# MBTI人格特征对车贷还款违约风险的 影响研究

——以长安汽车金融公司为例

黄慕宇<sup>1</sup>, 张胜庆<sup>1</sup>, 钱皓磊<sup>1</sup>, 张辛欣<sup>2</sup>, 刘荣莉<sup>2</sup>, 陈 婧<sup>3</sup>, 史 文<sup>4</sup>, 郭红钧<sup>1</sup>, 苏 健<sup>1</sup>, 李志立<sup>1</sup>, 曹家楷<sup>1</sup>, 赵 轩<sup>1</sup>, 罗梦莹<sup>5</sup>, 韩宗桥<sup>6</sup>, 杨 东<sup>6\*</sup>

- 1长安汽车金融战略创新部,重庆
- 2长安汽车金融资产管理部,重庆
- 3长安汽车金融综合管理部,重庆
- 4重庆工程职业技术学院通识教育学院,重庆
- 5重庆西心助心教育科技有限公司,重庆

收稿日期: 2023年12月12日: 录用日期: 2023年12月20日: 发布日期: 2024年1月30日

## 摘要

本文基于行为金融学的研究方法和思路,研究MBTI (Myers-Briggs Type Indicator,迈尔斯-布里格斯类型指标)人格特征对车贷违约结果的影响。研究主要通过两个步骤进行:首先,通过专家他评的方法,根据贷后通话录音评估长安汽车金融公司844名车贷客户在MBTI四个人格维度上的行为表现,获取其在四个人格维度上的得分;此后,通过逐步前进逻辑回归的统计分析方法,检验四个人格维度对预测车贷违约结果的模型是否有贡献。结果发现,贷款客户在判断-知觉和实感-直觉两个维度上的行为倾向影响其最终还款结果:即在贷后沟通中越强调时间及现实后果的客户,更不易还款违约。

#### 关键词

贷后沟通,违约风险,MBTI,人格差异

## A Research on the Effect of MBTI Personality Traits on Risk of Auto Loan Default

—An Example of Chang'an Automobile Finance Company

Muyu Huang<sup>1</sup>, Shengqing Zhang<sup>1</sup>, Haolei Qian<sup>1</sup>, Xinxin Zhang<sup>2</sup>, Rongli Liu<sup>2</sup>, Jing Chen<sup>3</sup>, Wen Shi<sup>4</sup>, Hongjun Guo<sup>1</sup>, Jian Su<sup>1</sup>, Zhili Li<sup>1</sup>, Jiakai Cao<sup>1</sup>, Xuan Zhao<sup>1</sup>, Mengying Luo<sup>5</sup>, Zongqiao Han<sup>6</sup>, Dong Yang<sup>6</sup>\*

\*通讯作者。

文章引用: 黄慕宇, 张胜庆, 钱皓磊, 张辛欣, 刘荣莉, 陈婧, 史文, 郭红钧, 苏健, 李志立, 曹家楷, 赵轩, 罗梦莹, 韩宗桥, 杨东. MBTI 人格特征对车贷还款违约风险的影响研究[J]. 金融, 2024, 14(1): 336-343.

DOI: 10.12677/fin.2024.141036

<sup>6</sup>西南大学心理学部,重庆

Received: Dec. 12<sup>th</sup>, 2023; accepted: Dec. 20<sup>th</sup>, 2023; published: Jan. 30<sup>th</sup>, 2024

#### **Abstract**

The research was conducted based on the research methodology and ideas of behavioral finance, which investigated the impact of MBTI (Myers-Briggs Type Indicator) personality traits on automobile loan default behavior. The data was collected and analyzed in two steps: first, the behavioral tendency of 844 automobile loan borrowers of Chang'an Automobile Finance Company on the four personality dimensions of MBTI was assessed based on the post-loan call recordings through the method of expert assessment, and their scores on the four personality dimensions were obtained; thereafter, the four personality dimensions were examined through the method of stepwise logistic regression for statistical analysis to see whether they have a contribution to the model for predicting the risk of loan defaults. It was found that loan borrowers' behavioral tendencies on the judging-perceiving and sensing-intuition dimensions influenced their final repayment outcomes: *i.e.*, borrowers who placed more emphasis on time and realistic consequences in post-loan communication were less likely to default on their repayments.

