

所属类别	2023 年“华数杯”全国大学生数学建模竞赛	参赛编号
本科组		CM2302374

基于机器学习和评价体系对母亲身心健康对婴儿成长影响的探究

摘要

本文通过建立机器学习模型对婴儿行为特征、母亲身心指标和婴儿睡眠质量进行了相关性研究，并提供治疗方案。

针对问题一，本文对婴儿行为特征和母亲的身心指标进行预处理，针对多重统计变量设计分层统计：对连续型变量进行方差分析,对分类型变量进行逻辑回归。通过对指标变量采用相关性分析和多因素方差分析，得到变量间关系结论：母亲年龄与婴儿入睡方式、行为特征，母亲妊娠时间与婴儿睡醒次数，母亲 HADS 得分与婴儿睡醒次数、整晚睡眠时间、婴儿行为特征，母亲 EPDS 得分与婴儿睡醒次数、整晚睡眠时间关系显著，其余指标之间并未发现显著性影响。

针对问题二，采用逻辑回归、随机森林、神经网络、XGboost 等集成算法进行训练，选择准确率最高的 XGboost 机器学习模型进行求解。对处理过的数据集，通过最小化损失函数来调整模型的参数，通过交叉验证等方法寻找模型在预测婴儿行为特征上表现最优的参数组合，利用训练好的 XGboost 模型，对最后 20 组婴儿行为特征类型的预测。

针对问题三，通过遗传算法与问题二的 XGBoost 模型相结合，对指定治疗组进行求解，最终得到治疗方案为：中等型最低费用 695 元，安静型治疗费用 10448 元。

针对问题四，通过 CRITIC 法对婴儿睡眠质量指标进行判断，并使用秩和比综合评价法建立婴儿综合睡眠质量评价分层体系，对婴儿综合睡眠质量进行优、良、中、差分档评判，其中各个权重指标通过 CRITIC 法得到。然后根据评判结果，使用机器学习随机森林模型进行训练，建立婴儿睡眠综合质量与母亲身心指标的关联模型，从而预测后 20 组婴儿的睡眠综合质量。

针对问题五，基于问题四的评价模型和关联模型，计算出 238 号婴儿的初始睡眠质量等级，使用与问题三相同的思路，通过改进问题四所用的关联模型，将新的治疗后 238 号样本母亲的心理指标与其他指标代入该模型，最终得到新治疗方案：中等型(睡眠质量优)最低费用 8699 元

关键词：XGboost 遗传算法 CRITIC 法 秩和比综合评价法 随机森林 关联模型

1 问题综述

1.1 问题背景

在婴儿早年的生长和发育过程中，母亲的参与起到了重要的作用。在提供物理上的保护之外，母亲也同样会在情感上影响婴儿，如母亲的不良心理健康状态会在婴儿的认知、情感、社会行为等方面产生负面影响。

魏乾伟¹等学者通过研究母亲的特点、哄睡方式、入睡环境等指标对婴儿入睡困难率进行研究，探讨影响婴儿睡眠的多种因素。但研未涉及母亲心理状况等因素。因此，我们在过往的研究基础上，希望建立适当的模型进一步衡量母亲可能会对婴儿的生理和心理发展产生负面影响的过程，以帮助医疗研究与婴儿抚养。

1.2 问题提出

(1)研究表明，母亲的身体指标和心理指标对婴儿的行为特征和睡眠质量有影响，请根据附件中的数据研究其中的规律。

(2)通过建立立婴儿的行为特征与母亲的身体指标与心理指标的关系模型，对数据表中最后 20 组(编号 391-410 号)缺失行为特征的婴儿进行判断，得出他们是什么类型。

(3)对母亲焦虑的干预有助于提高母亲的心理健康水平，还可以改善母婴交互质量，促进婴儿的认知、情感和社交发展。通过建立模型，分析最少需要花费多少费用进行治疗，能够使婴儿的行为特征从矛盾型变为中等型？

(4)婴儿的睡眠质量指标包含整晚睡眠时间、睡醒次数、入睡方式，请通过对婴儿的睡眠质量进行优、良、中、差四分类综合评判，建立婴儿综合睡眠质量与母亲的身心指标的关联模型，预测最后 20 组(编号 391-410 号)婴儿的综合睡眠质量。

(5)在问题三的基础上，若需要让 238 号婴儿的睡眠质量评级为优，请问问题三的治疗策略是否需要调整？如何调整？

2 模型假设与符号说明

2.1 模型基本假设

- (1)假设附件中的数据真实可靠，仅有部分存在误差。
- (2)假设附录中的婴儿不存在先天偶发性原因导致的睡眠问题。

2.2 符号说明

符号	名称
$X_{i(i=HADS,CBTS,EPDS)}$	量表得分
t_i	整晚睡眠时间
n_i	睡醒次数

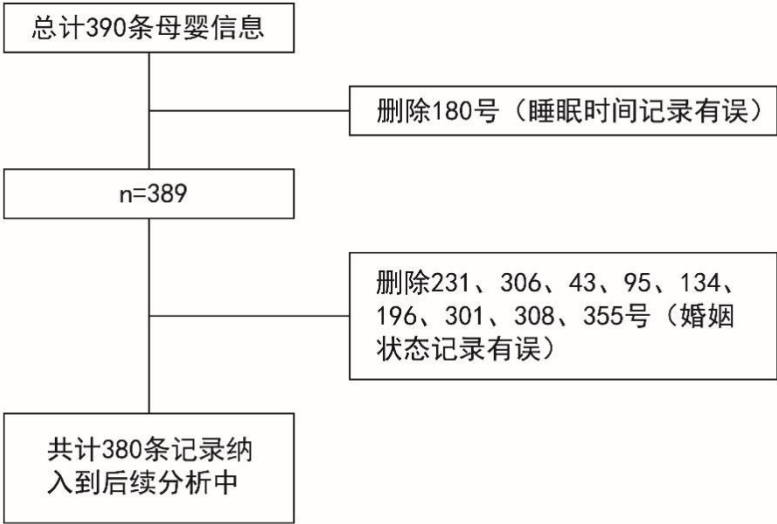
3 问题分析与模型建立

3.1 数据预处理

3.1.1 数据清理

附录中 180 号整晚睡眠时间错误，对该条记录删除。

由于婚姻状况“已婚、未婚”的标记为“1，2”，因此将婚姻状况为其他数值的个例删除，不符合要求的编号为 231、306、43、95、134、196、301、308、355 号。



3.1.2 数据变换

为了便于计算，将睡眠时间格式转换为小数。

将行为特征进行分类编码，特征“安静型、中等型、矛盾型”分别对应编码“1、2、3”。

4 问题 1 的模型建立与求解

4.1 问题 1 分析

针对问题 1，我们首先对数据进行分析，对于连续型变量我们进行了方差分析，对于分类型变量，我们进行卡方检验，如有单元格理论频数小于 10，我们增加 Fish 精确检验。在我们的研究中， $P<0.05$ 被认为有显著意义，得到结果如下表所示：

表 1 研究人群描述				
	安稳型	中等型	矛盾型	P-value
母亲年龄	30.91±3.99	30.05±4.52	29.41±4.80	0.101
妊娠时间	39.22±1.74	39.07±1.86	39.12±2.43	0.779

	CBTS	5.35±5.08	6.24±5.05	6.59±4.73	0.220
	EPDS	8.19±6.67	9.30±6.80	11.02±6.83	0.056
	HADS	7.26±4.40	8.07±4.23	8.75±4.34	0.098
	睡眠时间	10.34±1.50	10.14±1.39	9.89±1.56	0.175
	睡醒次数	1.06±1.36	1.45±1.45	2.64±2.37	<0.001
婚姻状况	未婚	4(3.45%)	9(4.09%)	1(2.27%)	0.832
	已婚	112(96.55%)	211(95.91%)	43(97.73%)	
	小学	1(0.86%)	0(0.00%)	1(2.27%)	
教育	初中	7(6.03%)	12(5.45%)	1(2.27%)	0.713
	高中	31(26.72%)	54(24.55%)	11(25.00%)	
	大学	26(22.41%)	47(21.36%)	10(22.73%)	
	研究生	51(43.97%)	107(48.64%)	21(47.73%)	
妊娠类型	自然分娩	115(99.14%)	216(98.18%)	44(100.00%)	0.549
	剖宫产	1(0.86%)	4(1.82%)	0(0.00%)	
	哄睡法	30(25.86%)	42(19.09%)	12(27.27%)	
睡眠类型	抚触法	13(11.21%)	44(20.00%)	11(25.00%)	0.022
	安抚奶嘴法	6(5.17%)	12(5.45%)	2(4.55%)	
	环境营造法	61(52.59%)	89(40.45%)	13(29.55%)	
	定时法	6(5.17%)	33(15.00%)	6(13.64%)	
婴儿性别	男性	59(50.86%)	112(50.91%)	25(56.82%)	0.761
	女性	57(49.14%)	108(49.09%)	19(43.18%)	
婴儿年龄	1	59(50.86%)	74(33.64%)	5(11.36%)	<0.001
	2	44(37.93%)	73(33.18%)	8(18.18%)	
	3	13(11.21%)	73(33.18%)	31(70.45%)	

