



RESSET 金融风险管理系统

用户手册

北京聚源锐思数据有限公司

www.resset.com

用户许可协议

《RESSET 金融风险管理系统使用协议》（以下称“本协议”）是用户（您，个人用户或单一实体用户）与北京聚源锐思数据科技有限公司（以下简称“锐思数据”）之间有关数据库产品使用的法律协议。

本协议所称的 RESSET 金融风险管理系统产品是锐思数据研发，并拥有完全自主知识产权的金融风险管理系统，中文全称是“RESSET 金融风险管理系统”，以下简称“本产品”。本产品包括 RESSET 金融风险管理系统所涉及到的数据内容、数据库结构、计算机软件，并可能包括相关网络服务器、网站、印刷材料和电子文档。您一旦签署本协议，或者安装、复制、访问或以其它方式使用“本产品”，即表示您同意接受本协议各项条款的约束。如您不同意本协议中的条款，请不要签署本协议或者安装、使用本产品。

1. 许可权利的授予

本协议授予您以下权利：本产品的安装和使用。您可在许可生效的时间内将其安装在自己使用的计算机上并进行数据查询、数据提取、研究分析，以及使用相关文档。其他任何形式的未经许可的安装、使用、访问、显示、运行以及转让，都将被视为对本协议的侵犯。

2. 知识产权声明

锐思数据及其原始授权人拥有本产品相关的一切合法版权，受《中华人民共和国著作权法》的保护。本产品所有相关著作权、专利权、商标、商业秘密及其它任何所有权或权利，均属锐思数据或其原始授权人所有。除非另有明确约定，本协议的任何内容不得被解释为一方向另一方转让了其所持有的版权、专利、商业秘密、商标或任何其他知识产权。

除本协议有其他规定外，未经著作权人书面同意，使用者严格禁止有下列行为（无论是有偿的还是无偿的）。

- ◆ 复制、翻拷、传播和在网络上陈列本产品的数据、程序、使用手册和其它图文音像资料的全部或部分内容。

- ◆ 公开展示和播放本产品的全部或部分内容。

- ◆ 出租本产品于他人。

- ◆ 对本产品的程序、数据、数据库结构进行还原、翻译和改编等任何修改行为。

- ◆ 修改或遮盖本产品程序、包装和手册等内容上的产品名称、公司标志、版权信息等内容。

- ◆ 以本产品作为营业使用。

- ◆ 其它违反著作权法、计算机软件保护条例和相关法规的行为。

对于违反上述内容的行为，本产品的授权合同立即停止，并可能引起法律诉讼。

3. 服务使用及用户的基本义务

遵守任何可适用的法律，包括可适用的国际条约或公约规定；

遵守所有与本产品有关的协议、准则、规定、程序或通告；

用户需自行配备运行本产品所需的各项计算机及网络设备，并自行承担因此所需的各项

费用。

如果您在研究和论文中引用了本产品提供的数据，则有义务注明“**数据来源：锐思数据库（www.resset.com）,或 RESSET(www.resset.com)**”。

锐思数据欢迎您对本产品的质量提升提出宝贵的意见和建议，欢迎您对本产品进行必要宣传和推广。

4. 用户帐号责任

您在申请使用本产品时，必须提供真实的、准确的个人或单位资料，如个人或单位资料有任何变动，必须及时更新。

您应妥善保管您的帐号和密码，不得将其转让、出租、出借或授权给任何第三方使用；您为您帐户所设定的密码应符合业界良好的安全标准。

如您的帐号或密码被遗忘、丢失或被盗用，您应立即通知锐思数据，您可按我们规定的流程申请重置或更换，除按规定的流程为您重置或更换帐号或密码外，但锐思数据对此不承担其他责任。

5. 服务变更

为响应客户需求，及对产品进行更新和技术改造等原因，锐思数据需要定期或不定期对本平台或相关设备进行检修、维护和更新，如因此类情况造成服务在合理时间内中断，敬请谅解，锐思数据承诺将尽合理努力事先进行通告，但对因此产生的不便和损失，锐思数据无需承担责任。

鉴于网络服务的特殊性和不可预见性，您同意锐思数据可在任何时候为任何原因变更（如部分功能删除或服务标准降低）、中断或终止本服务或其任何部分。

无论服务因任何原因被终止后，您使用本产品的权利也相应终止。

6. 有限责任

锐思数据对任何直接、间接、偶然、特殊及继起的损害不负责任。

锐思数据取消或停止用户的资格或加以限制，用户不得要求补偿或赔偿。

锐思数据对本产品不作任何类型的担保，不论是明确的或隐含的。锐思数据不担保服务一定能满足用户的要求，也不担保服务不会受中断，对服务的及时性，安全性，出错发生及可能发生的用户损失都不作任何形式的担保。

7. 隐私权保护

保护用户的隐私是锐思数据的一项基本政策。锐思数据保证不对外公开或向第三方提供用户资料，但下列情况除外：

- ◆ 事先获得用户的明确授权；
- ◆ 根据有关的法律法规要求；
- ◆ 按照相关政府主管部门的要求；
- ◆ 为维护社会公众的利益；
- ◆ 为维护锐思数据的合法权益。

在不透露单个用户隐私资料的前提下，锐思数据有权对所有用户情况进行技术分析并对

已进行分析、整理后的用户数据进行宣传推广之用。

8. 锐思数据的修改权、终止权和解释权

锐思数据有权对本协议中的有关条文内容做出解释或更正,用户对此表示接受并将切实遵守,如用户不同意本协议及随时对其可能的修改,用户可以主动取消锐思数据所提供的服务。

本协议条款所定的任何条款的一部或全部无效者,不影响其它条款的效力。

用户应确实遵守本协议及有关法律命令的规定。锐思数据对于用户是否违反服务条款有最终决定权。若锐思数据认定用户违反服务条款或任何法令者,用户同意锐思数据可以随时终止用户的使用权。

9. 损害赔偿

用户若违反服务条款或相关法令,导致锐思数据、或其关系企业、受雇人、受托人、代理人或及其它相关履行辅助人因此而受到损害或支出费用(包括但不限于因进行民刑事或行政程序所支出的律师费用),用户应负担损害赔偿 responsibility。

10. 法律适用及纠纷解决

本《协议》受中华人民共和国法律管辖;本产品受著作权法及国际著作权条约和其它知识产权法和条约的保护;本产品只许可在给定范围和时间内使用,而不出售其原代码和其他任何相关知识产权权利。

本服务条款的解释,效力及纠纷的解决,适用于中华人民共和国法律。如双方就本协议内容或其执行发生任何争议,双方应尽量友好协商解决;如协商不成,任何与本服务协议有关的争议均由锐思数据所在地的人民法院管辖。

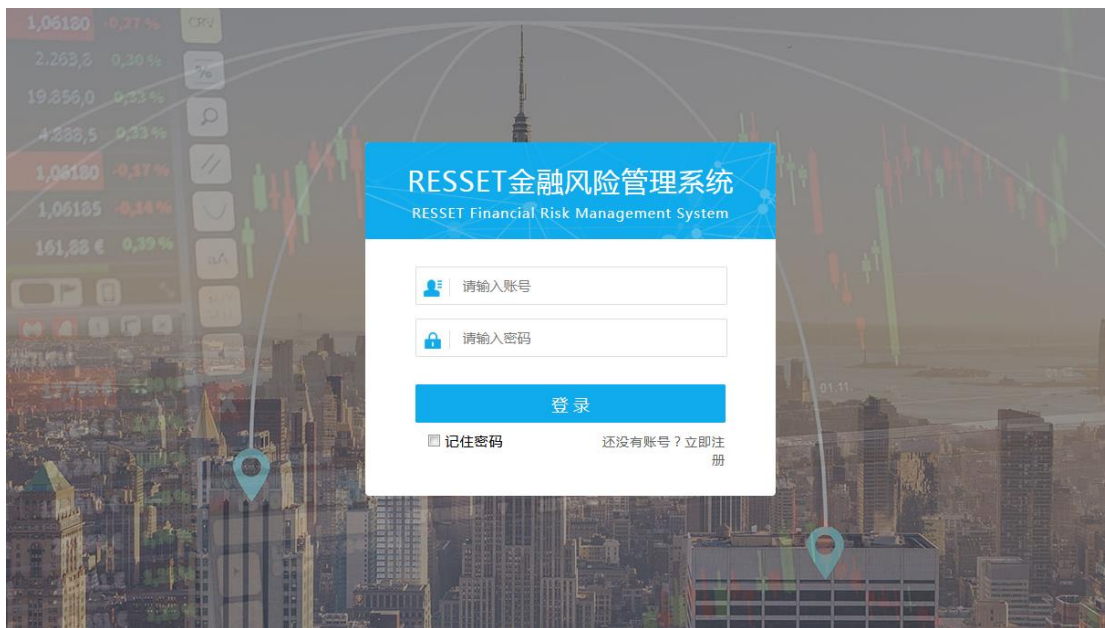
用户手册

1. 系统简介

RESSET 金融风险管理系统是一款以金融风险管理为主体，结合案例讨论和实训为导向的教学辅助软件。其中实训均按照实际的业务流程进行设计，模拟出高仿真的金融风险管理场景，全方位培养学生的金融风险意识，帮助学生掌握与金融风险模型、风险理论、业务流程等方面相关的知识。