### **Keywords**

Post-Loan Communication, Default Risk, MBTI, Personality Difference

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/



Open Access

#### 1. 引言

2020 年爆发的新冠肺炎疫情使我国经济生态和人们的生活方式发生了巨大的改变,同时也对贷款行业的回款造成了剧烈的冲击。在应对不良资产的业务实践中,通过大数据、人工智能等技术对债务人进行全景画像,在贷前和贷中能起到提前预防、降低资产损失及不良率的作用,在贷后也能起到提高不良资产清收效率、提升客户体验的作用[1]。其中,贷款人的心理因素作为还款决策的影响因素,对还款违约的违约行为结果有重要的影响作用。然而,目前在应对贷款人违约风险的行业应用及相关研究中,多从贷款人的经济、人口统计学特征对贷款人进行画像,缺乏对贷款人心理需求层面的考量[2]。因此,本研究着眼于车贷客户的心理特征,研究和验证个体的人格因素对还款结果的影响,对贷款客户全景画像在心理层面的完善打下理论基础。

#### 2. 相关研究综述及假设提出

#### 2.1. 相关研究综述

首先,将贷款人违约相关心理因素纳入贷款风险预测模型,已成为学术研究及行业生产领域关注的

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Strategic Innovation Department, Chang'an Automobile Finance Co., Ltd., Chongging

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Asset Management Department, Chang'an Automobile Finance Co., Ltd., Chongqing

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>General Management Department, Chang'an Automobile Finance Co., Ltd., Chongqing

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>College of General Education, Chongging Vocational Institute of Engineering, Chongging

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup>Chongqing Xixin Zhuxin Education Technology Co., Ltd., Chongqing

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup>Faculty of Psychology, Southwest University, Chongging

重点方向。在贷款违约风险预测方面,通常基于贷款客户在进行贷款申请时提交的人口统计学数据和经济变量,例如性别、年龄、收入、抵押等信息,通过机器学习技术,利用大数据进行贷款人违约风险的预测和评估。然而,除了客观的数据外,研究表明个体的心理因素对与贷款客户的守约/违约行为有着极大的影响。例如,Livingstone 和 Lunt 通过统计分析发现,人口统计学变量、经济变量和持续影响的心理因素共能解释 66%的个人欠款,同时,一些对待欠款的态度和人格特质能预测还款行为[3]。其中,个体的人格特质作为较稳定的心理因素,即对事物及自身等方面的社会适应中行为的内部倾向性及心理特征,常被用于分析个体违约行为的产生机制。例如,王兰的研究发现,外控的人格特质与违约行为有正向相关关系,而宜人性和尽责性的人格特质在此相关关系中起缓冲作用[4]。

但在实际的行业应用中,由于心理特质方面的数据难以直接测量的特点,极少有风险预测模型将其纳入数据特征中。不过,随着大数据、人工智能技术和算法的发展,使得从更多样的数据中挖掘、提取其中蕴含的人格特质信息,例如从语音、文本数据中分析个体的人格特质,从而进一步提高模型的准确率,并促进实际业务的生产效率。例如,有研究通过贷款申请人社交媒体的头像和简介的数据分析其人格特质,并预测其违约的可能性[5]。在本研究中,同样基于客户的贷后沟通语音分析其人格特质,为后续的自动化评估打下基础。

第二,就人格评估的方向和维度而言,在心理学研究中,有多个经典的人格模型用来评估个体的行为风格和倾向,其中包括 Myers-Briggs Type Indicator (MBTI)人格模型。MBTI 人格理论是基于心理学家卡尔·荣格关于心理功能的类型划分发展而来,如今,已发展成为全球最权威和著名的人格评估模型,尤其多应用于商业沟通场景下[6]。其中包括四个维度,描述个体在信息收集和决策方面的行为倾向和偏好,即内倾-外倾、实感-直觉、思维-情感、判断-知觉。代表在本研究中,基于 MBTI 的人格模型框架对贷款人的人格特征进行评估及后续对违约结果的影响关系分析。