4.2 建模前准备

针对问题中母亲的身心指标与婴儿的行为特征数据分别进行 Z-score 标准化处理：

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad (1)$$

其中，Z 是标准化后的值，X 是原始观测值， μ 是变量的平均值， σ 是变量的标准差。

由于涉及到多重统计变量，因此我们设计分层统计：

针对分层变量，系统自动对连续性变量进行 t 检验或方差分析列出 P 值，同时自动做非参数检验，列出 P 值。

$$t = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma_x / \sqrt{n}} \quad (2)$$

针对分类变量，系统通过逻辑回归进行相关性检验，并计算出回归结果：

$$P(Y = k | x) = \frac{\exp(w_k \cdot x)}{1 + \sum_{j=1}^{K-1} \exp(w_j \cdot x)}, k \in 1, \dots, K-1 \quad (3)$$

4.3 身体指标和心理特征与睡眠时间和睡醒次数的回归分析

表 2 身体指标与婴儿睡眠质量相关性分析结果

		睡眠时间	睡醒次数
年龄		0.02(-0.02,0.05)0.3075	0.01(-0.03,0.05)0.5610
婚姻状况	未婚	0	0
	已婚	0.07(-0.71,0.84)0.8653	-0.33(-1.19,0.54)0.4602
教育	小学	0	0
	初中	1.20(-0.90,3.30)0.2625	0.35(-2.01,2.71)0.7716
	高中	0.77(-1.25,2.79)0.4547	0.36(-1.91,2.64)0.7536
	大学	1.24(-0.78,3.26)0.2298	0.33(-1.95,2.60)0.7797
	研究生	0.83(-1.18,2.84)0.4166	0.61(-1.65,2.88)0.5950
妊娠时间		0.04(-0.04,0.12)0.3175	0.07(-0.01,0.16)0.0994
妊娠方式	自然分娩	0	0
	剖宫产	0.23(-1.05,1.51)0.7232	-0.88(-2.31,0.55)0.2271
CBTS		-0.03(-0.06,-0.00)0.0275	0.02(-0.01,0.05)0.2519
EPDS		-0.05(-0.07,-0.03)<0.0001	0.03(0.01,0.06)0.0060
HADS		-0.05(-0.08,-0.02)0.0035	0.04(0.01,0.08)0.0236

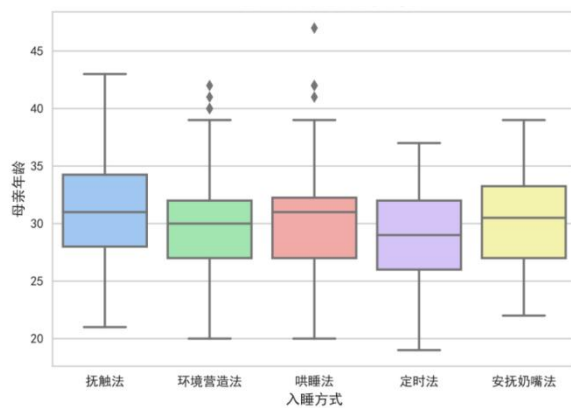


图 1 入睡方式与母亲年龄分布情况

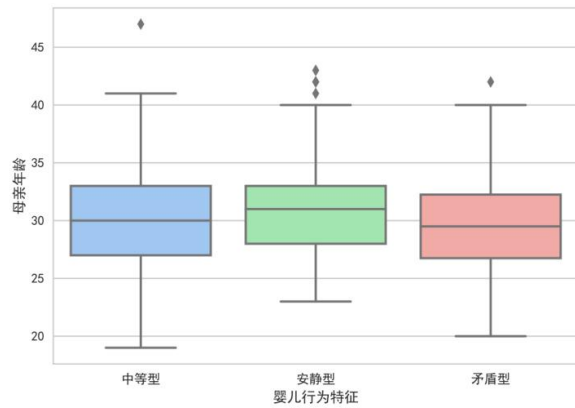


图 2 婴儿行为特征与母亲年龄分布情况

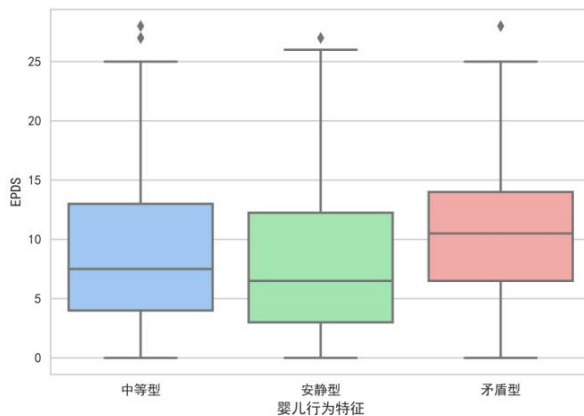


图 3 婴儿行为特征与母亲 EPDS 分布情况

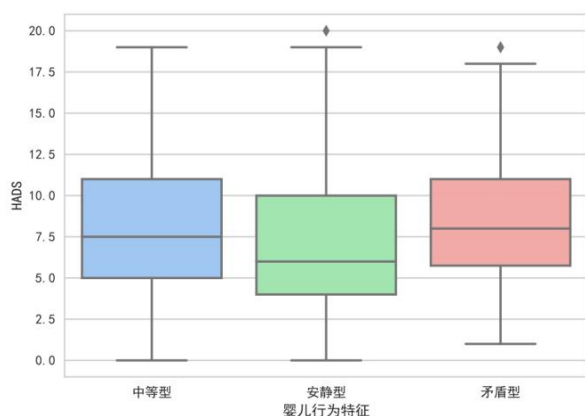


图 4 婴儿行为特征与母亲 HADS 分布情况

在身体特征方面，母亲的年龄与婴儿的睡眠时间和睡醒次数关系不明显。婚姻状况方面，已婚母亲的婴儿睡眠时间稍长，但未婚和已婚之间的差异并不显著。在教育程度方面，婴儿的睡眠时间与睡醒次数并未呈现出显著差异。妊娠时间似乎在睡眠质量上没有大的影响，而妊娠方式也对婴儿的睡眠质量和行为特征影响不明显。

在心理特征方面，EPDS 和 HADS 的分数与婴儿睡眠时间和睡醒次数之间存在一定的关系。EPDS 或 HADS 分数较高的母亲，可能会伴随着更多的睡醒次数，这意味着母亲的情绪状态可能会影响到婴儿的夜间觉醒。同时，分数较高的母亲可能会影响婴儿的睡眠时间，使其更容易受到干扰，导致睡眠时间的减少。另外，CBTS 在影响婴儿的睡眠时间方面也呈显著的效应。这提示我们母亲的心理特征对婴儿的睡眠质量可能存在潜在的关联性。