在实验部分，用户可以自主选择模型以及建模数据，软件会根据用户的选择自动计算结果。针对建模结果，用户可以反复选择不同数据套用模型进行计算，或者检验模型。系统根据完全真实的数据进行建模计算，致力于信用管理实战人才的培养和金融数据学术成果的转化，为金融科技创新和发展提供技术支持。RESSET 金融风险管理系统包含深刻的理论知识、建模方法、计算技巧等，配有详细的模型介绍、分析等文档，是很好的实践教学工具。

2. 访问系统



3. 首页

用于展示平台基本信息及相关介绍。



4. 教学资源

功能：数据展示、详情

课程资源：包含金融风险管理、模型简介、理论基础、机器学习算法、信用风险模型。

4.1. 金融风险管理

课程涵盖了金融风险概述、金融风险识别与管理、金融风险测度工具与方法、信用风险、市场风险、利率风险、流动性风险、汇率风险、操作风险、其他风险、压力测试、巴塞尔协议 III 和经济资本与风险调整绩效。



4.2. 模型简介

课程资源涵盖了 Altman Z_score 模型、Credit_Metrics 模型、Credit_Risk+模型、KMV 模型、方差协方差（极值）模型、历史模拟法模型和蒙特卡洛模型。



4.3. 理论基础

课程资源涵盖了信用违约风险介绍、机器学习风险管理系统理论、机器学习概述、十大经典机器学习算法、风险识别示例和神经网络识别。

您当前的位置：教学资源

金融风险管理

模型简介

理论基础

第一讲 信用违约风险介绍

第二讲 机器学习风险管理...

第三讲 机器学习概述

第四讲 十大经典机器学习...

第五讲 风险识别示例

第六讲 神经网络识别

机器学习算法

信用风险模型

1 / 2

自动缩放

金融市场是中国债券市场主体、中国资本市场重要组成部分，将成为中国企业和金融业直接融资主要来源，一旦产生信用风险，将严重影响中国经济、金融的稳定和发展。企业信用违约概率（PD）的测度和评估在 2004 年 6 月巴塞尔新资本协议中，被列为内部评级法（IRB）的关键内容，是度量信用风险的重要指标。

信用风险是指债务人或交易对手没有能力或不愿意履行合同所规定的义务或信用资质发生变化导致金融资产损失的可能性，防范信用风险是中国金融业目前最紧迫的工作之一。信用风险管理涉及统计分析、经济计量等数学基础知识，以及经济学、金融学等专业知识。

4.4. 机器学习算法

课程资源涵盖了 AdaBoost 算法、决策树算法、K-means 算法、朴素贝叶斯算法、SVM 算法、先验算法、EM 算法、PageRank 算法、K-邻近算法和 CART 算法。

锐思数据
RESSET 金融风险管理系统
Financial Risk Management System

首页 教学资源 案例室 实训室 前沿案例 讨论区 帮助 系统管理 退出

您当前的位置：教学资源

金融风险管理

模型简介

理论基础

机器学习算法

第一讲 AdaBoost算法

第二讲 决策树算法

第三讲 K-means算法

第四讲 朴素贝叶斯算法

第五讲 SVM算法

第六讲 先验算法

第七讲 EM算法

第八讲 PageRank算法

第九讲 K-邻近算法

第十讲 CART算法

应用案例识别

1 / 9

自动缩放

基本原理

Adaboost 算法基本原理就是将多个弱分类器（弱分类器一般选用单层决策树）进行合理的结合，使其成为一个强分类器。

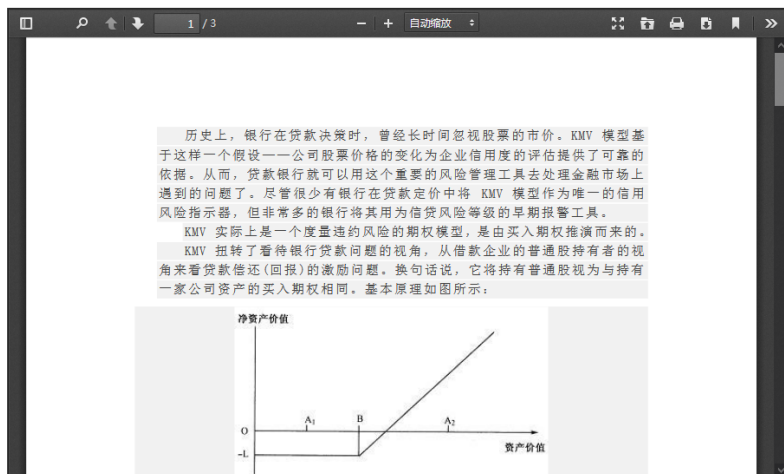
Adaboost 采用迭代的思想，每次迭代只训练一个弱分类器，训练好的弱分类器将参与下一次迭代的使用。也就是说，在第 N 次迭代中，一共有 N 个弱分类器，其中 $N-1$ 个是以前训练好的，其各种参数都不再改变，本次训练第 N 个分类器。其中弱分类器的关系是第 N 个弱分类器更可能分对前 $N-1$ 个弱分类器没分对的数据，最终分类输出要看这 N 个分类器的综合效果。

4.5. 信用风险模型

课程资源涵盖了 KMV 模型、VAR 模型、RAROC 模型和 EVA 模型。

您当前的位置：教学资源

- 金融风险管理
- 模型简介
- 理论基础
- 机器学习算法
- 信用风险模型**
 - 第一讲 KMV模型
 - 第二讲 VAR模型
 - 第三讲 RAROC模型
 - 第四讲 EVA模型



5. 案例室

案例室涵盖了美国次贷危机、VaR 历史模拟|模型构造|极值理论、深南电与高盛的双赌实例、用 KMV 模型估计信用风险、CreditMetrics 计算信用资产未来价值分布及 cVaR、信用风险评估模型平台实训案例、(久期、凸性及主成分分析计算中长期国债 VaR)、流动性风险、汇率风险、光大乌龙指事件和长期资本管理公司的衰败。

5.1. 案例：美国次贷危机

锐思数据 | 金融风险管理系统
RESSET Financial Risk Management System

首页 教学资源 案例室 实训室 前沿案例 讨论区 帮助 系统管理 退出

您当前的位置：系统默认案例

您当前位置：系统默认案例

一 案例：美国次贷危机

二 实验：VaR历史模拟|模型构造|极值理论

三 实验：深南电与高盛的对照

四 实验：用KMV模型估计信

五 实验：CreditMetrics计算

六 案例：信用风险评估模型

七 实验：久期、凸性及主成分

八 案例：流动性风险

九 案例：汇率风险

十 案例：光大乌龙指事件

十一 案例：长期资本管理公司

自定义案例

实验表下载 结果表下载 工具表下载

一 案例：美国次贷危机

美国次贷危机

一、 案例概述

(一) 案例背景

2001年互联网泡沫破灭后，为了刺激经济，美联储先后进行了13次降息，到2003年，联邦基金利率仅为1%，创45年来的最低水平。宽松的信用及过剩的流动性带动了住房价格的急剧上升。2004-2006年，美国经济增长率稳定，失业率处于低位，美联储开始上调联邦基金短期利率，各种信息都表明美国经济形势良好，美国的金融市场和房地产市场表现非常强劲。从2000年至2006年4月，美国房价连续飙升，房价指数上涨至130%。随着房地产泡沫的蔓延和各种创新的金融衍生工具的诞生，外国资本大幅涌入美国，加之个人财富价值的增大，使得美国人能够轻易借到贷款，而且将其用于消费而非投资，贷款总量增加，风险随之膨胀。据统计，美国家庭债务从2000年的85%上升至2006年的120%，其中贷款增幅最大的群体是底层五分之一

5.2. 实验：VaR 历史模拟|模型构造|极值理论

5.2.1. 介绍

锐思数据 | 金融风险管理系统
RESSET Financial Risk Management System

首页 教学资源 案例室 实训室 前沿案例 讨论区 帮助 系统管理 退出

您当前的位置：系统默认案例

您当前位置：系统默认案例

一 案例：美国次贷危机

二 实验：VaR历史模拟|模型构造|极值理论

三 实验：深南电与高盛的对照

四 实验：用KMV模型估计信

五 实验：CreditMetrics计算

六 案例：信用风险评估模型

七 实验：久期、凸性及主成分

八 案例：流动性风险

九 案例：汇率风险

十 案例：光大乌龙指事件

十一 案例：长期资本管理公司

自定义案例

VaR的回测 模型构建法计算VaR 极值分布求解 实验表下载 结果表下载 工具表下载

历史模拟法

二 实验：VaR历史模拟|模型构造|极值理论

一、 实验目的

通过此次实验，同学们能够了解到在险价值 VaR 及预期损失 ES 等金融风险测度的原理，并能够学会基于不同理论运用不同方法计算资产的在险价值及预期损失。除了平台实训，该实验还可以锻炼同学们的实际操作能力，让同学们学会运用 Excel、Matlab 等工具实现 VaR 的计算过程。