最后,就人格评估的方法而言,在心理学研究中,传统的人格评估方式通常是采用自陈式人格评估量表,即被评对象根据自己的感受在人格问卷上作答。但在实际的金融贷款行业生产中,自陈式量表往往会耗费巨大的时间和经济成本。但在贷款人的人格评估方面,过往的研究为通过个体的对话评估其人格特质的可行性提供了支持。例如,在 Mehl 等人对人格特质的研究中,他们根据样本在日常生活中的对话录音,对照大五人格量表对他们在相应人格维度上的表现进行评分[7]。结果发现,对录音进行评价的他评结果与个体在自陈量表上的报告结果,即传统的人格评估方式,两者的得分并无明显差异,这表明根据通话录音和结构化的评估标准他评出的人格特质结果与样本自行报告的人格水平相当。在本研究中,样本的人格数据同样通过结构化的他评获取。

#### 2.2. 假设提出

如前文所述,个体稳定的行为风格和倾向对其守约/违约结果相关,据此,提出基于贷后沟通文本表现的四个 MBTI 人格维度对贷款客户违约行为结果影响的假设。

首先,外倾-内倾是指个体在人际互动间的数量和强度、活动水平、刺激需求程度和快乐的容量。由于购物成瘾也属于一种心理性成瘾的结果,陷入严重债务危机的个人情境与成瘾性人格高度相关——成瘾性人格的人喜欢寻求感官刺激,即"需要通过胜利和社会危机来寻求变化、新颖且复杂的感觉经验"[8]。据此提出假设 1:外倾的个体更容易贷款违约,表现为外倾性上的得分正向影响违约概率。

在思维-情感维度上,思维型的个体更倾向分析利弊、就事论事,而情感型的个体容依据自己的主观感受行动,因此,思维型的个体可能比情感型的个体更可能意识到贷款违约造成的后果,解决贷款的直接问题,就此提出假设 2: 思维型的个体更不容易贷款违约,表现为思维性上的得分负向影响违约概率。

实感-直觉通常指个体对物质世界的重视程度。实感型的个体通常通过五感认识世界,着眼当下、

脚踏实地,他们通常重视细节,喜欢遵循惯例;而直觉型的个体通常更重视精神世界,喜欢抽象和理论。 就此提出假设 3:实感型的个体更不容易贷款违约,表现为实感上的得分负向影响违约概率。

判断-知觉是指个体在目标取向行为上的组织性。由于判断型的个体通常做事比较有组织、有计划,比较喜欢完成任务;而知觉型的人比较开放,容易优柔寡断和被分散注意力,可能在还款守约和计划执行上存在一定困难,据此提出假设 4:判断型的个体更不容易贷款违约,表现为判断上的得分负向影响违约概率。

## 3. 研究方法

#### 3.1. 研究样本

总样本数据包括长安汽车金融公司 844 个汽车贷客户 2022 年 4 月~2022 年 10 月期间的贷后通话录音、贷款人的人口统计学信息(包括性别、年龄、婚姻状况)、贷款及还款记录信息(包括贷款总额、贷款期限、已还期限),以及合同约定还款时间到期 90 天后是否还款的违约记录。所有样本身份信息均匿名处理。样本包括 360 份违约样本(占比 42.65%)及 484 份未违约样本(占比 57.35%)。

#### 3.2. 研究工具

在样本的 MBTI 人格评估阶段,主要采用基于 MBTI 量表(28 题版)修订的用于贷后沟通情境下人格评估的他评工具[9]。主要修订步骤为: 1) 剔除难以通过沟通录音评估的题项(如"过去,我遇到的大部分恋人是"),最终保留 20 个评估条目,每个维度为 5 个条目; 2) 将与贷款沟通无关的情境设置为相关情境。

## 4. 研究过程

研究过程主要包含两个步骤:第一步,通过评估样本人格特征,获取贷款客户在 MBTI 四个人格维度上的表现数据;第二步,通过违约风险人格维度影响因素统计分析验证其对最终违约结果的影响。具体方法及数据分析结果如下:

#### 4.1. 评估样本人格特征

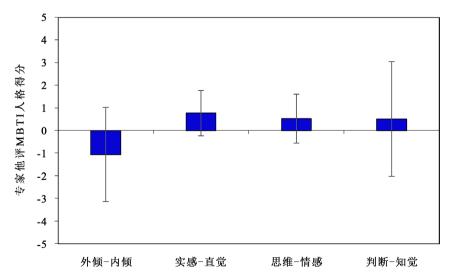


Figure 1. MBTI personality assessment results based on post-loan call recordings ■ 1. 基于贷后通话录音的 MBTI 人格维度评分结果