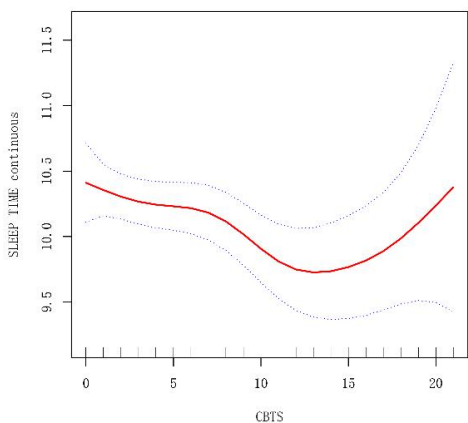


图 5 CBTS 与睡眠时间分布关系

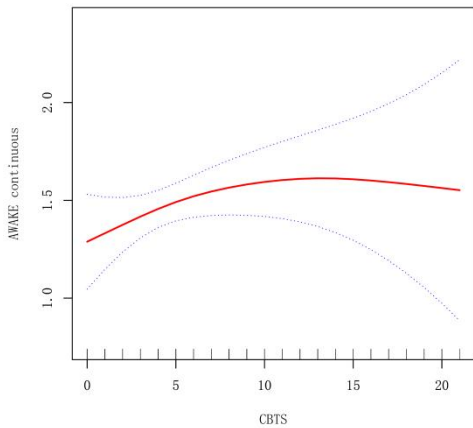


图 6 CBTS 与睡醒次数分布关系

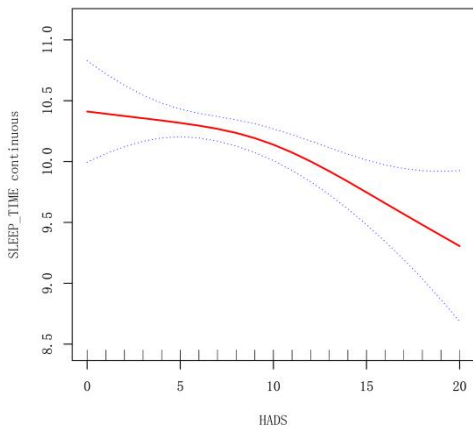


图 7 HADS 与睡眠时间分布关系

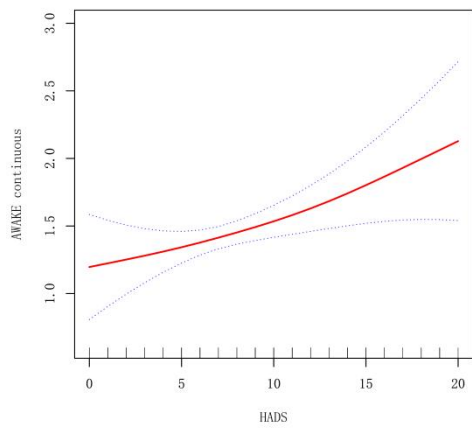


图 8 HADS 与睡醒次数分布关系

4.4 身体指标和心理特征与睡眠时间和睡醒次数的回归分析

表 3 身体指标与睡眠时间和睡醒次数的回归分析结果				
哄睡法	抚触法	安抚奶嘴法	环境营造法	定时法
年龄	1.0(re 1.0298(0.9540,1.111	0.9923(0.8876,1.109	0.9601(0.9008,1.023	0.9198(0.8397,1.007

	f.)	7)0.4509	3)0.8916	4)0.2116	6)0.0722
已婚	1.0(re f.)	0.2204(0.0205,2.370	0.1800(0.0103,3.153	0.2436(0.0283,2.095	0.2430(0.0202,2.919
妊娠时间	f.)	6)0.2121	0)0.2404	2)0.1983	1)0.2647
	1.0(re f.)	1.0529(0.8735,1.269	0.9149(0.7281,1.149	1.0693(0.9143,1.250	1.1052(0.8916,1.370
CBT	f.)	0)0.5887	7)0.4454	6)0.4015	0)0.3613
S	1.0(re f.)	1.1715(1.0465,1.311	1.1960(1.0257,1.394	1.1376(1.0310,1.255	1.0834(0.9527,1.232
EPD	f.)	5)0.0060	6)0.0224	1)0.0102	1)0.2220
S	1.0(re f.)	0.9829(0.8924,1.082	0.9590(0.8307,1.107	0.9182(0.8470,0.995	0.9509(0.8565,1.055
HAD	f.)	5)0.7260	1)0.5677	4)0.0383	7)0.3454
S	1.0(re f.)	0.9387(0.8222,1.071	0.9339(0.7711,1.131	1.0179(0.9137,1.133	1.0954(0.9509,1.262
	f.)	8)0.3498	1)0.4842	9)0.7478	0)0.2069

表 4 心理指标与睡眠时间和睡醒次数的回归分析结果

	安静型	中等型	矛盾型
年龄	1.0(ref.)	0.9480(0.8984,1.0003)0.0512	0.9224(0.8464,1.0052)0.0655
已婚	1.0(ref.)	0.7139(0.2016,2.5285)0.6015	2.1346(0.1603,28.4325)0.5660
妊娠时间	1.0(ref.)	0.9774(0.8572,1.1145)0.7332	0.9279(0.7590,1.1342)0.4650
剖宫产	1.0(ref.)	2.4030(0.2469,23.3893)0.4502	0.0000(0.0000,0.0000)<0.0001
CBTS	1.0(ref.)	1.0273(0.9514,1.1092)0.4914	0.9579(0.8513,1.0778)0.4747
EPDS	1.0(ref.)	0.9915(0.9259,1.0617)0.8064	1.0771(0.9729,1.1924)0.1525
HADS	1.0(ref.)	1.0388(0.9484,1.1378)0.4127	1.0156(0.8827,1.1686)0.8286

在表格 5 中，我们可以看到不同的育儿方法与母亲的心理指标之间的关联。例如，CBTS（分娩相关创伤后应激障碍问卷）得分与各种育儿方法之间的关系。较高的 CBTS 得分似乎与使用抚触法、安抚奶嘴法、环境营造法和定时法之间存在一定的正向关联，这意味着 CBTS 得分较高的母亲可能更倾向于使用这些育儿方法。类似地，EPDS（爱丁堡产后抑郁量表）得分也与育儿方法之间的关联有所变化。高 EPDS 得分似乎与使用安抚奶嘴法和定时法之间存在正向关联，但与其他方法之间的关系较弱。

在表格 6 中，我们可以看到心理指标与不同类型的婴儿行为特征之间的关系。年龄、妊娠时间和已婚状况似乎与婴儿行为特征之间存在一定的关联，尽管这些关联可能不是非常显著。例如，年龄与中等型行为特征之间的关系在统计上不太显著，但年龄与矛盾型行为特征之间的关系稍显明显。此外，已婚状况与中等型和矛盾型行为特征之间的关联也具有一定的程度。

问题 2：基于机器学习 XGboost 模型对婴儿行为特征进行分类预测

4.5 问题 2 分析

针对问题 2，题目要求我们对婴儿的行为特征(安静型、中等型、矛盾型)与母亲的身体指标与心理指标建立关系模型，并根据建立的模型对指定编号的婴儿行为特征信息进行类型预测。我们首先根据已经清洗好的母亲特征数据集和婴儿行为特征数据进行离群数据剔除，并通过数据处理得到适合机器学习的数据集，通过不断调整参数，得到适合 XGBoost 算法的参数，最终建立出根据母亲特征数据预测婴儿行为特征的机器学习模型，并根据最后有 20 组的母亲特征数据对这些婴儿的行为特征进行预测，得到结果。

4.6 XGBoost 原理

XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)是一种基于梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Trees)算法的机器学习模型。它在大规模数据集上表现出色，并在许多机器学习任务中取得了优秀的结果。XGBoost 通过迭代地训练弱学习器(决策树)并将它们组合成一个强大的集成模型来进行分类预测，其中主要涉及到的原理有：

(1)弱学习器：XGBoost 采用决策树作为弱学习器。决策树是一种非参数的监督学习算法，可以对数据进行分层的二元划分以建立预测模型。

(2)损失函数：XGBoost 使用梯度提升算法来最小化定义在损失函数上的目标函数。在分类问题中，常用的目标函数是逻辑损失函数(logistic loss)。

$$Obj_t = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \gamma T \quad (4)$$

(3)提升过程：XGBoost 通过迭代的方式训练决策树。它采用前向分布式算法，每一次迭代都将新的弱学习器加入到模型中。迭代过程中，XGBoost 通过最小化目标函数的增量来选择最优的划分点和叶子节点的权重。

(4)特征重要性评估：XGBoost 能够评估特征的重要性，它可以通过计算特征在所有决策树中的分裂次数或分裂增益来衡量特征的重要性。

$$Gain = \frac{1}{2} \left(\frac{G_L}{H_L^2 + \lambda} + \frac{G_R}{H_R^2 + \lambda} - \frac{G}{H^2 + \lambda} \right) - \gamma \quad (5)$$

(5)正则化：XGBoost 通过正则化来控制模型的复杂度以防止过拟合。它使用了两种正则化技术：树的复杂度控制(通过最大树深度和叶子节点的权重)和正则化参数(通过学习速率和子采样率)。

4.7 数据预处理

4.7.1 对全部指标的预处理：

基础处理，根据题目要求，去除与预测无关的指标。这里主要根据预测的 20 组中所含数据确定的，在数据集中剔除整晚睡眠时间、睡醒次数、入睡方式。

4.7.2 缺失值处理

由于样本的数据量会影响后续机器学习的训练结果，且样本的数据多为不规则的分布特征，因此我们采用拉格朗日多重插值法对已有数据集进行补充：

$$f_i(x) = \frac{(x-x_0)(x-x_1)\cdots(x-x_{i-1})(x-x_{i+1})\cdots(x-x_n)}{(x_i-x_0)(x_i-x_1)\cdots(x_i-x_{i-1})(x_i-x_{i+1})\cdots(x_i-x_n)} \quad (6)$$

$$f_n(x) = \sum_{i=0}^n f_i(x) \cdot y_i \quad (7)$$

4.7.3 对分类变量指标的处理

由于之前已经对数据进行了清洗，因此我们只需要将完整的分类指标处理为适合机器学习的数据集。数据集中涉及到的分类指标主要有婚姻状况、教育程度、分娩方式、婴儿性别和年龄，我们通过独热编码(One-Hot Encoding)对这些特征进行编码存储。