二、 基本概念及原理

1、 在险价值 VaR 及预期损失。

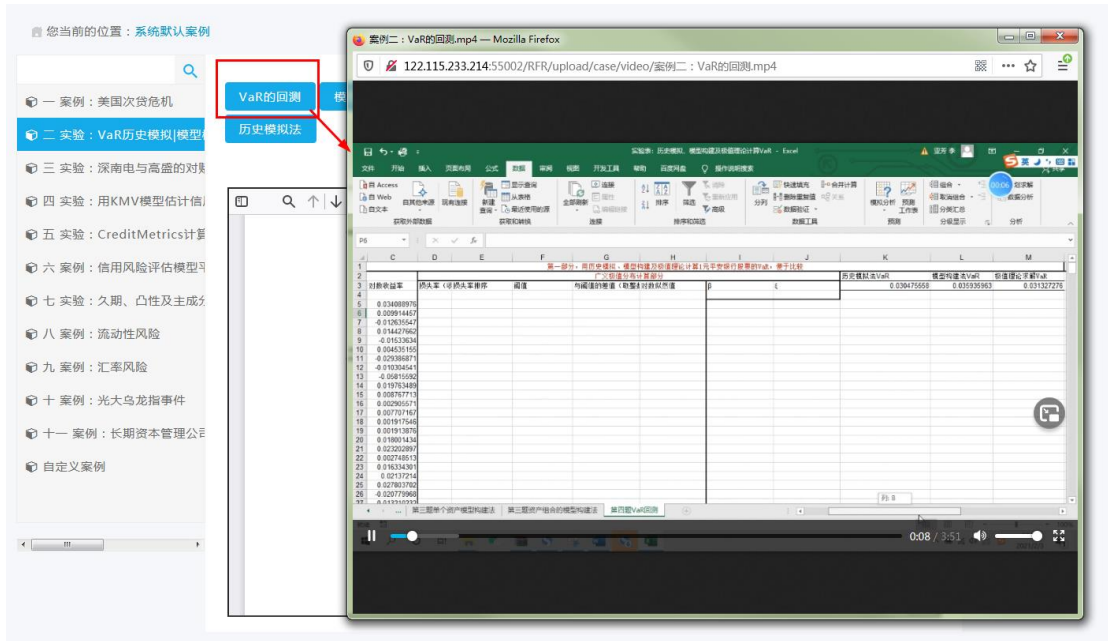
(1) 资产的在险价值的含义为，在给置信水平下，资产或其组合在未来特定时间内可能遭受的最大损失。VaR 可以为不同类型的金融风险提供一致、可比、全面、直观测度方法。

(2) 资产的预期损失值是指，在一定置信水平下，超过 VaR 这一临界损失的风险事件导致的收益或损失 X 的平均数或期望值：

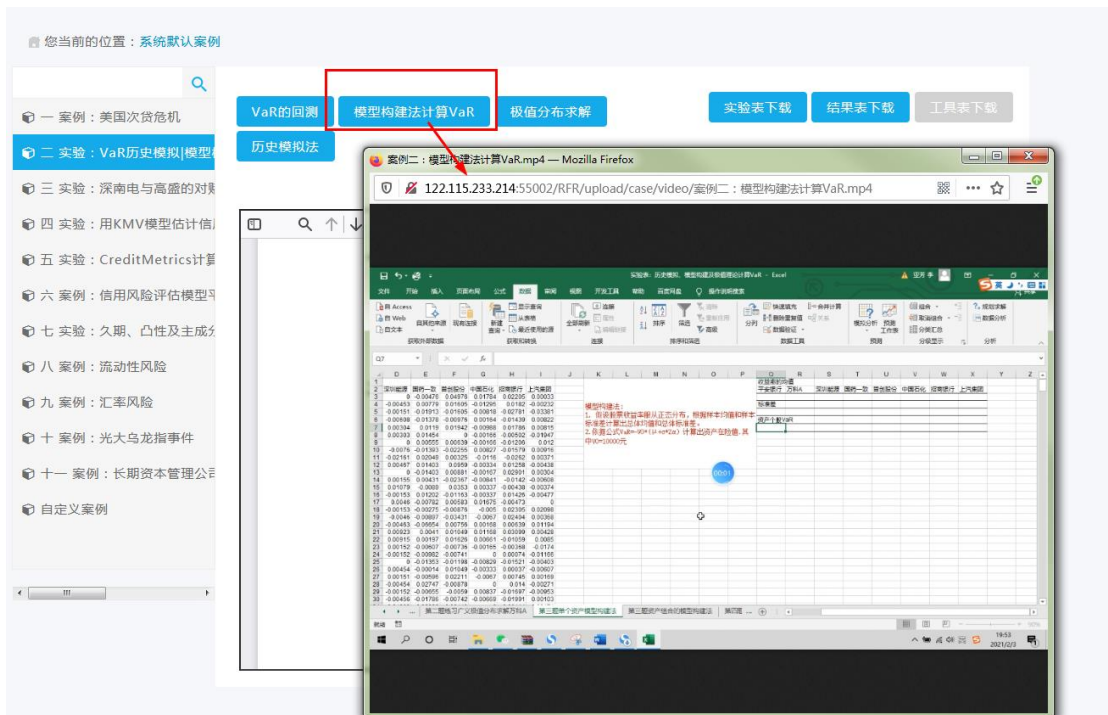
$$ES = -E[X|X \leq -VaR(x)]$$

预期损失在保持 VaR 的优点外，还可以直观反应资产的损失具体大小；能够满足次可加性，即多个资产的风险不高于单个资产风险之和，是一致性的风险测度；次可加性也使得在使用 ES 测度的投资组合最优化问题中能够得到唯一的最优解。

