

贝叶斯 Logistic 回归模型在中老年人心脏病影响因素分析中的应用

邵 莉¹, 张宇琦², 高文龙²

1. 西藏民族大学 医学院 (咸阳 712082); 2. 兰州大学公共卫生学院 流行病学与卫生统计学研究所 (兰州 730000)

【摘要】目的 探讨贝叶斯 Logistic 回归模型在心脏病影响因素分析研究中的应用价值。**方法** 数据资料来自 2015 年中国健康与养老追踪调查中的 525 例调查对象。利用 OpenBUGS 软件分别拟合了贝叶斯随机效应和固定效应的 Logistic 回归模型,并在两种模型中估计各影响因素与因变量关系的优势比(OR)及 95% 可信区间(95% CI)。**结果** 贝叶斯随机效应和固定效应的 Logistic 回归模型分析结果均显示,性别、高血压和糖尿病是心脏病患病率的影响因素。两个模型的收敛效果均较好,参数估计结果也相差较小,但随机效应模型的拟合效果略差于固定效应模型(随机效应模型: $DIC=156.6, pD=11.96$; 固定效应模型: $DIC=155.8, pD=7.79$)。**结论** 在贝叶斯 Logistic 回归模型中引入随机效应参数需根据具体情况而定,否则反而可能会降低模型的拟合效果。

【关键词】 贝叶斯理论; Logistic 回归模型; 中老年人; 心脏病

【中图分类号】 R181.2

文献标志码 A

DOI: 10.3969/j.issn.2096-3351.2024.05.011

Application of Bayesian logistic regression model in the analysis of influencing factors of heart disease in middle-aged and older adults

SHAO Li¹, ZHANG Yuqi², GAO Wenlong²

1. School of Medicine, Xizang Minzu University, Xianyang 712082, China; 2. Institution of Epidemiology and Health Statistics, School of Public Health, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China

【Abstract】Objective To explore the application of Bayesian random-effects logistic regression model in the study of factors influencing heart disease. **Methods** The data came from 525 survey subjects in the China Health and Retirement Longitudinal Study conducted in 2015. Bayesian logistic regression models with random and fixed effects were fitted using OpenBUGS software to estimate the odds ratio (OR) and 95% confidence interval (95% CI) of the relationship between each influential factor and the dependent variable. **Results** The results of both Bayesian logistic regression models with random and fixed effects showed statistically significant effects of gender, hypertension, and diabetes on heart disease in the respondents. The convergence of both models was good, and the difference in parameter estimates was small, but the goodness of fit of the random effects model was slightly worse than that of the fixed effects model (random effects model: $DIC = 156.6, pD = 11.96$; fixed effects model: $DIC = 155.8, pD = 7.79$). **Conclusion** In the Bayesian Logistic regression model, the introduction of random effect parameters should be determined based on specific circumstances; otherwise, it may reduce the model's fit effect.

【Key words】 Bayesian theory; Logistic regression model; Middle-aged and older adults; Heart disease

《中国心脑血管报告》显示,截止到 2018 年我国共有心脑血管疾病患者人数近 3 亿,其中大部分为心脏病患者^[1]。全国死因监测数据显示,2019 年我国居民的心脏病死亡率为 160.26/10 万人,在死亡顺位中排第二位^[2]。心脏病的患病率和死亡率居高不下,为患者、家庭以及社会均造成了严重的经济负担。因此,对心脏病的研究和防治显得尤为重要。目前众多心脏病风险评估和影响因素分析的研究中,Logistic 回归模型因

其灵活、简便和易于理解的特点而被广泛使用,并且模型中的系数可通过数理转化得到优势比(odds ratio, OR),这使得变量与结局间关系的解释更具有流行病学意义^[3]。此外,随机效应 Logistic 回归模型在固定效应模型基础上增加了随机效应参数,可以将组群间异质性对结果的影响考虑在内,也越来越受到研究者的重视。尽管 Logistic 回归模型已十分成熟,但是仍存在估计精度不足和使用范围受限等缺点。贝叶斯 Logistic

基金项目:西藏文化传承发展协同创新中心(XT-ZB202308)

通信作者:高文龙,Email:gaowl06@aliyun.com

引用本文:邵莉,张宇琦,高文龙. 贝叶斯 Logistic 回归模型在中老年人心脏病影响因素分析中的应用[J]. 西南医科大学学报, 2024, 47(5): 428-432. DOI: 10.3969/j.issn.2096-3351.2024.05.011.