4.7.4 对连续变量指标的处理

对母亲年龄、妊娠时间(周数)、CBTS、EPDS、HADS 数据进行求总和，均值，标准差，以获得新的数据指标。并利用结果对指标数据进行标准化处理，以消除量纲影响：

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (8)$$

至此数据预处理步骤结束，我们得到了 760 个特征列用于进行下一步的训练。

4.8 利用使用 XGBoost 进行训练

4.8.1 自变量和因变量的选取

通过参考相关文献和模型测试结果，我们将母亲的三个心理指标(CBTS、EPDS、HADS)和个人特征(年龄、婚姻状况、教育程度、妊娠时间(周数)、分娩方式)作为特征，婴儿的行为特征作为标签。

4.8.2 模型比较

为了更好地建立对婴儿行为特征预测的模型，本文运用了逻辑回归、随机森林、神经网络、XGBoost 不同方法进行训练，通过对这些模型得到的训练结果进行比较，最终选择 XGBoost 作为预测模型：

表 5 各模型训练结果比较

模型	准确率	召回率	精确率	F1 值
逻辑回归	0.55	0.35	0.55	0.42
随机森林	0.43	0.43	0.50	0.57
神经网络	0.57	0.57	0.43	0.45
XGBoost	0.91	0.91	0.91	0.91

通过绘制训练损失(Training Loss)和测试损失(Test Loss)的测试结果，进一步分析神经网络模型训练的准确性，发现随着训练损失持续减小，测试损失开始增大，说明模型出现了过拟合的现象，如果用 10 轮，发现模型的预测结果相比于 XGBoost 仍然不佳，因此综合各参数考虑，我们选择 XGBoost 作为接下来的预测模型：

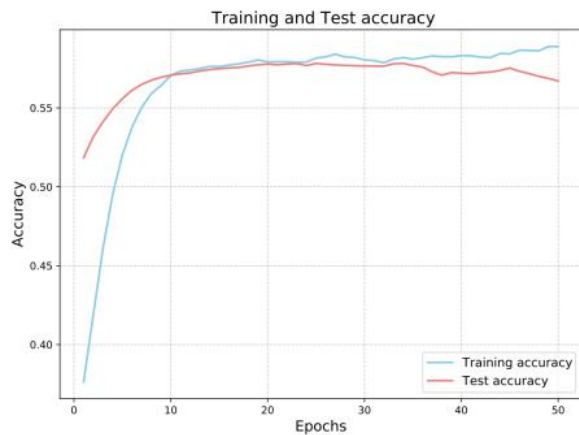


图 9 神经网络训练准确度

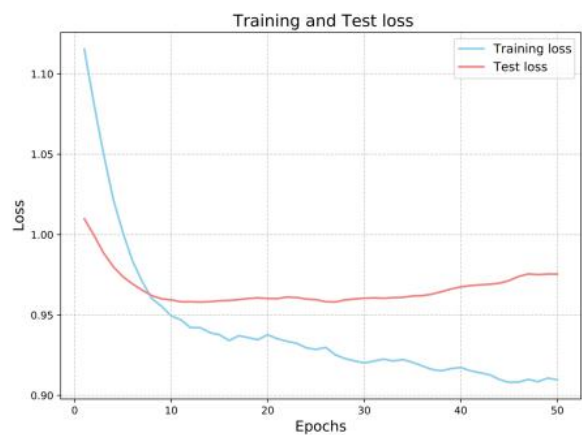


图 10 神经网络训练损失与测试损失

通过对比逻辑回归、随机森林、神经网络和 XGBoost 的准确率、召回率、精确率和 F1 score，我们最终选择 XGBoost 作为最终的预测模型进行进一步研究。

4.9 预测结果

利用已经训练好的机器学习模型，将预测的 20 组对应的母亲身体与心理指标输入模型中，我们得到对应编号婴儿的行为特征类型如下表所示：

表 6 婴儿行为特征类型预测结果

编号	391	392	393	394	395	396	397	398	399	400
预测行为	中等型	中等型	中等型	中等型	中等型	安静型	安静型	中等型	中等型	中等型
编号	401	402	403	404	405	406	407	408	409	410
预测行为	中等型	中等型	中等型	中等型	安静型	中等型	安静型	中等型	安静型	中等型

5 问题 3：基于遗传算法对婴儿治疗方案的计算

5.1 问题 3 分析

针对问题 3，题目要求我们在不同患病得分与治疗费用的基础上，对编号 238 的婴儿的母亲进行治疗方案的计算，求解出最小的治疗方案。我们首先随机生成一组可行的治疗方案作为初始可行解，并通过遗传算法逐步迭代。在计算的期间同时利用问题 2 得到的模型，将治疗后的数据与其他数据代入机器学习模型，判断婴儿行为特征类型。最终得到治疗方案的最优解。

5.2 遗传算法原理

遗传算法（Genetic Algorithm, GA）是一种基于生物进化理论的优化算法，通过模拟自然选择和遗传机制来寻找问题的最优解。其基本原理包括选择、交叉和变异三个操作：

(1)选择（Selection）：选择操作模拟了自然界中的适应度选择，根据问题的适应度函数，选择适应度较高的个体作为繁殖的父代。选择操作的目的是保留优秀的个体，并提高其在下一代中的占比。

(2)交叉（Crossover）：交叉操作模拟了遗传中基因的组合。选取两个父代个体，通过某种交叉方式，交换其基因信息，生成新的子代个体。交叉操作的目的是产生新的个体，引入遗传多样性。

(3)变异（Mutation）：变异操作模拟了基因的突变，通过随机改变个体的某些基因值，引入新的基因信息。变异操作的目的是增加种群的多样性，避免陷入局部最优解。

通过选择、交叉和变异操作，遗传算法不断迭代改进种群的解决方案，在解空间中搜索最优解。迭代过程中，较好的解决方案会越来越多地出现在种群中，最终找到近似最优解或全局最优解：

$$SGA = (C, E, P_0, M, \phi, \Gamma, \psi, T) \quad (9)$$

其中， C 表示个体的编码方案， E 表示个体适应度评价函数， P_0 表示初始种群， M 表示种群大小， ϕ 表示选择算子， Γ 表示交叉算子， ψ 表示变异算子， T 表示遗传算法终止条件

我们将第二问建立的行为特征类型判断模型与本题中的遗传算法结合，通过逐代判断类型帮助遗传算法对个体进行筛选，得到了改进后的处理流程如下图所示：

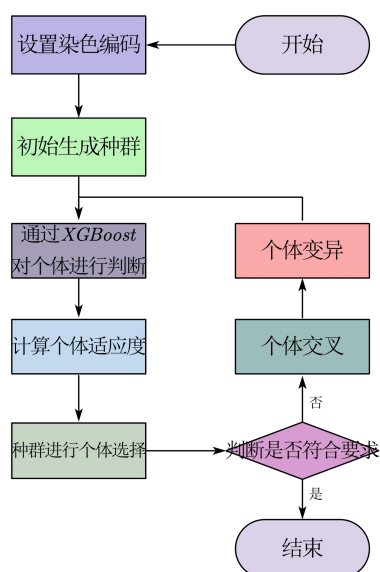


图 11 改进后的遗传算法步骤

5.3 利用遗传算法进行计算

5.3.1 编码与解码

遗传算法在进行搜索之前先将解空间的解表示成遗传算法的基因型串(也就是染色体)结构数据，这些串结构数据的不同组合就构成了不同的点。我们通过二进制编码对不同方案的解转换为可供遗传算法使用的形式：

$$\delta = \frac{U_2 - U_1}{2^k - 1} \quad (10)$$

对应的，我们通过解码方式实现遗传算法染色体向问题解的转换：

$$X = U_1 + \left(\sum_{k=1}^i b_i \cdot 2^{i-1} \right) \cdot \frac{U_2 - U_1}{2^k - 1} \quad (11)$$

5.3.2 初始可行解的生成

经过多次测试、不断调参，我们最终选择最大进化代数 100，群体大小 20，交叉概率 0.5，变异概率 0.001，随机生成 20 个体作为初始化群体。

5.3.3 利用 XGBoost 模型对行为特征类型进行判断

由于题目给定，需要我们计算出治疗到不同行为特征类型的费用。因此在迭代计算时，我们也需要对每轮生成的遗传个体对应的婴儿行为特征类型进行计算，并根据不同行为特征类型的计算目标，对得到的遗传个体进行判定筛选。