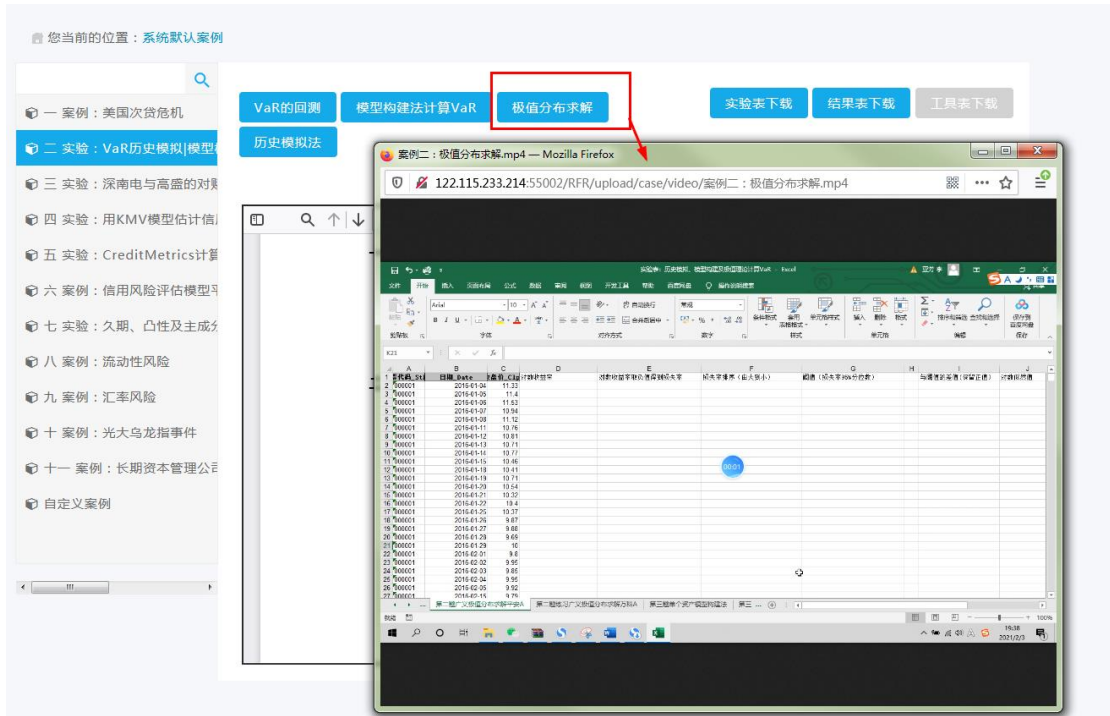
5.2.2. VaR 的回测



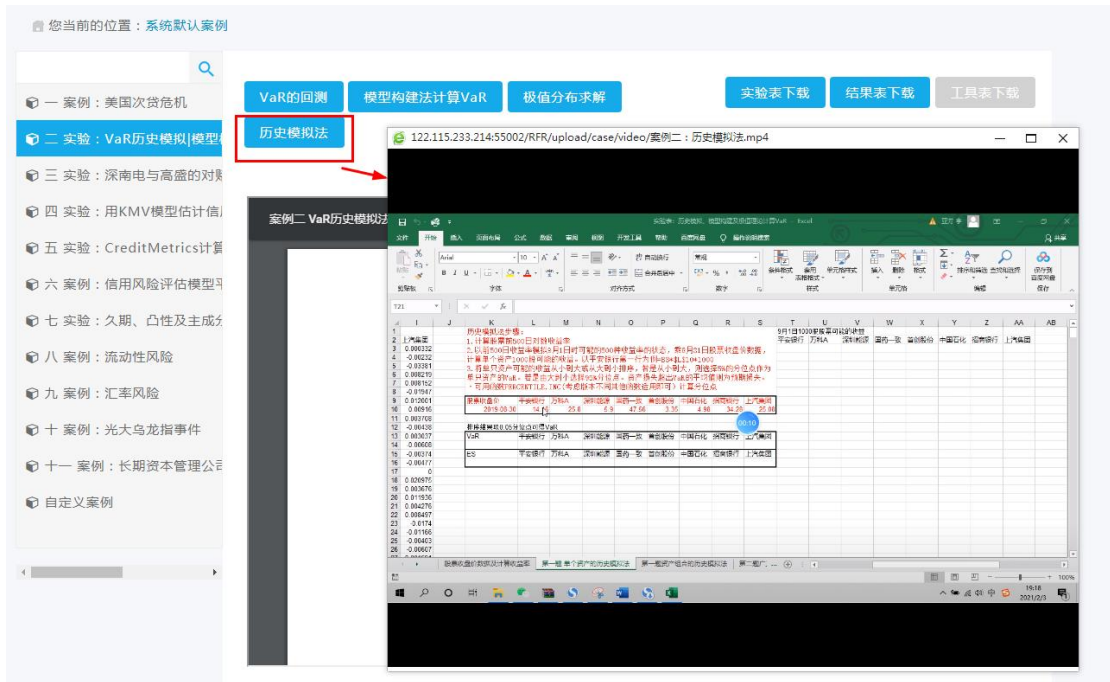
5.2.3. 模型构建法计算 VaR



5.2.4. 极值分布求解



5.2.5. 历史模拟法



5.2.6. 实验表、结果表下载

您当前的位置：系统默认案例

一 案例：美国次贷危机 VaR的回顾 模型构建法计算VaR 极值分布求解 **实验表下载** **结果表下载** 工具表下载

二 实验：VaR历史模拟|模型构造|极值理论 历史模拟法

二 实验：VaR历史模拟|模型构造|极值理论

实验一 采用历史模拟法、模型构造法及极值理论计算 VaR

一、 实验目的

通过此次实验，同学们能够了解到在险价值 VaR 及预期损失 ES 等金融风险测度的原理，并能够学会基于不同理论运用不同方法计算资产的在险价值及预期损失。除了平台实训，该实验还可以锻炼同学们的实际操作能力，让同学们学会运用 Excel、MatLab 等工具实现 VaR 的计算过程。

二、 基本概念及原理

1、在险价值 VaR 及预期损失。

(1) 资产的在险价值的含义为，在给置信水平下，资产或其组合在未来特定时间内可能遭受的最大损失。VaR 可以为不同类型的金融风险提供一致、可比、全面、直观的测度方法。

5.3.实验：深南电与高盛的双赌实例

5.3.1. 介绍

您当前的位置：系统默认案例

一 案例：美国次贷危机 蒙特卡罗模拟 实验表下载 结果表下载 工具表下载

二 实验：VaR历史模拟|模型构造|极值理论

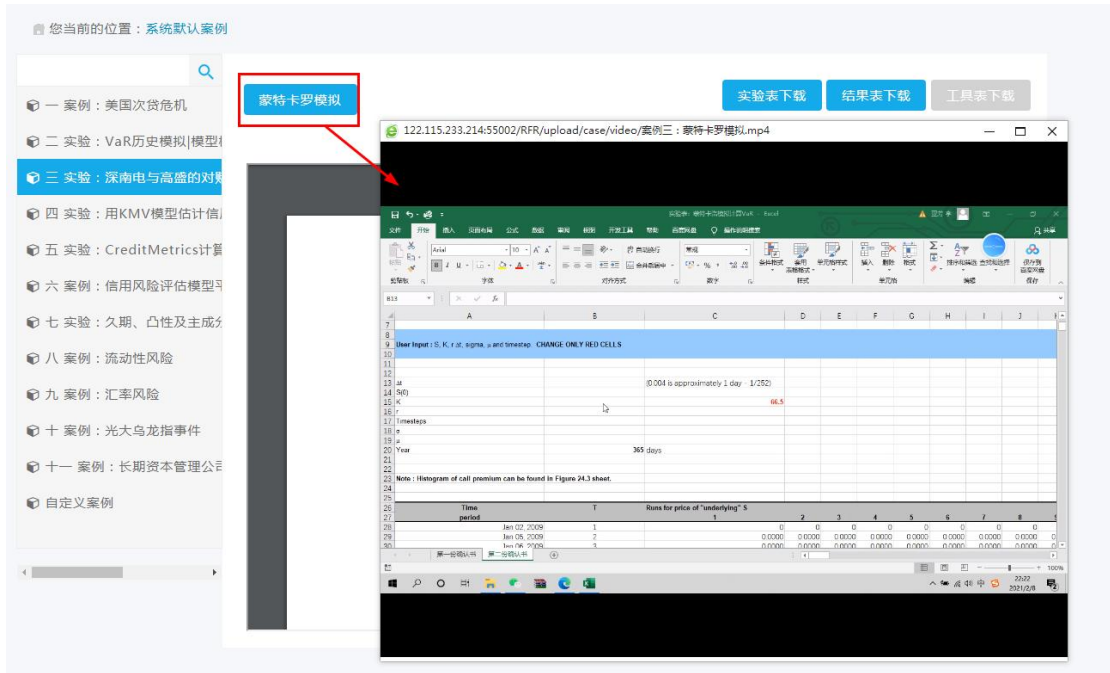
三 实验：深南电与高盛的对赌实例

案例三 深南电与高盛油价对赌

一、 引言

2008年10月17日，中国证监会对公司下发《关于责令深圳南山热电股份有限公司限期整改的通知》，指出深南电在2008年3月12日与美国高盛集团有限公司全资子公司杰润(新加坡)(J. Aron)私营公司(下称“杰润公司”)签订的期权合约未按规定履行决策程序、未按规定及时履行信息披露义务及涉嫌违反国家法律、法规的强制性规定，并以此要求深南电限期整改。与此同时，油价已跌至每桶70美元以下，按照此前双方签订的合约，若此时油价继续下跌，深南电将必须开始向高盛杰润支付巨额资金。11月6日及10日，高盛杰润与深南电分别声称对方违约，以各自不同的原因终止原先的确认书及交易。2009年12月29日，深南电发布重大事项进展公告。该公告称，自合约终止后，高盛杰润来函表示双方并未达成和解，要求公司立即支付因公司违约而给高盛杰润造成的损失7996.29万美元以及产生的373.70万美元的利息，共计8369.99万美元，可分13