回归模型则是基于贝叶斯原理,将待估计参数看作具有某特定分布的随机变量,利用指定的先验分布和数据信息计算得到各参数的后验分布,进而达到参数估计的目的^[4-5]。较传统统计推断方法而言,贝叶斯推断更适用于随机问题或不确定问题的分析,对参数的估计更为客观,结果更精确^[6-7]。基于此,本研究主要探讨贝叶斯 Logistic 回归模型在中老年人心脏病影响因素分析研究中的应用价值,并筛选出相关风险因素为心脏病防控提供理论依据。

1 对象与方法

1.1 研究对象

数据来源于中国健康与养老追踪调查(China health and retirement longitudinal study, CHARLS)。该调查为全国范围的纵向随访调查,为了保证样本代表性,利用概率比例抽样方法,在全国28个省(直辖市、自治区)、150个县、450个村中随机选择年龄 ≥ 45 岁的居民作为调查对象。CHARLS数据库变量丰富,涉及家庭信息、个体健康情况、医疗保健与保险以及家庭资产等方面,是一个可以较好反映中国中老年人群健康和社会功能的高质量数据库^[8]。本研究选择2015年首次进入该调查队列的人群作为研究对象,并剔除心脏病调查数据缺失者。所有CHARLS的基线及随访调查均得到了北京大学伦理审查委员会批准(编号:IRB00001052-11015),所收集的信息和数据可通过网址(<http://charls.pku.edu.cn/>)获取。

1.2 调查内容

调查内容主要包括研究对象的基本信息和患病情况。其中,基本信息包括:性别、年龄、吸烟和饮酒情况;患病情况包括:糖尿病、高血压、血脂异常和心脏病的患病情况。所有变量的分类规则为:性别中0代表女性,1代表男性;年龄变量中0表示 > 65 岁组,1表示45~65岁组;高血压、血脂异常和糖尿病中0均代表不患病,1表示患病;吸烟中0表示不吸烟,1表示吸烟;饮酒中0表示不饮酒,1表示饮酒。

1.3 统计模型介绍与构建

1.3.1 Logistic 回归模型 Logistic 回归模型是一种概率型线性回归预测模型,按因变量的类型可以分为二分类、有序分类和无序多分类 Logistic 回归模型,广泛应用于探索结局(发病与否和死亡与否等)与其他变量间关系的观察性研究中。二分类 Logistic 回归模型的因变量Y是一个二分类变量,其模型可表示为:

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k X_k \quad (1)$$

其中, β_0 为常数项, $\beta_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 分别是自变量 $X_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 的回归系数,P表示在n个自变量作用下阳性结果发生的概率。

随机效应 Logistic 回归模型是 Logistic 回归模型的扩展,一般用于分析存在群体间异质性和群体内同质性的多水平层次结构数据。模型表达式为:

$$\ln\left(\frac{P_{ij}}{1-P_{ij}}\right) = \beta_0 + \sum_{k=1}^n \beta_k X_{kij} + \mu_{0j} \quad (2)$$

其中, i 代表共有 i 例观察对象, j 表示共有 j 个组群水平, μ_{0j} 为第 j 个组群水平的随机效应参数,该参数服从均数为0,方差为 $\sigma_{\mu_0}^2$ 的正态分布,值越大说明组群水平间的异质性越强。Logistic 回归模型通常采用最大似然估计方法进行参数估计。

1.3.2 贝叶斯 Logistic 回归模型 该方法将模型中的各个待估计参数视为随机变量,通过给定其适当的先验分布并结合样本信息得到各个参数的后验分布结果来实现参数估计。根据实际问题,可以在 Logistic 回归和随机效应的 Logistic 回归模型基础上,引入贝叶斯理论,可分别建立贝叶斯固定效应和随机效应的 Logistic 回归模型。