5.3.4 定义适应度函数

根据题目所给信息，不同患病得分会对应不同的治疗费用，规则如下表所示：

表 7 不同患病得分的治疗费用

CBTS		PDS		HADS	
得分	治疗费用(元)	得分	治疗费用(元)	得分	治疗费用(元)
0	200	0	500	0	300
3	2812	2	1890	5	12500

根据题目所给的条件，可以得出需要费用的目标函数为：

$$f(x) = -\frac{2612}{3}x_{CBTS} - 695x_{PDS} - 2440x_{HADS} + 72270 \quad (12)$$

对应的，我们得到遗传算法的最小值问题适应度函数为：

$$Fit(f(x)) = \begin{cases} f(x) - c_{\min}, & f(x) > c_{\min} \\ \inf, & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

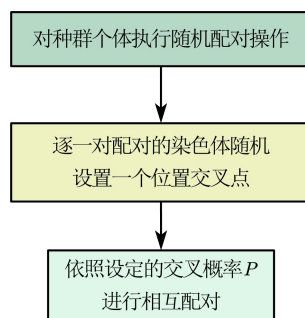
5.3.5 选择与遗传

在迭代遗传部分，我们采用三种遗传算子(选择、交叉、变异)对个体进行计算：

(1)选择。选择操作从旧群体中以一定概率选择优良个体组成新的种群，以繁殖得到下一代个体，本文采用轮盘赌的方法进行选择：

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{k=1}^M f_k} \quad (14)$$

(2) 交叉：选定的父代通过基因交叉（crossover）操作生成子代个体。交叉操作模拟基因的重组，将两个父代的染色体片段进行交换，产生新的个体，交叉的流程如下：



(3) 变异：在个别情况下，对一些子代进行基因变异（mutation）操作。变异操作以一定的概率随机改变个体染色体中的基因，引入新的基因组合，本文采用单点变异：



5.3.6 终止判断并输出

经过上述过程反复迭代后，若达到指定的迭代次数(100)、找到满意的解决方案等，均进行终止迭代，并根据适应度函数的评估结果，输出种群中适应度最好的个体作为最优解。

5.4 计算结果

将指定参数输入模型中进行计算，得到最终治疗结果为中等型和安静型的迭代过程如下图所示：

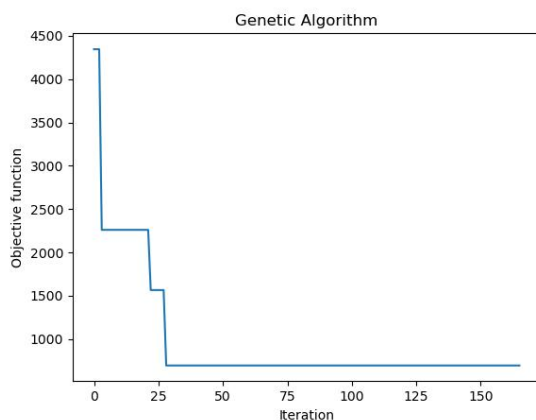


图 12 中等型计算过程图

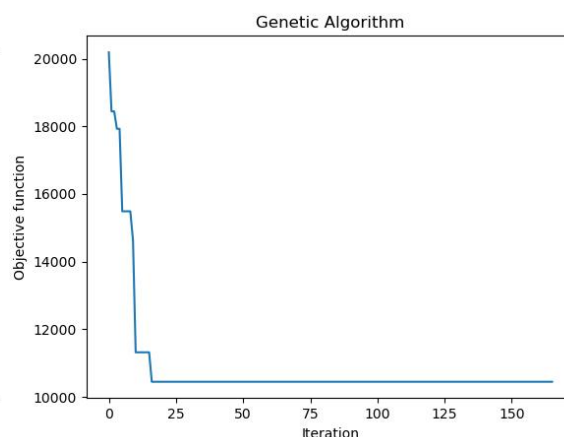


图 13 安静型计算过程图

根据迭代记录可以看到，两种治疗目标的遗传迭代次数均在 25 次左右得到了最优解。因此，我们通过遗传模型得到的两种方案最优解为：

表 8 中等型和安静型最小治疗费用方案

治疗得到婴儿 行为特征类型	母亲心理健康水平			所需费用
	EPDS	HADS	CBTS	
中等型	15	21	18	695
安静型	3	22	18	10448

6 问题 4：基于随机森林的婴儿睡眠质量预测

6.1 问题 4 分析

针对问题 4，题目要求我们建立评价指标体系衡量婴儿的综合睡眠质量，并将其按照优、良、中、差四分类综合评判，再将评价的结果与婴儿质量和母亲的身体指标、心理指标构建关联模型，对后 20S 组婴儿睡眠质量进行预测。首先，我们通过 CRITIC 权重法并查阅相关参考文献，得到代表婴儿睡眠质量的指标权重。其次，通过秩和比法构建婴儿的睡眠质量评价体系，对他们进行分档排序(优、良、中、差)。最后，将睡眠质量评价指标与母亲的身体、心理指标利用机器学习随机森林模型训练，构建二者的关联模型，并对指定婴儿组进行综合睡眠质量预测。

6.2 算法原理

6.2.1 CRITIC 法

CRITIC(Criteria Importance Through Intercriteria Correlation)权重法是一种多准则决策分析方法，用于确定决策准则的重要性权重。它基于准则之间的相关性来确定权重，考虑了准则之间的相互关系，核心原理为：

(1)互相关系数：CRITIC 方法利用互相关系数来衡量准则之间的相关性。互相关系数是一种统计指标，用于衡量两个变量之间的线性相关程度。通过计算准则矩阵中准则之间的互相关系数，可以评估准则之间的相关性。

(2)相对重要性权重：基于计算的互相关系数，CRITIC 方法将准则之间的相关性转化为准则的相对重要性权重。较高的相关系数表示相关性更强，相应的准则被认为更重要，其权重也更高。通过考虑准则之间的相互关系，CRITIC 方法提供了一种更准确的准则权重确定方法。

(3)一致性检验：为了确保互相关系数的可靠性，CRITIC 方法进行一致性检验。一致性检验通过使用一致性指标来评估互相关系数矩阵的一致性程度。一般来说，一致性检验旨在验证互相关系数矩阵是否具有合理的一致性，以确保权重的有效性和可靠性。

6.2.2 秩和比法

秩和比(RSR)指将效益型指标从小到大排序进行排名、成本型指标从大到小排序进行排名，再计算秩和比，最后统计回归、分档排序。通过秩转换，获得无量纲统计量 RSR，以 RSR 值对评价对象的优劣直接排序或分档排序，从而对评价对象做出综合评价。

6.2.3 随机森林

随机森林(Random Forest)是一种集成学习(Ensemble Learning)的机器学习方法，通过构建多个决策树来进行预测和分类任务。它是从决策树(Decision Tree)发展而来，通过引入随机性和集成的思想来提高预测性能和稳定性。随机森林的核心原理包括以下几个要点：

(1)随机抽样：在训练过程中，随机森林通过对原始数据集进行有放回抽样(Bootstrap Sampling)，生成多个训练子集(称为自助样本)，用于构建每个决策树。

(2)随机特征选择：在每个决策树的结点划分时，随机森林随机选择一部分特征进行选择，而不是对所有特征进行考虑。这样可以减少特征之间的相关性，增加了模型的多样性。

$$\begin{cases} \bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \\ S_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{n-1}} \end{cases} \quad (17)$$

(3)计算指标冲突性

$$R_j = \sum_{i=1}^p (1 - r_{ij}) \quad (18)$$

其中, r_{ij} 表示评价指标 i 和 j 之间的相关系数

(4)计算信息量与权重

$$C_j = S_j \sum_{i=1}^p (1 - r_{ij}) = S_j \times R_j \quad (19)$$

$$W_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^p C_j} \quad (20)$$

最终得到三个变量的权重为:

表 9 变量权重计算结果

指标名称	权重 W_j
入睡方式 w_i	0.419
睡眠时间 t_i	0.284
睡醒次数 n_i	0.297

6.3.2 秩和比法构建睡眠质量评价体系

(1)对三个指标编秩

将 3 个评价对象的 380 个评价指标排列成 3 行 280 列的原始数据表。编出每个指标各评价对象的秩, 其中效益型指标从小到大编秩, 成本型指标从大到小编秩, 同一指标数据相同者取平均值。得到秩矩阵, 记 $R = (R_{ij})_{m \times n}$

(2)计算秩和比 $WRSR$ 值及排名

利用 CRITIC 法得到的各指标权重, 计算加权秩和比为 $WRSR$:

$$WRSR_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^m W_j R_{ij} \quad (21)$$