5.3.2. 蒙特卡罗模拟



5.3.3. 实验表、结果表下载

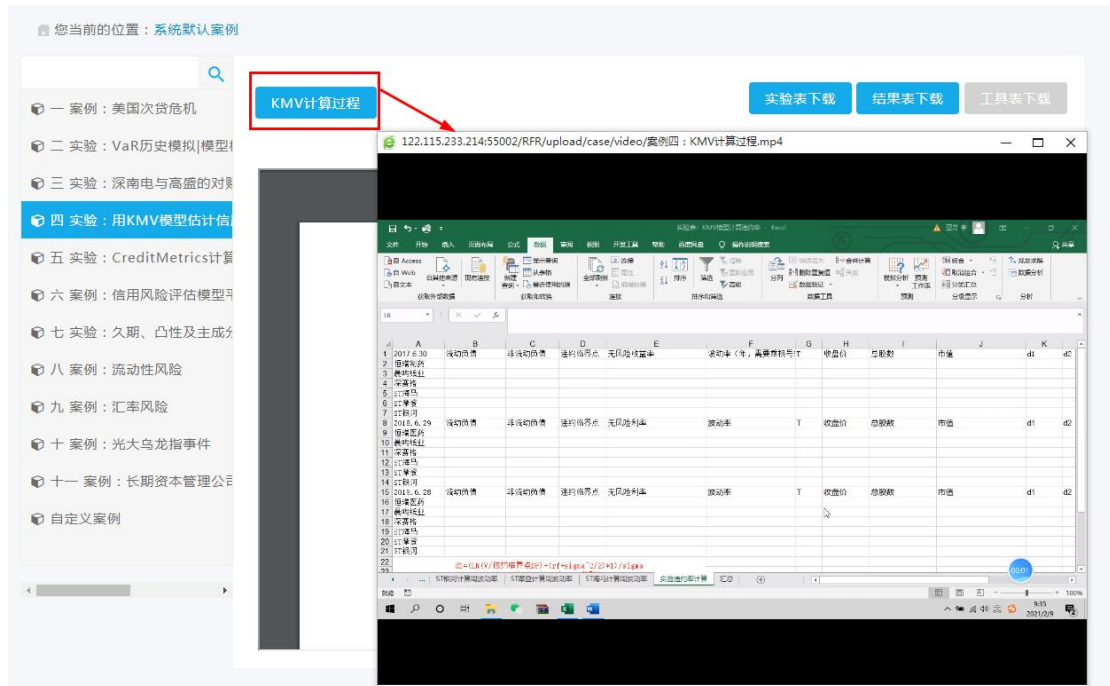


5.4.实验：用 KMV 模型估计信用风险

5.4.1. 介绍



5.4.2. KMV 计算过程



5.4.3. 实验表、结果表下载

您当前的位置：系统默认案例

一 案例：美国次贷危机
二 实验：VaR历史模拟|模型
三 实验：深南电与高盛的对照
四 实验：用KMV模型估计信
五 实验：CreditMetrics计算
六 案例：信用风险评估模型
七 实验：久期、凸性及主成分
八 案例：流动性风险
九 案例：汇率风险
十 案例：光大乌龙指事件
十一 案例：长期资本管理公司
自定义案例

KMV计算过程

实验表下载 结果表下载 工具表下载

四 实验：用KMV模型估计信用风险

案例四 用KMV模型估计信用风险.pdf 1 / 8

实验三 用 KMV 模型估计信用风险

一、 实验目的

通过此次试验，同学们能够了解 KMV 模型，理解 KMV 模型的用法，在金融市场中能够通过期权定价的方法分析公司的信用风险。同时，能够熟悉运用 EXCEL 实现 KMV 过程，学会计算某公司在某一时点的违约距离及预期违约率，并比较不同类型的公司的结果有没有显著差别。

二、 实验准备

(一) KMV 模型的理论基础及原理

运用期权定价研究以及公司债务定价模型和思想，KMV 模型中将股权看做是以公司资产价值为标的，以公司债务的账面价值为执行价格，以负债的还款期限为到期日的看涨期权。公司的所有者权益本质上是对公司资产的或有选择权，当债务到期时，如果公司资产价值大于债务，所有者便可以分享剩余价值 $V-D$ ，并继续经营公司。相反，如果到期资产价值低于债务，股东将会选择违约，将经营权转交给债务人。即在到期日时，公司的股权价值

5.5.实验：CreditMetrics 计算信用资产未来价值分布及 cVaR

5.5.1. 介绍

您当前的位置：系统默认案例

一 案例：美国次贷危机
二 实验：VaR历史模拟|模型
三 实验：深南电与高盛的对照
四 实验：用KMV模型估计信
五 实验：CreditMetrics计算
六 案例：信用风险评估模型
七 实验：久期、凸性及主成分
八 案例：流动性风险
九 案例：汇率风险
十 案例：光大乌龙指事件
十一 案例：长期资本管理公司
自定义案例

creditmatrix模型

实验表下载 结果表下载 工具表下载

五 实验：CreditMetrics计算信用资产未来价值分布及cVaR

实验五 使用 CreditMetrics 模型计算信用资产未来的价值分布及 cVaR

一、 实验目的

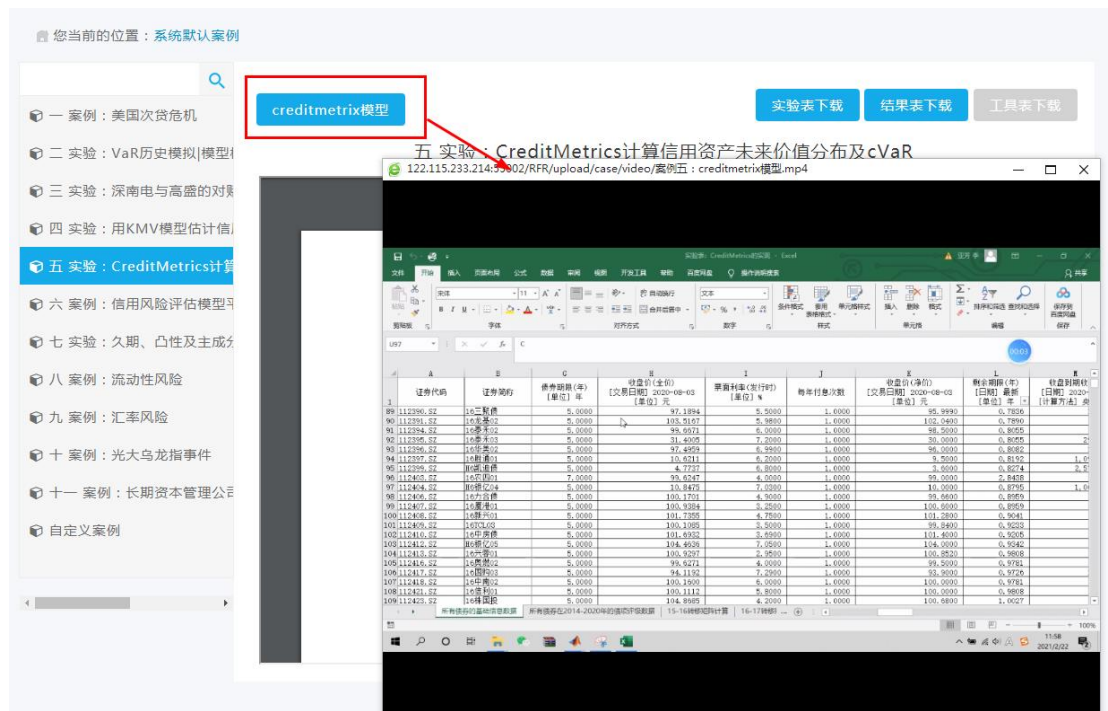
通过此次试验，同学们能够了解 CreditMetrics 模型的原理和实现方法，能够学会使用 excel，计算债券的信用等级转移矩阵，再利用适用于中国市场的债券远期定价模型，进而求得某可违约债券在未来一年的价值分布以及信用风险价值。

二、 实验原理及实现过程

1. CreditMetrics 模型的基本原理及应用的基本程序

CreditMetrics 模型基本思路为，考虑债务人在未来一定时期内违约、信用等级转移及所导致的信用价差等因素来确定信用资产组合的市场价值及其波动率，再根据债务人期末可能转移到的信用等级所对应的信用资产组合价值，建立信用资产组合的价值分布。最后可根据期末的价值分布得到一定置信水

5.5.2. Creditmetrics 模型



5.5.3. 实验表、结果表下载



5.6. 案例：信用风险评估模型平台实训案例

5.6.1. 介绍



您当前的位置：系统默认案例

实验表下载 结果表下载 工具表下载

六 案例：信用风险评估模型平台实训案例

第四章 信用风险评估模型实训案例

一、实验目的

通过金融风险实训平台信用风险实训，我们能够了解评估信用风险常用的 Altman-Z-Score 模型、KMV 模型、CreditRisk+模型以及 CreditMetrics 模型，并能够通过平台计算出债券（贷款）及公司的违约风险等。