在评估样本人格特征阶段采用专家他评的方法收集 MBTI 人格特征上的数据。具体的操作方法为令 3 名心理学背景的硕士研究生,在听完每个样本的贷后通话录音后,根据 MBTI 量表的行为项表现,对样本贷款客户进行四个人格维度上的评分,并依据 MBTI 量表的计分方式计算样本在每个人格维度上的得分:每个维度上的得分为正向项与负向之差(如,判断 - 知觉维度的得分 = 判断项得分 - 知觉项得分),得分区间位于-5 到 5。为平衡评估者误差,最终取三位评估者的平均分作为各维度得分的评估结果[6]。

最终样本在四个人格维度上的得分情况如图 1。其中,外倾-内倾、实感-直觉、思维-情感、判断-知觉的平均分依次为-1.061 (SD = 2.090),0.772 (SD = 1.000),0.527 (SD = 1.079),0.506 (SD = 2.534)。

#### 4.2. 违约风险人格维度影响因素统计分析

在违约风险人格维度影响因素统计分析阶段,主要是用 Python 的 Statsmodels 库,通过逐步前进逻辑回归的统计分析方法,验证 4 个人格维度是否影响客户的贷款违约行为,即验证前文提出的假设。总体分析思路是首先建立仅包含客观数据特征(即人口统计学特征及贷款经济特征,初始模型 M0)并进行模型评估;此后在初始模型的基上依次加入 4 个人格维度的得分,并通过机器学习领域对分类模型评估指标评估预测模型的质量(准确率、召回率、AUC、KS 分数) [10],仅保留对模型预测效果有提升的人格维度,形成包含人格维度的模型 M1。模型中所用变量、变量含义及解释见表 1。具体分析步骤及相关数据指标如下:

**Table 1.** Data features of the default prediction models **表 1.** 违约风险预测模型中所用数据特征

变量名	变量含义	变量解释
P_risk	模型预测出违约概率	1 代表违约,0 代表非违约
J_P	判断 - 知觉人格维度得分	分数越高,代表判断型人格特征表现越明显;反之,则知 觉型表现越明显
S_N	实感 - 直觉人格维度得分	分数越高,代表越实感型人格特征表现越明显;反之,则 直觉型表现越明显
Sex	贷款人性别	0 代表男性, 1 代表女性
Age	贷款人年龄	贷款人年龄
Marriage	贷款人婚姻情况	0 代表未婚, 1 代表已婚
Loan_amount	贷款总金额	贷款总金额
Loan_period	还款期限	贷款前约定还款期限
Loan_payed	已还期数	代表已还贷款期数

在 *M*0 的回归建模过程中,先将所有已有客观特征数据(性别、婚姻情况、年龄、贷款总金额)纳入 Logit 函数回归模型预测客户最终违约结果,标准化线性特征(年龄、贷款总金额),并加入 *L*1 正则化项缓解过拟合问题。输出回归模型结果,并评估分类模型整体预测效果。

模型表示为:

$$\ln\left(\frac{P\_risk}{1-P\_risk}\right) = \beta_0 Sex + \beta_1 Age + \beta_2 Marriage + \beta_3 Loan\_amount + \beta_4 Loan\_period + \beta_5 Loan\_payed + \varepsilon$$

在 *M*1 的回归建模过程中,采用回归分析逐步前进法在模型 1 中依次加入标准化后的四个人格分数,仅保留对模型整体指标有提升的维度。最终模型保留判断 - 知觉、实感 - 直觉两个人格维度。

模型表示为:

$$\ln\left(\frac{P\_risk}{1-P\_risk}\right) = \beta_0 Sex + \beta_1 Age + \beta_2 Marriage + \beta_3 Loan\_amount + \beta_4 Loan\_period + \beta_5 Loan\_payed + \beta_6 J\_P + \beta_7 S\_N + \varepsilon$$

M0、M1 的模型评估指标比较见表 2:

Table 2. Evaluation indicators of default risk prediction model inclusive/exclusive personality dimensions 表 2. 加入人格维度前后的违约风险预测模型评估指标

模型	准确率	召回率	AUC	KS
<i>M</i> 0	0.579	0.206	0.579	0.154
M1	0.622	0.425	0.649	0.240

注: M1 仅包含对模型分类效果有提升的人格维度(即判断 - 知觉、实感 - 直觉)。

加入对模型分类效果有提升的人格维度(即判断 - 知觉、实感 - 直觉)后,最终违约风险预测模型(*M*1) 结果见表 3:

**Table 3.** The default risk prediction model (*M*1) result with sensing-intuition and judging-perceiving 表 3. 加入实感 - 直觉、判断 - 知觉的违约风险预测模型(*M*1)结果

变量	系数β	系数显著性 p
J_P	-0.445	0.000**
S_N	-0.109	0.010*
Age	-0.097	0.196
Loan_amount	0.055	0.475
Sex	0.039	0.827
Loan_payed	-0.026	0.741
Marriage	0.010	0.318
Loan_Period	-0.007	0.930

注: \*\*、\*分别代表该数据特征 5%和 10%的水平上显著。

结果显示,在加入判断 - 知觉和实感 - 直觉两个人格维度后,预测贷款客户违约结果的准确率、召回率及 AUC 分均有一定提升,且该两个维度在违规风险预测模型中系数显著或边缘显著,表明该两个人格维度在对违约预测模型上有一定贡献。且在两个人格得分变量上的系数为负数,表明贷款人在判断 - 知觉、实感 - 直觉上的得分越低,贷款违约的风险越高,即在判断和实感表现倾向性越高,贷款人越不易违约,假设 3 和假设 4 得到验证。

## 5. 总结与讨论

本研究主要基于车贷客户贷后通话录音,分析其 MBTI 人格表现,并研究四个人格维度与其违约结果的影响关系。结果发现贷款客户在判断 - 知觉和实感 - 直觉两个维度上的行为倾向影响其最终还款结果:即在贷后沟通中越强调时间及现实后果的客户,更不易还款违约。这与以往的研究相符:判断型的个体通常时间观念更强,对自己的人生和事情安排更具有掌控感和规划性,具有更高的道德感,因此在约定还款安排和规划时更不容易超过自己的控制,也更不容易违约;对于实感 - 直觉,一项对不同信用分数个体的人格类型的调研发现,个体的实感性与信用分数正向相关,这可能是因为视感性高的个体更重视金钱带来的影响,也不愿打破常规[11]。关于另外两个人格维度,对于思维 - 情感,以往并无研究发

现其与违约结果的关系,本研究亦无发现;对于外倾-内倾,可能是因为外倾于违约行为并无直接相关。 此外,个体的口头或者文本表达可能提供与贷款守约行为相关的心理特质信息。例如,一项对贷款 申请人格的文本挖掘的研究表明,使用更少第一人称的贷款申请人更有可能违约,因为对自己真实信息 有隐瞒的人会更不倾向于将自己与虚假的信息联系起来[12]。随着大数据和人工智能技术的发展,在未来 的贷款违约行为风险的研究中,语音、文本等数据,可提供更丰富的信息,为研究成果在行业中的落地 应用也提供了可能性。

#### 6. 应用展望

本研究主要验证分析了个体的人格特质对贷款违约结果的影响。从理论研究上,本研究结果为个体的心理特征表现影响其行为决策提供了实证研究的证据;从行业应用上,随着人工智能技术的不断发展和应用场景的不断扩展,本研究为基于大数据和人工智能技术的贷前风险控制提供了新的参考维度,也为精细化贷后服务打下了基础。

#### 6.1. 贷前风险控制的应用展望

在贷前智能风控方面,可以将客户的心理特征融入贷前准入模型,在基于客户客观数据特征的基础上加入心理特征的新维度,提升对贷款客户的违约风险识别能力。一家创办于哈佛大学创业金融实验室 (The Entrepreneurial Finance Lab, EFL)的信用分筛查公司将心理测评纳入贷前风险评估中[13],尤其在贷款人信用记录缺乏的情况下,通过结合心理评估结果(包括人格特质、认知功能、技能测试等)和贷款申请人的行为数据、人口统计信息、资产信息等,自研了基于人工智能技术的信用分评估算法,全方位预测贷款人的违约风险,辅助金融企业进行贷款决策,在扩大贷款客户群体的同时,降低金融企业的不良资产的可能性。