(3)计算概率单位

按小到大的顺序编制 $WRSR$ 频率分布表，列出各组频数 f_i ，计算各组累计频数 F_i ，计算累计频率 $p_i = F_i / n$ ，将 p_i 转换为概率单位 $probit$ 。

(4) 计算回归方程

以累计频率所对应的概率单位值 $probit$ 为自变量，以 $WRSR_i$ 值为因变量，计算回归方程，得到结果如下：

$$WRSR = a + b \times probit \quad (22)$$

表 10 回归计算结果

	非标准化系数		标准化系数	t	p	R^2	调整 R^2	p
	B	标准误差	$Beta$					
常数	-0.19	0.018	-	-10.579	0			
$Probit$ 值	0.17 7	0.004	0.968	46.45	0	0.938	0.937	$F(1,143)=2157.589,$ $p=0.000$

(5) 分档排序

根据题目要求，按照计算出婴儿的 $WRSR_i$ 值进行、良、中、差四档归类，得到分类边界如下：

表 11 婴儿综合睡眠质量分档归类结果

档次	百分位数临界值	$Probit$ 临界值	RSR 临界值(拟合值)
第 1 档	<6.681	<3.5	<0.430
第 2 档	6.681~	3.5~	0.430~
第 3 档	50.000~	5~	0.696~
第 4 档	93.319~	6.5~	0.962~

6.4 婴儿综合睡眠质量与母亲身心指标的关联模型

将前文处理好的数据与已经得到的婴儿综合睡眠质量作为训练数据集，进行机器学习随机森林模型的训练：

6.4.1 随机采样

从训练数据集中进行有放回地随机采样，形成多个不同的训练子集。

6.4.2 建立决策树

对于每个训练子集，构建一颗决策树模型。在构建决策树的过程中，采用一定的特征随机性。在每个节点的分裂时，随机选择一部分特征作为候选特征，从中选取最优特征进行分裂。

6.4.3 集成决策

将构建的多颗决策树组合成随机森林。采用投票机制，让每颗决策树投票选择出现最多的类别。

我们将训练得到的模型进行可视化分析，并对其进行测试，结果如下：

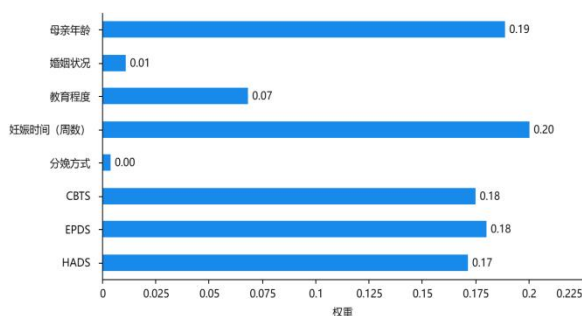


图 15 随机森林特征权重图

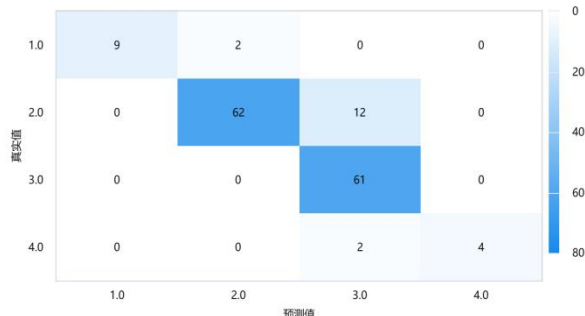


图 16 随机森林测集结果混淆矩阵

表 12 随机森林模型训练结果

此外，我们还进行了其他机器学习模型的测试，并与随机森林模型性能进行对比，最后发现随机森林的效果最好：

模型	准确率	召回率	精确率	F1 值
KNN	0.93	0.93	0.91	0.92
SVM	0.96	0.96	0.96	0.95
神经网络	0.89	0.87	0.89	0.88
随机森林	0.96	0.96	0.96	0.96

6.4.4 预测

最后，通过训练得到的随机森林模型，我们对最后 20 组（编号 391-410 号）婴儿的综合睡眠质量进行预测，得到结果如下：

表 13 婴儿综合睡眠质量预测结果

编号	391	392	393	394	395	396	397	398	399	400
预测行为	良	良	中	良	良	中	良	中	中	良
编号	401	402	403	404	405	406	407	408	409	410
预测行为	中	良	中	中	良	中	中	中	良	良

7 问题 5：基于 XGBoost 和睡眠质量评价关联体系的治疗方案计算

7.1 问题分析

针对问题 5，题目要求我们生成 238 号婴儿治疗方案的同时，其睡眠质量评价要为优。我们以原本治疗结果为中等型为基础，将问题 4 建立的睡眠质量评价模型引入到问题 3 的遗传算法流程中，添加睡眠质量为优作为筛选新要求，最后通过迭代遗传计算，得到最优解。

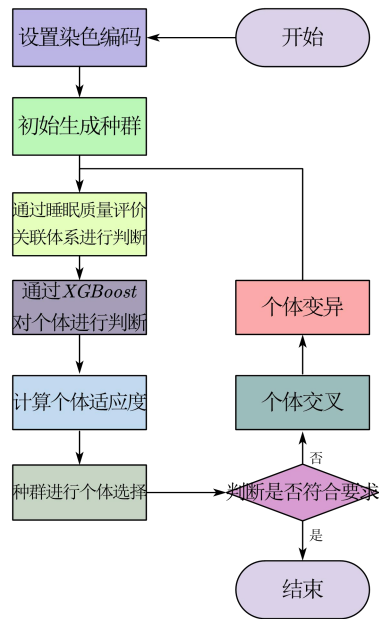


图 17 改进后的遗传算法流程图

7.2 计算结果

利用新构建的遗传计算步骤，我们对治疗方案进行计算，得到计算过程如下图所示：

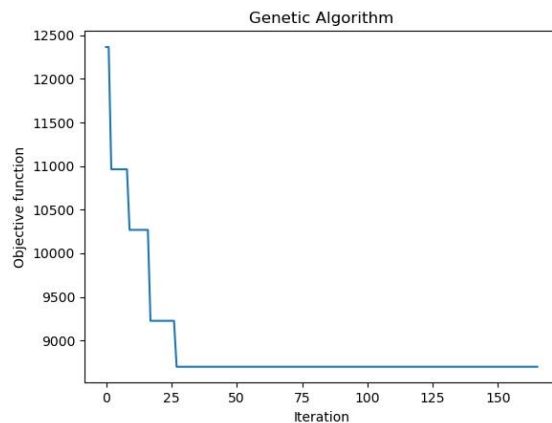


图 18 改进后的模型计算过程图

可以看到，该模型在第 25 代左右得到了最优解。结果如下表所示：

表 14 睡眠质量为优的最优治疗方案

治疗得到婴儿 行为特征类型	母亲心理健康水平			睡眠质量	所需费用
	EPDS	HADS	CBTS		
中等型	9	17	18	优	8699

8 结果检验和误差分析

8.1 结果检验

(1)XGBoost 模型在准确率、召回率、精确率和 F1 值方面地结果都在 0.91 附近，相比其他模型更加显著地接近 1，具有良好的性能。

(2)随机森林模型在准确率、精确率、召回率和 F1 值的均在 0.96 附近，相比其他模型更加显著地接近 1，具有良好的性能。

(3) $WRSR$ 回归计算结果 R^2 为 0.938 非常接近 1，表明模型对数据的拟合程度非常好。

8.2 误差分析

(1)用于机器学习的数据可能因为样本数过少，影响模型的预测效果。

(2)第四问中对不同的变量设置了权重，权重的不确定性可能会导致最终结果有误差。

9 模型评价

9.1 模型优点

(1) 模型在一定程度上准确且巧妙地描述了问题，并做出了一些简化，易于理解和解答。

(2) 第一问针对多重统计变量设计了分层统计方法，更好地对不同变量间相关性进行分析。

(3) 第二问 XGBoost 模型的训练结果较好，且在比对了多种模型下准确的反映了母亲身心特征与婴儿睡眠类型的关系。

(4) 第三问通过遗传算法，将已有的机器学习模型帮助迭代遗传进行选择。

(5) 第四问题通过客观确定权重和秩和比法确定质量分层结果，并通过随机森林进行预测，达到了较好的预测效果。

(6) 程序运行时间少，空间占用很少

9.2 模型缺点

XGboost 模型精准度有待进一步提升

9.3 模型改进

对已有的数据集可以用更多方法进行补充，增加模型训练量，提升训练效果。

参考文献

1 魏乾伟 *et al.* 北京市 1~3 月龄婴儿睡眠现状及影响因素研究. *中国儿童保健杂志* **26**, 145-148 (2018).