二、实验准备

1. Altman-Z-Score 模型

Altman-Z-Score 首先是由纽约大学斯特恩商学院教授爱德华·阿特曼（Edward Altman）在 1968 年创立，其采用了 22 个财务比率，经过数理统计筛选建立了能够反映借款人财务状况、对贷款质量影响最甚、最具有预测能力的 5 个著名变量。Z-score 模型是以多变量的统计方法为基础，将好信用和坏信用划分为不同的分布。模型如下：

$$Z = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + 0.99x_5$$

5.7. 实验：久期、凸性及主成分分析计算中长期国债 VaR

5.7.1. 介绍



您当前的位置：系统默认案例

主成分分析 久期凸性免疫策略 久期凸性计算VaR 实验表下载 结果表下载 工具表下载

计算久期凸性

七 实验：久期、凸性及主成分分析计算中长期国债VaR

案例七利用久期、凸性及主成分分析计算中长期国债VaR.pdf 1 / 19

实验六 利用久期、凸性及主成分分析求解中长期国债的 VaR

一、实验目的

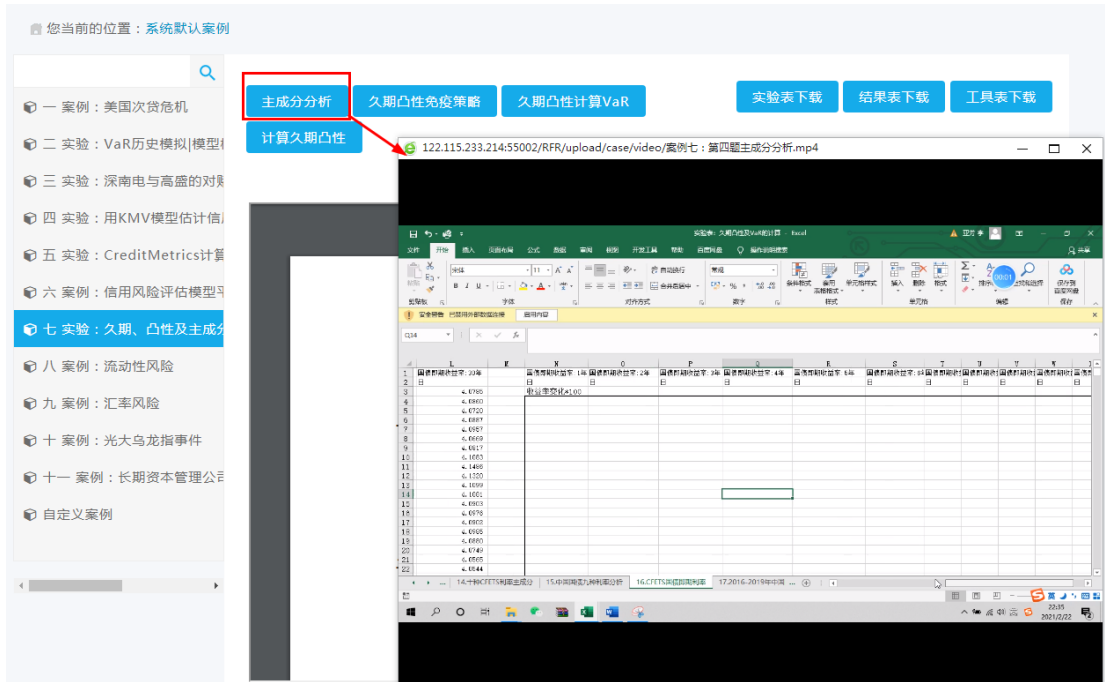
通过本次实验，同学们能够了解久期及凸性的内涵并能利用 Excel 熟练计算不同期限国债或者国债组合的到期收益率以及组合久期，凸性，能够利用久期及凸性计算债券的市场风险，构建国债的免疫组合。同时能够通过主成分分析找到影响利率曲线移动的共同因子，通过不同期限利率对共同因子的敏感度计算出资产组合的 VaR。

二、实验基础及原理

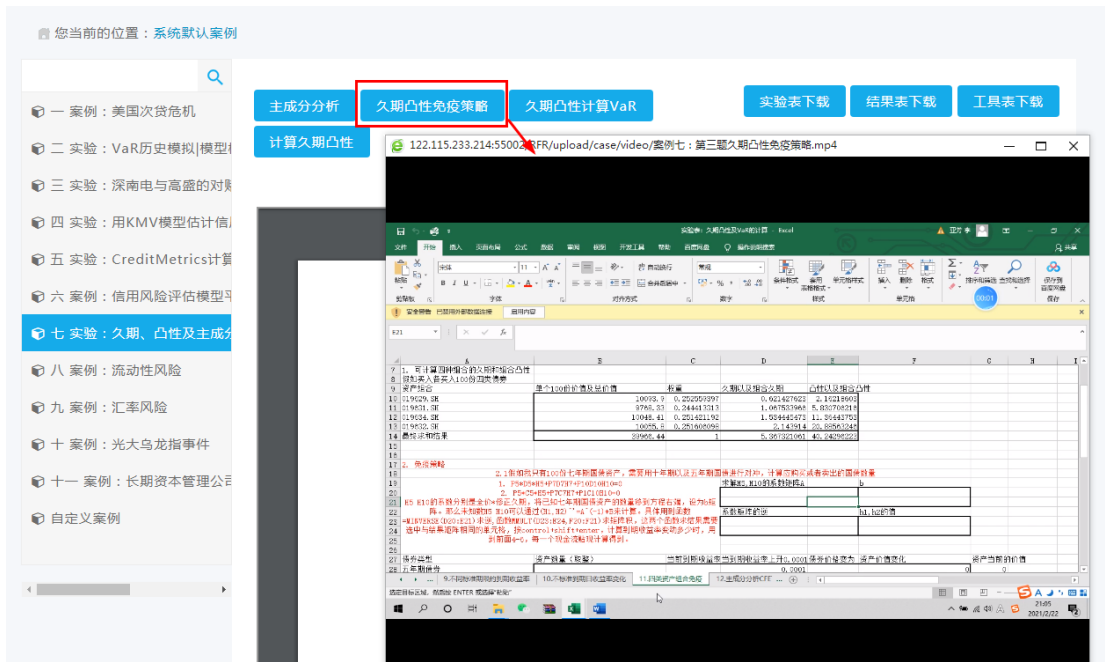
1. 久期及修正久期

麦考利将久期定义为债券在未来产生现金流的时间的加权平均，其权重是各期现金流现值在现金流现值中所占的比重。对于一年付息 m 次， n 年到期的债券来说，其麦考利久期计算公式为：

5.7.2. 主成分分析



5.7.3. 久期凸性免疫策略



5.7.4. 久期凸性计算 VaR

您当前的位置：系统默认案例

主成分分析 久期凸性免疫策略 **久期凸性计算VaR** 实验表下载 结果表下载 工具表下载

计算久期凸性

122.115.233.214:55002/RRF/upload/case/video/案例七：第二题久期凸性计算VaR.mp4

The video player displays a spreadsheet with the following columns: 债券代码 (Bond Code), 债券简称 (Bond Name), 计息截止日 (Interest Cutoff), 到期日期 (Maturity Date), 债券面值(元) (Face Value), 债券价格(元) (Bond Price), 票面利率(按年付) (Coupon Rate), 付息频率 (Coupon Frequency), 每年付息次数 (Number of Payments per Year), 发行日期 (Issue Date). The spreadsheet contains data for various bonds, including their face values, prices, and coupon rates.

5.7.5. 计算久期凸性

您当前的位置：系统默认案例

主成分分析 久期凸性免疫策略 久期凸性计算VaR 实验表下载 结果表下载 工具表下载

计算久期凸性

122.115.233.214:55002/RRF/upload/case/video/案例七：第一题计算久期凸性.mp4

The video player displays a spreadsheet with the following columns: 债券代码 (Bond Code), 债券简称 (Bond Name), 计息截止日 (Interest Cutoff), 到期日期 (Maturity Date), 债券面值(元) (Face Value), 债券价格(元) (Bond Price), 票面利率(按年付) (Coupon Rate), 付息频率 (Coupon Frequency), 每年付息次数 (Number of Payments per Year), 发行日期 (Issue Date). The spreadsheet contains data for various bonds, including their face values, prices, and coupon rates.

5.7.6. 实验表、结果表和工具表下载

您当前的位置：系统默认案例

主成分分析 久期凸性免疫策略 久期凸性计算VaR 实验表下载 结果表下载 工具表下载

计算久期凸性

七 实验：久期、凸性及主成分分析计算中长期国债VaR

案例七 利用久期、凸性及主成分分析计算中长期国债VaR.pdf 1 / 19

实验六 利用久期、凸性及主成分分析求解中长期国债的市场 VaR

一、实验目的

通过本次实验，同学们能够了解久期及凸性的内涵并能利用 Excel 熟练计算不同期限国债或者国债组合的到期收益率以及组合久期，凸性，能够利用久期及凸性计算债券的市场风险，构建国债的免疫组合。同时能够通过主成分分析找到影响利率曲线移动的共同因子，通过不同期限利率对共同因子的敏感度计算出资产组合的 VaR。

二、实验基础及原理

1. 久期及修正久期

麦考利久期定义为债券在未来产生现金流的时间的加权平均，其权重是各期现金流现值在现金流现值中所占的比重。对于一年付息 m 次， n 年到期的债券来说，其麦考利久期计算公式为：

5.8. 案例：流动性风险

5.8.1. 介绍

您当前的位置：系统默认案例

实验表下载 结果表下载 工具表下载

八 案例：流动性风险

案例八 流动性风险.pdf 1 / 14

流动性风险——伊利诺伊银行、中国海南银行倒闭事件

案例一 伊利诺伊银行危机

一、伊利诺伊银行简介

美国伊利诺伊银行（Continent Illinois Bank）成立于1964年，位于美国伊利诺伊州芝加哥市，是芝加哥最大的银行，也是全美十大银行，坐拥420亿美元资产。银行主要从事批发业务，贷款对象主要是大公司。与其他大银行不同，它并没有稳定的核心存款来源，其贷款主要通过没有保险的大额公司存单、欧洲美元、工商企业及金融机构的隔夜存款等形式的资金支持。20世纪70年代中期，美国房地产行业价格暴跌，不少银行惨遭损失，可由于伊利诺伊银行当时发放房地产贷款较少，因而是全美账面盈利最好的银行之一，为此，银行在1978年当选为美国五家最佳管理企业之一。1981年崩