在贝叶斯随机效应 Logistic 回归模型中, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 和 μ_{0j} 均为待估计参数,需要对其分别指定适宜的先验分布。不合适的先验分布会对模型拟合效果产生影响,因此,我们按照 OpenBUGS 使用手册的建议^[9]将 β_n 和 μ_{0j} 的先验分布均设定为独立的无信息正态先验分布:

$$\beta_n (n = 0, 1, 2, \dots, n) \sim N(0, \tau) \quad (3)$$

$$\mu_{0j} \sim N(0, \tau) \quad (4)$$

其中, $\tau = 1/\sigma^2$,记为精度,即方差的倒数。考虑到先验信息对后验分布的影响,设定式(3)中的 $\tau = 0.000001$;式(4)中 τ 可设定为服从 Ga(0.001, 0.001)的随机分布。当不考虑随机效应参数时,模型将退化为固定效应的贝叶斯 Logistic 回归模型。

利用贝叶斯公式对 Logistic 回归模型的参数进行估计往往需要复杂的运算过程。OpenBUGS 等贝叶斯统计软件可以通过蒙特卡罗模拟和 Gibbs 抽样快速实现参数估计,弥补了贝叶斯运算复杂的缺陷。本研究在2015年 CHARLS 数据集中首次进入调查队列的人群心脏病患病数据基础上,以自报告心脏病为结局变量,以性别、年龄、自报告高血压、血脂异常、糖尿病、饮酒和吸烟七个自变量,采用 OpenBUGS 软件利用二项分布拟合了贝叶斯 Logistic 回归模型并进行参数估计。本文分别建立固定效应和随机效应的贝叶斯 Logistic 回归模型的 OpenBUGS 程序如下:

程序1:固定效应模型:

模型中n表示组数,m表示自变量的个数,R[i]表示第i组阳性数,T[i]表示第i组的总例数,p[i]表示第i组的阳性概率。

```
model{
  for (i in 1:n) {
```

```

R[i] ~ dbin(p[i], T[i])
logit(p[i]) <- alpha + beta[1:m] * X[i, 1:m]
}
alpha ~ dnorm(0.0, 1.0E-6)
for(j in 1:m){
  beta[j] ~ dnorm(0.0, 1.0E-6)
  OR[j] <- exp(beta[j])
}
}

```

模型中, α 为常数项; $\beta[1:m]$ 为 m 个自变量 X 的回归系数。若要构建随机效应模型, 在固定效应模型的基础上增加随机效应参数 $b[i]$, 并给定具有 0 均值且服从伽马分布的随机精度的正态先验分布即可, 见程序 2。

程序 2:

```

model{
  for (i in 1:n) {
    logit(p[i]) <- alpha + beta[1:m] * X[i, 1:m] + b[i]
    b[i] ~ dnorm(0.0, tau)
    tau ~ dgamma(0.001, 0.001)
    sigma <- 1 / sqrt(tau)
  }
  alpha ~ dnorm(0.0, 1.0E-6)
  for(j in 1:m){
    beta[j] ~ dnorm(0.0, 1.0E-6)
    OR[j] <- exp(beta[j])
  }
}

```

在 OpenBUGS 软件中进行模型参数估计时, 需要设定多条马尔科夫链进行迭代运算, 以保证模型较好地拟合且得到可靠的后验估计结果。进行模型迭代时需要设置退火参数的值, 用于消除迭代初期模型的未收敛状态对参数估计造成的不良影响。模型的拟合效果可以通过迭代历史图、BGR 图和迭代轨迹图观察; 自相关程度通过观察自相关图判断, 若存在较高自相关可以通过增大 $thin$ 值来降低, 但增大 $thin$ 值需要更大的迭代样本量。为保证参数估计的准确性, 一般要求各参数的蒙特卡洛误差小于标准差的 5%, 若不符合可通过增大迭代样本量以达到减小蒙特卡洛误差的目的。