2 李正, 刘霞, 文静 & 王念蓉. 重庆市区 1 月龄婴儿的睡眠质量及影响因素研究. *重庆医学* **47**, 4456-4458+4462 (2018).

附录 1:分档排序结果

项	RSR 值	RSR 排 名	RSR 拟 合值	分档等 级 Level	项	RSR 值	RSR 排 名	RSR 拟 合值	分档等 级 Level
第 1 项	0.557	297	0.558	2	第 191 项	0.574	289	0.57	2
第 2 项	0.869	67	0.844	3	第 192 项	0.363	363	0.4	1
第 3 项	0.719	201	0.683	2	第 193 项	0.869	67	0.844	3
第 4 项	0.556	301	0.552	2	第 194 项	0.656	230	0.647	2
第 5 项	0.812	132	0.764	3	第 195 项	0.775	165	0.726	3
第 6 项	0.917	10	0.969	4	第 196 项	0.845	98	0.808	3
第 7 项	0.788	148	0.739	3	第 197 项	0.904	40	0.919	3
第 8 项	0.788	148	0.739	3	第 198 项	0.754	182	0.706	3
第 9 项	0.623	250	0.621	2	第 199 项	0.604	266	0.604	2
第 10 项	0.869	67	0.844	3	第 200 项	0.557	297	0.558	2
第 11 项	0.653	237	0.642	2	第 201 项	0.74	191	0.696	2
第 12 项	0.755	177	0.71	3	第 202 项	0.55	304	0.548	2
第 13 项	0.869	67	0.844	3	第 203 项	0.637	244	0.632	2
第 14 项	0.917	10	0.969	4	第 204 项	0.967	3	1.136	4
第 15 项	0.508	326	0.503	2	第 205 项	0.869	67	0.844	3
第 16 项	0.884	49	0.887	3	第 206 项	0.869	67	0.844	3
第 17 项	0.917	10	0.969	4	第 207 项	0.869	67	0.844	3
第 18 项	0.775	165	0.726	3	第 208 项	0.625	248	0.627	2
第 19 项	0.917	10	0.969	4	第 209 项	0.67	227	0.653	2
第 20 项	0.315	368	0.367	1	第 210 项	0.788	148	0.739	3
第 21 项	0.917	10	0.969	4	第 211 项	0.869	67	0.844	3
第 22 项	0.596	271	0.598	2	第 212 项	0.755	177	0.71	3
第 23 项	0.56	295	0.562	2	第 213 项	0.626	246	0.63	2
第 24 项	0.589	278	0.586	2	第 214 项	0.851	96	0.815	3
第 25 项	0.917	10	0.969	4	第 215 项	0.671	224	0.656	2
第 26 项	0.869	67	0.844	3	第 216 项	0.477	336	0.487	2
第 27 项	0.755	177	0.71	3	第 217 项	0.623	250	0.621	2
第 28 项	0.788	148	0.739	3	第 218 项	0.773	168	0.722	3
第 29 项	0.59	272	0.593	2	第 219 项	0.673	220	0.66	2
第 30 项	0.917	10	0.969	4	第 220 项	0.691	216	0.667	2
第 31 项	0.622	258	0.614	2	第 221 项	0.884	49	0.887	3
第 32 项	0.821	119	0.776	3	第 222 项	0.934	7	1.077	4
第 33 项	0.623	250	0.621	2	第 223 项	0.216	378	0.268	1

第 34 项	0.917	10	0.969	4	第 224 项	0.706	208	0.675	2
第 35 项	0.869	67	0.844	3	第 225 项	0.476	337	0.484	2
第 36 项	0.707	205	0.679	2	第 226 项	0.788	148	0.739	3
第 37 项	0.589	278	0.586	2	第 227 项	0.967	3	1.136	4
第 38 项	0.426	349	0.451	2	第 228 项	0.574	289	0.57	2
第 39 项	0.759	176	0.714	3	第 229 项	0.297	372	0.345	1
第 40 项	0.752	184	0.703	3	第 230 项	0.656	230	0.647	2
第 41 项	0.803	141	0.753	3	第 231 项	0.573	293	0.566	2
第 42 项	0.532	313	0.531	2	第 232 项	0.625	248	0.627	2
第 43 项	0.517	324	0.512	2	第 233 项	0.77	172	0.717	3
第 44 项	0.647	238	0.64	2	第 234 项	0.291	373	0.336	1
第 45 项	0.721	200	0.686	2	第 235 项	0.608	264	0.607	2
第 46 项	0.557	297	0.558	2	第 236 项	0.719	201	0.683	2
第 47 项	0.917	10	0.969	4	第 237 项	0.821	119	0.776	3
第 48 项	0.622	258	0.614	2	第 238 项	0.557	297	0.558	2
第 49 项	0.446	343	0.468	2	第 239 项	0.656	230	0.647	2
第 50 项	0.788	148	0.739	3	第 240 项	0.886	47	0.902	3
第 51 项	0.698	214	0.669	2	第 241 项	0.59	272	0.593	2
第 52 项	0.441	346	0.459	2	第 242 项	0.575	285	0.576	2
第 53 项	0.869	67	0.844	3	第 243 项	0.838	106	0.8	3
第 54 项	0.25	376	0.302	1	第 244 项	0.523	320	0.517	2
第 55 项	0.788	148	0.739	3	第 245 项	0.869	67	0.844	3
第 56 项	0.812	132	0.764	3	第 246 项	0.671	224	0.656	2
第 57 项	0.884	49	0.887	3	第 247 项	0.599	268	0.601	2
第 58 项	0.378	360	0.411	1	第 248 项	0.59	272	0.593	2
第 59 项	0.917	10	0.969	4	第 249 项	0.862	92	0.822	3
第 60 项	0.871	62	0.868	3	第 250 项	0.871	62	0.868	3
第 61 项	0.821	119	0.776	3	第 251 项	0.614	262	0.61	2
第 62 项	0.821	119	0.776	3	第 252 项	0.575	285	0.576	2
第 63 项	0.637	244	0.632	2	第 253 项	0.492	333	0.492	2
第 64 项	0.895	42	0.916	3	第 254 项	0.622	261	0.611	2
第 65 项	0.917	10	0.969	4	第 255 项	0.42	351	0.446	2
第 66 项	0.426	349	0.451	2	第 256 项	0.851	96	0.815	3
第 67 项	0.36	364	0.393	1	第 257 项	0.781	162	0.73	3
第 68 项	0.884	49	0.887	3	第 258 项	0.527	316	0.527	2
第 69 项	0.779	163	0.729	3	第 259 项	0.737	194	0.692	2
第 70 项	0.869	67	0.844	3	第 260 项	0.917	10	0.969	4
第 71 项	0.542	306	0.543	2	第 261 项	0.408	354	0.433	2
第 72 项	0.408	354	0.433	2	第 262 项	0.505	332	0.496	2
第 73 项	0.869	67	0.844	3	第 263 项	0.788	148	0.739	3
第 74 项	0.917	10	0.969	4	第 264 项	0.623	250	0.621	2
第 75 项	0.58	284	0.58	2	第 265 项	0.707	205	0.679	2
第 76 项	0.575	285	0.576	2	第 266 项	0.36	364	0.393	1
第 77 项	0.884	49	0.887	3	第 267 项	0.508	326	0.503	2