5.9. 案例：汇率风险

5.9.1. 介绍

您当前的位置：系统默认案例

实验表下载 结果表下载 工具表下载

九 案例：汇率风险

案例九 汇率风险.pdf 1 / 20

汇率风险——德国汉莎公司与中信泰富外汇套期保值

案例一 德国汉莎航空外汇套期保值

一、 公司简介

德国汉莎航空股份有限公司（Deutsche Lufthansa AG），是德国的国家航空公司，其德文原意是指“空中的汉莎”，通常简称为汉莎航空。按照载客量和机队规模计算，汉莎航空为欧洲最大的航空公司；按照乘客载运量计算，为世界第四大航空公司。汉莎航空的母公司是德国汉莎航空集团（Lufthansa），该集团是一个全球性的公司，经营客运航空业、物流、MRO、餐饮和 IT 服务五大业务板块，共包括 400 多家子公司和联营公司。汉莎航空的核心业务是经营定期的国内及国际客运和货运航班，其客运和货运服务的经营中心位于法兰克福，飞行网络遍布全球 450 多个航空目的港。除航空运输外，汉莎航空还向客户提供一系列的整体服务方案。

二、 案例背景

5.10. 案例：光大乌龙指事件

5.10.1. 介绍

您当前的位置：系统默认案例

实验表下载 结果表下载 工具表下载

十 案例：光大乌龙指事件

案例十 光大乌龙指事件.pdf 1 / 10

案例九 操作风险——光大“乌龙指”事件

一、 引言

2013 年 8 月 16 日，光大“乌龙指”事件造成了市场的极大动荡，给一亿多股民财产安全造成威胁，也给予了市场参与者难以忘记的经验教训。16 日 11 点 05 分 31 秒，一直以数十笔百余笔成交的中石化一秒内五次跳价成交，单笔交易达到 9807 手，一时间市场纷纷猜测是否有重大利好，资金便开始涌入其他蓝筹股，首当其冲的是金融类个股，5 分 54 秒开始，工商银行股票也不断跳价成交，56 秒时，这两大权重龙头先后涨停。自此，指数曲线直线拉升，随后又涌现了大批买单，带动了股指上扬，最高报 2198.85 点（起步为 2075 点）。在沪深 300 成分股中，总共 71 只权重股涨停，这 71 只股票主要集中在金融交运设备、公共事业等低估值、高股息率板块，其中 22 只金融股涨停。11 点 29 分，有媒体报道 A 股暴涨源于光大证券自营盘 70 亿的乌龙指，光大乌龙指事件浮出水面。午后光大证券临时停牌，并公告称策略投资部自营业务在 EYF 套利中出现问题，随后证监会对光大证券自营账户的买入展开调查……

5.11. 案例：长期资本管理公司的衰败

5.11.1. 介绍

您当前的位置：系统默认案例

实验表下载 结果表下载 工具表下载

十一 案例：长期资本管理公司的衰败

案例十一-长期资本管理公司的衰败.pdf 1 / 16

案例十 长期资本管理公司的兴盛与衰败

一、 公司介绍

(1) 公司的成立及团队。

长期资本管理公司 (Long-Term Capital Management, 简称 LTCM) 成立于 1994 年 2 月, 总部设于美国康涅狄格州西南部的小镇格罗夫顿。它是一家主要从事定息债务工具套利活动的对冲基金, 主要活跃于国际债券和外汇市场, 利用私人客户的巨额投资和金融机构的大量贷款, 专门从事金融市场炒作, 与量子基金、老虎基金、欧米茄基金并成为国际四大对冲基金。

长期资本管理公司创始人约翰·麦利威瑟 (John Meriwether), 此人曾是所罗门兄弟公司的最出色的交易明星之一。20 世纪 80 年代, 随着业务量的扩大, 仍任职于所罗门的麦利威瑟招募了诸多高等学府的高材生, 如哈佛商学院的助理教授、毕业于麻省理工的艾里克·罗森菲尔德, 伦敦经济学院金融硕士维克多·哈格哈尼, 麻省理工学院金融博士格利高里·霍金斯, 哈佛商学院的同事、麻省理工学院博士威廉·卡拉斯科以及麻省理工学院双博

6. 实训室

实训案例是由教师角色通过管理中心新增实训：信用风险实训、市场风险实训、利率风险实训、流动性风险实训和汇率风险实训。

功能：按照实训分类展示、查询以及学院进行实训实验。

6.1. 信用风险

实训：

您当前的位置：实训室

信用风险 | 进行中 | 已结束 | 请输入文字

- 信用风险
- 市场风险
- 利率风险
- 流动性风险
- 汇率风险

Atman Z-score计算违约概率(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

KMV计算违约概率(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

credit Risk+计算Var(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

credit Metrics计算Var(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

蒙特卡罗计算Var(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

历史模拟法计算Var(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

方差协方差计算Var(距离截止时间还剩283天12时)

6.2. 市场风险

实训：

您当前的位置：实训室

信用风险 | 市场风险 | 利率风险 | 流动性风险 | 汇率风险 | 进行中 | 已结束 | 请输入文字

- 信用风险
- 市场风险
- 利率风险
- 流动性风险
- 汇率风险

资产组合市场风险实训(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

股票市场风险实训(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

外汇市场风险实训(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

固定收益证券市场风险实训(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

首页 上一页 1 下一页 尾页

6.3. 利率风险

您当前的位置：实训室

信用风险
市场风险
利率风险
流动性风险
汇率风险

进行中 已结束

请输入文字

基于久期凸性计算VAR(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

久期模型(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

到期日模型(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

重定价模型(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

首页 上一页 1 下一页 尾页

6.4. 流动性风险

您当前的位置：实训室

信用风险
市场风险
利率风险
流动性风险
汇率风险

进行中 已结束

请输入文字

流动性调整Var(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

流动性指数法(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

首页 上一页 1 下一页 尾页

6.5. 汇率风险

您当前的位置：实训室

信用风险
市场风险
利率风险
流动性风险
汇率风险

进行中 已结束

请输入文字

套期保值风险实训(距离截止时间还剩283天12时)
开始时间：2021-01-26 截止时间：2021-12-31

首页 上一页 1 下一页 尾页

7. 前沿案例

7.1.Step1 场景选择

场景：现金贷款、信用卡和消费贷款

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

场景选择： 现金贷款 信用卡 消费贷款

数据总量：1000
 总体风险：30.00%

全部指标：age, sex, job, housing, saving_accounts, checking_account, credit_amount, duration
 数值型指标：sex, housing, saving_accounts, checking_account
 文本型指标：age, job, credit_amount, duration

下一步

7.2.Step2 指标选择和分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

指标选择： 取消全选 1

age sex job housing saving_accounts checking_account credit_amount duration

2

指标分析：

指标分析

指标	风险贡献 (%)
duration	~8.5
checking_account	5.257
credit_amount	~1.8
saving_accounts	~1.8
housing	~1.2
age	~1.0
sex	~0.8
job	~0.2

返回 下一步 3

7.3.Step3 数据处理

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 **step3 数据处理** step4 模型分析

数据总量：1000

样本内：起始序号：50 结束序号：1000

样本外：起始序号：35 结束序号：100

确定

数据处理结果：数据处理完成！总体违约率为 30.00%

其中样本内数据 951条，违约率 30.28%

其中样本外数据 66条，违约率 24.24%

系统对缺失数据进行自动化填充并且已完成标准化操作，可以进行建模实验

样本内违约概率
图形分析

■ 违约数 ■ 未违约数

样本外违约概率
图形分析

■ 违约数 ■ 未违约数

返回 **下一步**

7.4.Step4 模型分析

模型选择：自适应增强 Bootsting、背景梯度提升回归、决策树、极限随机数、高斯贝叶斯、套袋、随机森林、多数投票算法、逻辑回归和神经网络。

7.4.1. 自适应增强 Boosting

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强 Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定

模型简介：AdaBoost，是英文“Adaptive Boosting”（自适应增强）的缩写，是一种迭代提升算法，其核心思想是针对同一个训练集训练不同的分类器（弱分类器），然后把这些弱分类器集合起来，构成一个更强的最终分类器（强分类器）。它的自适应在于：其算法本身是通过改变数据分布来实现的，它根据每次训练集中每个样本的分类是否正确，以及上次的总体分类的准确率，来确定每个样本的权值。将修改过权值的新数据集送给下层分类器进行训练，最后将每次训练得到的分类器最后融合起来，作为最后的决策分类器。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.81	0.89	0.85	663.00
	0.67	0.52	0.58	288.00
avg/total	0.77	0.78	0.77	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.85	0.90	0.87	50.00
	0.61	0.50	0.55	16.00
avg/total	0.79	0.80	0.80	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.70)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.70)