1.4 统计学分析

采用 SPSS 26.0 统计软件对数据进行统计描述, 分类资料均用构成比或率 (%) 表示。采用 OpenBUGS 软件进行统计推断。以心脏病为因变量, 吸烟、饮酒、年龄、性别、血脂异常、糖尿病和高血压为自变量构建随机效应和固定效应的贝叶斯 Logistic 回归模型, 探讨 45 岁以上中老年人心脏病患病的影响因素。模型拟合效果通过偏差信息准则 (deviance information criterion,

DIC) 和 pD 值来判断, 其中 pD 是 DIC 计算公式中的一个组成部分, 用于评价模型复杂度, 其数值越大表示模型越复杂, 可能存在过度拟合的风险, 而 DIC 用于综合评价模型拟合优度, 值越小表明模型的拟合效果越优。

2 结果

2.1 基本信息

纳入研究的调查对象共 525 例, 其中男女比为 1:0.9; 45 ~ 65 岁年龄组人数较多 (334 人), 占比 63.6%; 38.7% 的调查对象存在吸烟行为, 44.2% 的调查对象存在饮酒行为; 136 人患有高血压, 患病率为 25.9%; 84 人存在血脂异常, 患病率为 16.0%; 48 人患糖尿病, 患病率为 9.1%; 心脏病患病率为 11.8% (62 人)。为满足利用二项分布拟合贝叶斯随机效应模型的需要, 二分类的七个自变量将 525 例调查对象共分为 78 组, 分别统计每组的患病人数和总人数, 具体内容详见表 1。

2.2 贝叶斯 Logistic 回归模型的拟合

贝叶斯模型共迭代 20 000 次, 前 5 000 次用于退火, 剩余 15 000 次用于参数的后验估计。两个模型的自相关图均显示各条链间的自相关程度较低; BGR 图、迭代历史图和迭代轨迹图均显示模型的收敛效果较好, 见图 1 和图 2。各参数的蒙特卡洛误差均小于 5% 的标准差, 随机效应模型的 DIC 值和 pD 值均大于固定效应模型 (随机效应模型: DIC = 156.6, pD = 11.96; 固定效应模型: DIC = 155.8, pD = 7.79), 见表 2。

2.3 随机效应和固定效应贝叶斯 Logistic 回归结果

两个模型结果均显示, 性别、高血压和糖尿病对中老年人心脏病患病率有显著的影响, 三个影响因素的点估计值较接近, 但随机效应模型估计的 95%CI 略宽于固定效应模型, 结果见表 3。

表 1 525 例调查对象心脏病影响因素的数据资料表

Table 1 Data sheet of factors influencing heart disease in 525 respondents

组别	性别	年龄	高血压	血脂异常	糖尿病	吸烟	饮酒	心脏病患病人数(n)	总人数(n)
1	0	0	0	0	0	0	0	2	34
2	0	0	0	0	0	0	1	2	8
3	0	0	0	0	0	1	0	1	3
4	0	0	0	0	0	1	1	1	1
5	0	0	0	0	1	0	0	1	1
...
74	1	1	1	1	0	1	1	1	6
75	1	1	1	1	1	0	0	0	1
76	1	1	1	1	1	0	1	0	2
77	1	1	1	1	1	1	0	0	2
78	1	1	1	1	1	1	1	1	1

表 2 2 个贝叶斯模型的拟合效果

Table 2 Fitting effects of the two Bayesian models

模型	DIC	pD
随机效应模型	156.6	11.96
固定效应模型	155.8	7.79

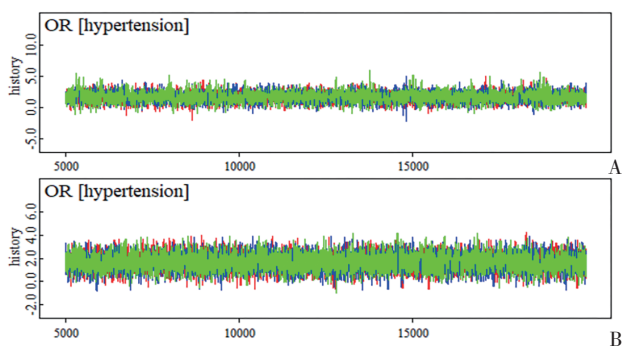


图1 贝叶斯随机效应模型(A)和固定效应模型(B)的迭代历史图
Figure 1 Iteration history plots of Bayesian random effects model (A) and fixed effects model (B)