第 78 项	0.893	43	0.909	3	第 268 项	0.722	197	0.688	2
第 79 项	0.869	67	0.844	3	第 269 项	0.474	338	0.481	2
第 80 项	0.869	67	0.844	3	第 270 项	0.435	348	0.455	2
第 81 项	0.704	213	0.67	2	第 271 项	0.77	172	0.717	3
第 82 项	0.836	109	0.792	3	第 272 项	0.59	272	0.593	2
第 83 项	0.845	98	0.808	3	第 273 项	0.675	219	0.663	2
第 84 项	0.589	282	0.582	2	第 274 项	0.213	379	0.243	1
第 85 项	0.917	10	0.969	4	第 275 项	0.77	172	0.717	3
第 86 项	0.893	43	0.909	3	第 276 项	0.396	357	0.423	1
第 87 项	0.752	184	0.703	3	第 277 项	0.739	192	0.695	2
第 88 项	0.589	278	0.586	2	第 278 项	0.508	326	0.503	2
第 89 项	0.719	201	0.683	2	第 279 项	0.871	62	0.868	3
第 90 项	0.952	5	1.097	4	第 280 项	0.788	148	0.739	3
第 91 项	0.626	246	0.63	2	第 281 项	0.508	326	0.503	2
第 92 项	0.772	171	0.72	3	第 282 项	0.596	270	0.599	2
第 93 项	0.845	98	0.808	3	第 283 项	0.868	90	0.824	3
第 94 项	0.279	374	0.326	1	第 284 项	0.656	230	0.647	2
第 95 项	0.952	5	1.097	4	第 285 项	0.788	148	0.739	3
第 96 项	0.884	49	0.887	3	第 286 项	0.249	377	0.287	1
第 97 项	0.446	343	0.468	2	第 287 项	0.869	67	0.844	3
第 98 项	0.917	10	0.969	4	第 288 项	0.542	306	0.543	2
第 99 项	0.821	119	0.776	3	第 289 项	0.574	289	0.57	2
第 100 项	0.441	346	0.459	2	第 290 项	0.638	243	0.634	2
第 101 项	0.56	295	0.562	2	第 291 项	0.868	90	0.824	3
第 102 项	0.459	342	0.472	2	第 292 项	0.556	301	0.552	2
第 103 项	0.836	109	0.792	3	第 293 项	0.719	201	0.683	2
第 104 项	0.599	268	0.601	2	第 294 项	0.823	117	0.786	3
第 105 项	0.673	220	0.66	2	第 295 项	0.779	163	0.729	3
第 106 项	0.812	132	0.764	3	第 296 项	0.461	341	0.474	2
第 107 项	0.673	220	0.66	2	第 297 项	0.656	230	0.647	2
第 108 项	0.707	205	0.679	2	第 298 项	0.752	184	0.703	3
第 109 项	0.647	238	0.64	2	第 299 项	0.68	218	0.664	2
第 110 项	0.919	8	1.061	4	第 300 项	0.673	220	0.66	2
第 111 项	0.845	98	0.808	3	第 301 项	0.658	229	0.651	2
第 112 项	0.886	47	0.902	3	第 302 项	0.704	211	0.672	2
第 113 项	0.764	175	0.715	3	第 303 项	0.739	193	0.694	2
第 114 项	0.671	224	0.656	2	第 304 项	0.755	177	0.71	3
第 115 项	0.917	10	0.969	4	第 305 项	0.821	119	0.776	3
第 116 项	0.805	138	0.758	3	第 306 项	0.526	318	0.524	2
第 117 项	0.492	333	0.492	2	第 307 项	0.821	119	0.776	3
第 118 项	0.869	67	0.844	3	第 308 项	0.917	10	0.969	4
第 119 项	0.838	106	0.8	3	第 309 项	0.917	10	0.969	4
第 120 项	0.574	289	0.57	2	第 310 项	0.754	182	0.706	3
第 121 项	0.803	141	0.753	3	第 311 项	0.581	283	0.581	2

第 122 项	0.408	354	0.433	2	第 312 项	0.512	325	0.51	2
第 123 项	0.542	306	0.543	2	第 313 项	0.541	310	0.537	2
第 124 项	0.917	10	0.969	4	第 314 项	0.917	10	0.969	4
第 125 项	0.881	61	0.874	3	第 315 项	0.775	165	0.726	3
第 126 项	0.565	294	0.565	2	第 316 项	0.869	67	0.844	3
第 127 项	0.67	227	0.653	2	第 317 项	0.102	380	0.202	1
第 128 项	0.541	310	0.537	2	第 318 项	0.884	49	0.887	3
第 129 项	0.396	357	0.423	1	第 319 项	0.893	43	0.909	3
第 130 项	0.524	319	0.522	2	第 320 项	0.788	148	0.739	3
第 131 项	0.644	240	0.637	2	第 321 项	0.644	240	0.637	2
第 132 项	0.802	146	0.75	3	第 322 项	0.704	211	0.672	2
第 133 项	0.741	190	0.697	3	第 323 项	0.869	67	0.844	3
第 134 项	0.623	250	0.621	2	第 324 项	0.976	1	1.266	4
第 135 项	0.788	148	0.739	3	第 325 项	0.836	109	0.792	3
第 136 项	0.976	1	1.266	4	第 326 项	0.845	98	0.808	3
第 137 项	0.444	345	0.464	2	第 327 项	0.812	132	0.764	3
第 138 项	0.821	119	0.776	3	第 328 项	0.541	310	0.537	2
第 139 项	0.812	132	0.764	3	第 329 项	0.917	10	0.969	4
第 140 项	0.836	109	0.792	3	第 330 项	0.312	371	0.353	1
第 141 项	0.706	208	0.675	2	第 331 项	0.656	236	0.643	2
第 142 项	0.821	119	0.776	3	第 332 项	0.917	10	0.969	4
第 143 项	0.375	362	0.405	1	第 333 项	0.917	10	0.969	4
第 144 项	0.523	320	0.517	2	第 334 项	0.393	359	0.417	1
第 145 项	0.884	49	0.887	3	第 335 项	0.608	264	0.607	2
第 146 项	0.508	326	0.503	2	第 336 项	0.821	119	0.776	3
第 147 项	0.869	67	0.844	3	第 337 项	0.803	141	0.753	3
第 148 项	0.845	98	0.808	3	第 338 项	0.749	188	0.7	3
第 149 项	0.589	278	0.586	2	第 339 项	0.845	98	0.808	3
第 150 项	0.644	240	0.637	2	第 340 项	0.917	10	0.969	4
第 151 项	0.917	10	0.969	4	第 341 项	0.836	109	0.792	3
第 152 项	0.73	196	0.69	2	第 342 项	0.609	263	0.609	2
第 153 项	0.604	266	0.604	2	第 343 项	0.917	10	0.969	4
第 154 项	0.623	250	0.621	2	第 344 项	0.838	106	0.8	3
第 155 项	0.523	320	0.517	2	第 345 项	0.812	132	0.764	3
第 156 项	0.821	119	0.776	3	第 346 项	0.623	250	0.621	2
第 157 项	0.55	304	0.548	2	第 347 项	0.869	67	0.844	3
第 158 项	0.706	208	0.675	2	第 348 项	0.884	49	0.887	3
第 159 项	0.417	352	0.443	2	第 349 项	0.893	43	0.909	3
第 160 项	0.884	49	0.887	3	第 350 项	0.527	316	0.527	2
第 161 项	0.532	313	0.531	2	第 351 项	0.474	338	0.481	2
第 162 项	0.542	306	0.543	2	第 352 项	0.472	340	0.477	2
第 163 项	0.689	217	0.666	2	第 353 项	0.917	10	0.969	4
第 164 项	0.871	62	0.868	3	第 354 项	0.315	368	0.367	1
第 165 项	0.805	138	0.758	3	第 355 项	0.378	360	0.411	1

第 166 项	0.755	177	0.71	3	第 356 项	0.904	40	0.919	3
第 167 项	0.59	272	0.593	2	第 357 项	0.623	250	0.621	2
第 168 项	0.805	138	0.758	3	第 358 项	0.264	375	0.315	1
第 169 项	0.722	197	0.688	2	第 359 项	0.836	109	0.792	3
第 170 项	0.821	119	0.776	3	第 360 项	0.823	117	0.786	3
第 171 项	0.917	10	0.969	4	第 361 项	0.752	184	0.703	3
第 172 项	0.884	49	0.887	3	第 362 项	0.556	301	0.552	2
第 173 项	0.523	320	0.517	2	第 363 项	0.59	272	0.593	2
第 174 项	0.479	335	0.489	2	第 364 项	0.917	10	0.969	4
第 175 项	0.869	67	0.844	3	第 365 项	0.317	367	0.379	1
第 176 项	0.884	49	0.887	3	第 366 项	0.622	258	0.614	2
第 177 项	0.917	10	0.969	4	第 367 项	0.411	353	0.439	2
第 178 项	0.722	197	0.688	2	第 368 项	0.836	109	0.792	3
第 179 项	0.856	93	0.819	3	第 369 项	0.821	119	0.776	3
第 180 项	0.746	189	0.699	3	第 370 项	0.693	215	0.668	2
第 181 项	0.853	95	0.817	3	第 371 项	0.856	93	0.819	3
第 182 项	0.321	366	0.385	1	第 372 项	0.788	148	0.739	3
第 183 项	0.656	230	0.647	2	第 373 项	0.919	8	1.061	4
第 184 项	0.737	194	0.692	2	第 374 项	0.773	168	0.722	3
第 185 项	0.845	98	0.808	3	第 375 项	0.508	326	0.503	2
第 186 项	0.836	109	0.792	3	第 376 项	0.575	285	0.576	2
第 187 项	0.79	147	0.748	3	第 377 项	0.803	141	0.753	3
第 188 项	0.788	148	0.739	3	第 378 项	0.532	313	0.531	2
第 189 项	0.803	141	0.753	3	第 379 项	0.315	368	0.367	1
第 190 项	0.871	62	0.868	3	第 380 项	0.773	168	0.722	3