#### 6.2. 精细化贷后服务应用展望

在贷后服务方面,本研究提供了一种基于通话沟通记录进行客户心理特质的评估方法,结合可移动设备和应用平台推送、文本挖掘等技术,可通过客户的语音或文本数据,方便、快捷地进行客户心理特质的评估和分析,并基于评估结果分析客户心理特征、沟通偏好等方面的需求,辅助客户人口和经济特征形成贷款客户画像,精准匹配客服类型,并按照客户偏好的方式进行高效率的贷后服务沟通,根据客户需求针对性地提供增值服务和个性化建议,帮助从业人员深度了解客户心理特点,提供更个性化、更高价值的贷后服务体验,从而建立长期稳固的客户关系,并降低资产不良率。

## 参考文献

- [1] 董续勇. 不良资产清收处置的数字化转型[J]. 中国金融, 2021(24): 64-66.
- [2] Zhu, L., Qiu, D., Ergu, D., Ying, C. and Liu, K. (2019) A Study on Predicting Loan Default Based on the Random Forest Algorithm. *Procedia Computer Science*, **162**, 503-513. https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.017
- [3] Livingstone, S.M. and Lunt, P.K. (1992) Predicting Personal Debt and Debt Repayment: Psychological, Social and Economic Determinants. *Journal of Economic Psychology*, **13**, 111-134. <a href="https://doi.org/10.1016/0167-4870(92)90055-C">https://doi.org/10.1016/0167-4870(92)90055-C</a>
- [4] 王兰. 外控型人格与信用卡违约行为宜人性与尽责心的调节作用[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京大学, 2013.
- [5] Ge, R., Feng, J., Gu, B. and Zhang, P. (2017) Predicting and Deterring Default with Social Media Information in Peer-to-Peer Lending. *Journal of Management Information Systems*, 34, 401-424. https://doi.org/10.1080/07421222.2017.1334472
- [6] Goby, V.P. (2006) Personality and Online/Offline Choices: MBTI Profiles and Favored Communication Modes in a Singapore Study. *Cyberpsychology & Behavior*, **9**, 5-13. <a href="https://doi.org/10.1089/cpb.2006.9.5">https://doi.org/10.1089/cpb.2006.9.5</a>

- [7] Mehl, M.R., Gosling, S.D. and Pennebaker, J.W. (2006) Personality in Its Natural Habitat: Manifestations and Implicit folk Theories of Personality in Daily Life. *Journal of Personality and Social Psychology*, 90, 862-877. https://doi.org/10.1037/0022-3514.90.5.862
- [8] Blackwell, D., Leaman, C., Tramposch, R., Osborne, C. and Liss, M. (2017) Extraversion, Neuroticism, Attachment Style and Fear of Missing out as Predictors of Social Media Use and Addiction. *Personality and Individual Differences*, **116**, 69-72. https://doi.org/10.1016/j.paid.2017.04.039
- [9] 鲁娟, 樊荣. 上海市医学生的 MBTI 常模[J]. 中国健康心理学杂志, 2019, 27(4): 610-614.
- [10] Naser, M.Z. and Alavi, A.H. (2021) Error Metrics and Performance Fitness Indicators for Artificial Intelligence and Machine Learning in Engineering and Sciences. Architecture, Structures and Construction, 8, 1-19.
- [11] Woo, H. and Sohn, S.Y. (2022) A Credit Scoring Model Based on the Myers-Briggs Type Indicator in Online Peer-to-Peer Lending. *Financial Innovation*, **8**, Article No. 42. <a href="https://doi.org/10.1186/s40854-022-00347-4">https://doi.org/10.1186/s40854-022-00347-4</a>
- [12] Netzer, O., Lemaire, A. and Herzenstein, M. (2019) When Words Sweat: Identifying Signals for Loan Default in the Text of Loan Applications. *Journal of Marketing Research*, 56, 960-980. https://doi.org/10.1177/0022243719852959
- [13] <a href="https://lenddoefl.com/">https://lenddoefl.com/</a>