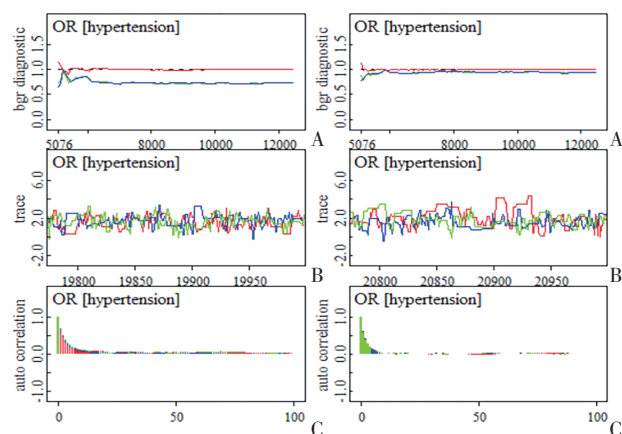


图2 贝叶斯随机效应模型(左)和固定效应模型(右)的BGR图(A)、迭代轨迹图(B)和自相关图(C)
Figure 2 BGR plots (A), iteration trace plots (B) and auto-correlation plots (C) for Bayesian random effects model (left) and fixed effects model (right)

表3 2个贝叶斯模型的参数估计结果

Table 3 Parameter estimation results of the two Bayesian models

变量	固定效应模型		随机效应模型	
	OR	95%CI	OR	95%CI
性别		0.10 ~ 0.67		0.09 ~ 0.65
女	1.00		1.00	
男	0.30		0.28	
年龄		0.31 ~ 1.04		0.28 ~ 1.04
≥ 65岁	1.00		1.00	
45 ~ 65岁	0.59		0.58	
高血压		1.97 ~ 6.63		1.81 ~ 6.88
否	1.00		1.00	
是	3.76		3.76	
血脂异常		0.58 ~ 2.44		0.52 ~ 2.46
否	1.00		1.00	
是	1.30		1.26	
糖尿病		1.33 ~ 6.53		1.30 ~ 7.19
否	1.00		1.00	
是	3.24		3.36	
吸烟		0.81 ~ 5.20		0.83 ~ 5.41
否	1.00		1.00	
是	2.30		2.36	
饮酒		0.37 ~ 1.53		0.36 ~ 1.61
否	1.00		1.00	
是	0.82		0.83	

3 讨论

Logistic 回归模型作为广义线性回归模型的一种,因其回归系数在处理分类变量与多个自变量间关系时易于理解和解释而被广泛应用。然而,基于最大似然估计的 Logistic 回归模型在面对样本量较少的数据时其参数估计的精度会低于贝叶斯估计方法^[10]。此外,在面对解释变量较多的实际数据时, Logistic 回归模型易出现欠拟合情况,而贝叶斯估计在处理高维数据方面具有极佳的效果^[11-12]。基于贝叶斯估计的诸多优势,国内外学者开始热衷于使用贝叶斯方法处理回归模型的参数估计问题。本研究使用了基于贝叶斯方法的随机效应和固定效应 Logistic 回归模型探索中老年人心脏病患病率的影响因素,并对比了两个模型的应用效果。

