[51] Tiwari A, Krisnawati DI, Susilowati E, et al. Next - generation probiotics and chronic diseases: a review of current research and future directions [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2024, 72 (50) : 27679 - 27700.

[52] Pedersen JT, De LJ, Levi M, et al. Predicted AS3MT proteins methylate arsenic and support two major phylogenetic AS3MT groups [J]. Chemical Research in Toxicology, 2020, 33 (12) : 3041 - 3047.

[53] Coryell M, McAlpine M, Pinkham NV, et al. The gut microbiome is required for full protection against acute arsenic toxicity in mouse models [J]. Nature Communications, 2018, 9 (1) : 5424.

[54] Grandner C, Adolph TE, Wieser V, et al. Recovery of ethanol - induced Akkermansia muciniphila depletion ameliorates alcoholic liver disease [J]. Gut, 2018, 67 (5) : 891 - 901.

[55] Xie S, Zhang R, Li ZY, et al. Indispensable role of melatonin, a scavenger of reactive Oxygen species (ROS), in the protective effect of Akkermansia muciniphila in cadmium - induced intestinal mucosal damage [J]. Free Radical Biology and Medicine, 2022, 193 (2) : 447 - 458.

[56] Zhang Y, Huang H, Luo C, et al. The next - generation probiotic E. coli 1917 - pSK18a - MT ameliorates cadmium - induced liver injury by surface display of metallothionein and modulation of gut microbiota [J]. Nutrients, 2024, 16 (10) : 1468.

[57] Asnicar F, Manghi P, Fackelmann G, et al. Gut micro - organisms associated with health, nutrition and dietary interventions [J]. Nature, 2026, 650 (8101) : 450 - 458.

收稿日期:2026-03-21