两个模型的参数估计结果基本一致,均得到了有统计学意义的心脏病影响因素,分别为性别、高血压和糖尿病。结果显示,男性调查对象的心脏病患病率比女性低 70%。这可能与中老年女性因停经而失去了雌激素保护有关。雌激素被广泛认为对心血管系统具有保护作用,包括降低胆固醇水平、扩宽血管和抑制血小板聚集等。当女性更年期后停经,卵巢产生雌激素的功能显著下降,机体内雌激素水平会出现明显降低,从而增加心血管疾病患病风险。此外,中老年女性在更年期后体内甘油三酯和胆固醇水平会增高,出现腹型肥胖的几率增加,这些指标的升高也可能会增加患心脏病的风险。有较多研究表明,女性在绝经前心脏病发病率低于男性,但在绝经后心血管类疾病发病率会迅速增加^[13-15]。这说明在医疗卫生服务中应该重点关注 45 岁以上女性的心血管健康状况,为这类人群进行心血管健康教育,提供预防保健方案,定期开展体检,以有效地预防心脏疾病的发生和发展。然而,韩运佳等发现 40 岁以上的中年男性可能由于事业压力和家庭责任影响身体健康,其心脏病患病率高于女性^[16]。患有高血压和糖尿病的人群的心脏病患病率分别是未患病群体的 3.76 倍和 3.24 倍。众多研究表明,血糖升高与心血管疾病密切相关,1 型糖尿病和 2 型糖尿病均是心脏病的危险因素,高血糖会损害血管内皮细胞,从而促进动脉粥样硬化的形成^[17-20]。同样地,高血压也会导致心脏和血管内壁损伤,形成血栓和动脉硬化;还可能使心脏发生结构上的适应性改变,导致心肌肥厚,增加心脏负荷。糖尿病和高血压不仅能够对心脏产生直接的不良影响,还会通过诱发并发症来间接增加心脏病患病风险。有研究发现,与糖尿病合并存在的肥胖、胰岛素抵抗和高 TG 血症等多个危险因素均会增加心血管疾病的发生风险,且糖尿病患者可以在无症状时期利用超声心动图检查发现心脏功能异常^[21,22]。而

高血压可以诱发多种并发症,包括冠心病、脑卒中、慢性肾病和心力衰竭等疾病,是心血管疾病的最重要危险因素之一^[23-25]。2019年《中国心血管疾病风险评估和管理指南》指出若长期将收缩压和舒张压保持在理想范围内(< 120/80 mmHg),能够有效预防中国成年人44.1%的心血管疾病发生^[26]。糖尿病和高血压对心脏病的影响十分显著且重要,这提示我们应该尤其重视中老年人中糖尿病和高血压患病人群的心脏健康,定期开展健康监测、体检和实施健康教育,通过三早预防降低此类人群出现心脏疾病的风险。

本研究显示两个模型均有较好的收敛效果,但随机效应模型的DIC值和pD值均略高于固定效应模型,说明在本研究中随机效应参数的引入对于提高模型的拟合优度而言并不有利,且在一定程度上增加了模型复杂度。在实际研究中,是否引入随机效应参数应视具体情况而定。

本研究依旧存在一些局限性,CHARLS数据库中调查对象的患病情况仅是由自我报告的医生诊断结果确定的,缺乏诊断标准;此外,心脏病等疾病范畴较大,不同心脏疾病间均存在差异,影响因素也并不完全相同,这可能会影响分析结果的实际意义;自变量的选择方面缺乏身高、体重等体检指标和血液指标,所得到的研究结果尚不够全面。

4 结论

本研究结果显示,随机效应和固定效应贝叶斯Logistic回归模型均能很好地拟合中国中老年人心脏病患病数据,且影响因素较一致,但随机效应模型较固定效应模型拟合效果稍差。因此,在利用贝叶斯Logistic回归模型解决实际问题时,是否引入随机效应,需根据实际情况而定。

5 参考文献

- [1] 胡盛寿,高润霖,刘力生,等.《中国心血管病报告2018》概要[J]. 中国循环杂志,2019,34(3): 209-220.
- [2] 周脉耕,薛明. 中国死因监测数据集2019 [M]. 中国科学技术出版社,2020.
- [3] 方积乾. 卫生统计学[M]. 7. 北京: 人民卫生出版社,2012.
- [4] ALBERT JH, CHIB S. Bayesian analysis of binary and polychotomous response data[J]. J Am Stat Assoc, 1993, 88 (422): 669-679.
- [5] BARRY J. Doing Bayesian data analysis: a tutorial with R and BUGS[J]. Eur J Psychol, 2011, 7(4): 778-779.
- [6] 高文龙,林和,刘小宁,等. 贝叶斯log-binomial回归方法评估患病率比的研究[J]. 中华流行病学杂志,2017,38(3): 400-405.
- [7] 王纯杰,戚顺欣,张洪阳. Logistic回归模型参数的贝叶斯估计及应用[J]. 统计与决策,2020,36(22): 14-18.
- [8] ZHAO YH, HU YS, SMITH JP, et al. Cohort profile: the China health and retirement longitudinal study (CHARLS)[J]. Int J Epidemiol, 2014, 43(1): 61-68.
- [9] SPIEGELHALTER D, THOMAS A, BEST N, et al. Open BUGS User Manual (version 3.2.3) [M]. Cambridge: MRCBiostatistics Unit, 2014.
- [10] 韦来生,张伟平. 贝叶斯分析 [M]. 贝叶斯分析,2013.
- [11] GEORGE EI, MCCULLOCH RE. Variable selection via Gibbs sampling[J]. J Am Stat Assoc, 1993, 88(423): 881-889.
- [12] O'hara Robert B, Sillanpää Mikko J. A review of Bayesian variable selection methods: what, how and which [J]. Bayesian Analysis, 2009, 4(1): 85-117.
- [13] ELSAESSER A, HAMM CW. Acute coronary syndrome: the risk of being female[J]. Circulation, 2004, 109(5): 565-567.
- [14] ALI RAZA J, REINHART RA, MOVAHED A. Ischemic heart disease in women and the role of hormone therapy[J]. Int J Cardiol, 2004, 96(1): 7-19.
- [15] 王峻霞,丁令智,简金洋,等. 基于CHARLS数据库的中国老年人慢性病共病现状及影响因素分析[J]. 应用预防医学, 2023, 29(3): 151-154, 160.
- [16] 韩运佳,史平,林梅. 中老年人冠心病高危人群的健康指导[J]. 科技展望,2016,26(31): 278.
- [17] MAZZONE T, CHAIT A, PLUTZKY J. Cardiovascular disease risk in type 2 diabetes mellitus: insights from mechanistic studies[J]. Lancet, 2008, 371(9626): 1800-1809.
- [18] LI GW, ZHANG P, WANG JP, et al. The long-term effect of lifestyle interventions to prevent diabetes in the China Da Qing Diabetes Prevention Study: a 20-year follow-up study[J]. Lancet, 2008, 371(9626): 1783-1789.
- [19] NAKAGAMI T. Hyperglycaemia and mortality from all causes and from cardiovascular disease in five populations of Asian origin[J]. Diabetologia, 2004, 47(3): 385-394.
- [20] 徐勇,马秀梅. 糖尿病心肌病的早期诊断与治疗策略[J]. 西南医科大学学报,2023,46(5): 387-392,399.
- [21] VON BIBRA H, THRAINSDOTTIR IS, HANSEN A, et al. Tissue Doppler imaging for the detection and quantitation of myocardial dysfunction in patients with type 2 diabetes mellitus[J]. Diab Vasc Dis Res, 2005, 2(1): 24-30.
- [22] 黄通,刘志慧,周华,等. 2型糖尿病合并冠心病患者血管病变危险因素分析[J]. 中国热带医学,2011,11(3): 372-373.
- [23] 中国高血压防治指南修订委员会,高血压联盟(中国,中华医学会心血管病学分会中国医师协会高血压专业委员会,等. 中国高血压防治指南(2018年修订版)[J]. 中国心血管杂志,2019, 24(1): 24-56.
- [24] 张新军. 血压管理理念更新: 联合治疗,助力达标[J]. 西南医科大学学报,2022,45(4): 277-281.
- [25] 杨颖. 心力衰竭患者预后影响因素分析[J]. 中国药物与临床, 2020, 20(20): 3387-3389.
- [26] 中国心血管病风险评估和管理指南编写联合委员会. 中国心血管病风险评估和管理指南[J]. 中华预防医学杂志,2019, 53(1): 13-35.

(利益冲突:无)

(收稿日期:2024-01-09;修回日期:2024-05-13)