评分

模型评分：0.70

完成

7.4.2. 背景梯度提升回归

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定

模型简介：梯度提升算法是一种解决回归和分类问题的机器学习技术，它通过对弱预测模型(比如决策树)的集成产生预测模型。它像其他提升方法一样以分步的方式构建模型，并且通过允许使用任意可微分的损失函数来推广它们。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.81	0.91	0.86	663.00
	0.72	0.52	0.60	288.00
avg/total	0.79	0.79	0.78	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.87	0.94	0.90	50.00
	0.75	0.56	0.64	16.00
avg/total	0.84	0.85	0.84	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.72)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.75)

评分

模型评分：0.70

完成

7.4.3. 决策树

您当前位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 **step3 数据处理** step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 **决策树** 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定 2

模型简介：
 决策树(Decision Tree) 是在已知各种情况发生概率的基础上，通过构成决策树来求取净现值的期望值大于等于零的概率，评价项目风险，判断其可行性的决策分析方法，是直观运用概率分析的一种图解法。由于这种决策分支画成图形很像一棵树的枝干，故称决策树。在机器学习中，决策树是一个预测模型，他代表的是对象属性与对象值之间的一种映射关系。Entropy = 系统的凌乱程度，使用算法ID3, C4.5和C5.0生成树算法使用熵。这一度量是基于信息学理论中熵的概念。决策树是一种树形结构，其中每个内部节点表示一个属性上的测试，每个分支代表一个测试输出，每个叶节点代表一种类别。分类树（决策树）是一种十分常用的分类方法。他是一种监督学习，所谓监督学习就是给定一堆样本，每个样本都有一组属性和一个类别，这些类别是事先确定的，那么通过学习得到一个分类器，这个分类器能够对新出现的对象给出正确的分类。这样的机器学习就被称之为监督学习。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	1.00	1.00	1.00	663.00
	1.00	1.00	1.00	288.00
avg/total	1.00	1.00	1.00	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.96	0.94	0.95	50.00
	0.82	0.88	0.85	16.00
avg/total	0.93	0.92	0.93	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 1.00)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.91)

评分 3

模型评分：0.90

完成 4

7.4.4. 极限随机数

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定 2

模型简介：快速遍历随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)是一种树形数据存储结构和算法，通过递增的方法建立，并快速减小随机选择点同树的距离，用于有效地搜索非凸的(Non Convex)高维度的空间，特别适用于包含障碍物和非完整(Non-Holonomic)系统或反向动力学(Kino-dynamic)微分约束条件下的动作规划。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	1.00	1.00	1.00	663.00
	1.00	1.00	1.00	288.00
avg/total	1.00	1.00	1.00	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.96	0.98	0.97	50.00
	0.93	0.88	0.90	16.00
avg/total	0.95	0.95	0.95	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 1.00)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.93)

评分 3

模型评分：0.92

完成 4

7.4.5. 高斯贝叶斯

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定 2

模型简介：贝叶斯线性回归 (Bayesian linear regression) 是使用统计学中贝叶斯推断 (Bayesian inference) 方法求解的线性回归 (linear regression) 模型 [1-2]。贝叶斯线性回归将线性模型的参数视为随机变量 (random variable)，并通过模型参数 (权重系数) 的先验 (prior) 计算其后验 (posterior)。贝叶斯线性回归可以使用数值方法求解，在一定条件下，也可得到解析式式的后验或其有关统计量。贝叶斯线性回归具有贝叶斯统计模型的基本性质，可以求解权重系数的概率密度函数，进行在线学习以及基于贝叶斯因子 (Bayes factor) 的模型假设检验。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.77	0.88	0.82	663.00
	0.58	0.38	0.46	288.00
avg/total	0.71	0.73	0.71	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.82	0.84	0.83	50.00
	0.47	0.44	0.45	16.00
avg/total	0.74	0.74	0.74	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.63)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.64)

评分 3

模型评分：0.63

完成 4

7.4.6. 套袋

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定 2

模型简介：**Bagging**是一种用来提高学习算法准确度的方法，这种方法通过构造一个预测函数系列，然后以一定的方式将它们组合成一个预测函数。
Bagging要求“不稳定”（不稳定是指数据集的小的变动能够使得分类结果的显著的变动）的分类方法。比如：决策树，神经网络算法。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.77	0.97	0.86	663.00
	0.84	0.34	0.48	288.00
avg/total	0.79	0.78	0.75	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.87	0.96	0.91	50.00
	0.82	0.56	0.67	16.00
avg/total	0.86	0.86	0.85	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.66)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.76)

评分 3

模型评分：0.76

完成 4

7.4.7. 随机森林

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定 2

模型简介：作为新兴起的、高度灵活的一种机器学习算法，随机森林 (Random Forest, 简称RF) 拥有广泛的应用前景，从市场营销到医疗保健保险，既可以用来做市场营销模拟的建模，统计客户来源，保留和流失，也可用来预测疾病的风险和患者的易感性。最初，我是在参加校外竞赛时接触到随机森林算法的。最近几年的国内外大赛，包括2013年百度校园电影推荐系统大赛、2014年阿里巴巴天池大数据竞赛以及Kaggle数据科学竞赛，参赛者对随机森林的使用占有相当高的比例。此外，据我的个人了解来看，一大部分成功进入答辩的队伍也都选择了Random Forest 或者 GBDT 算法。所以可以看出，Random Forest在准确率方面还是相当有优势的。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.96	0.99	0.98	663.00
	0.99	0.91	0.95	288.00
avg/total	0.97	0.97	0.97	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.96	0.92	0.94	50.00
	0.78	0.88	0.82	16.00
avg/total	0.92	0.91	0.91	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.95)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.90)

评分 3

模型评分：0.89

完成 4

7.4.8. 多数投票算法

您当前所在的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

确定

模型简介：在面试题中经常会出现这样一个题目，给一个数组，其中含有N个非负元素，让你求出数组中出现次数超过一半的数字。看到这个问题我们首先想到的可能是暴力的解法，那就是将数组排个序，输出中间的元素就行了，因为如果出现次数超过一半的话排序后中间的那个元素肯定是我们需要的值。这样做的话排序的时间复杂度一般来说是 $O(N\log N)$ ，那么有没有时间复杂度为n的算法呢？答案当然是有的，有这样的一个算法，Majority Vote Algorithm，他是这样的做的：设置一个计数器count和保存最多元素的变量majority，如果count=0，则将now的值设置为数组的当前元素，将majority赋值为1；反之，如果majority和现在数组元素值相同，则count++，反之count--；重复上述两步，直到扫描完数组。count赋值为0，再次从头扫描数组，如果数组元素值与majority的值相同则count++，直到扫描完数组为止。如果此时count的值大于等于 $n/2$ ，则返回majority的值，反之则返回-1。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.84	0.97	0.90	663.00
	0.90	0.57	0.69	288.00
avg/total	0.86	0.85	0.84	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.89	0.98	0.93	50.00
	0.91	0.63	0.74	16.00
avg/total	0.90	0.89	0.89	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.77)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.80)

评分

模型评分：0.80

完成

7.4.9. 逻辑回归

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络

模型简介：
 Logistic回归又称logistic回归分析，是一种广义的线性回归分析模型，常用于数据挖掘，疾病自动诊断，经济预测等领域。例如，探讨引发疾病的危险因素，并根据危险因素预测疾病发生的概率等。以胃癌病情分析为例，选择两组人群，一组是胃癌组，一组是非胃癌组，两组人群必定具有不同的体征与生活方式等。因此因变量就是是否为胃癌，值为“是”或“否”，自变量就可以包括很多了，如年龄、性别、饮食习惯、幽门螺杆菌感染等。自变量既可以是连续的，也可以是分类的。然后通过logistic回归分析，可以得到自变量的权重，从而可以大致了解到哪些因素是胃癌的危险因素。同时根据该权重可以根据危险因素预测一个人患癌症的可能性。

模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.76	0.89	0.82	663.00
	0.59	0.35	0.44	288.00
avg/total	0.71	0.73	0.70	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.84	0.96	0.90	50.00
	0.78	0.44	0.56	16.00
avg/total	0.83	0.83	0.81	66.00

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.62)

Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.70)

模型评分：0.69

7.4.10. 神经网络

您当前的位置：前沿分析

step1 场景选择 step2 指标选择与分析 step3 数据处理 step4 模型分析

模型选择：
 自适应增强Boosting 背景梯度提升回归 决策树 极限随机数 高斯贝叶斯 套袋 随机森林
 多数投票算法 逻辑回归 神经网络 1

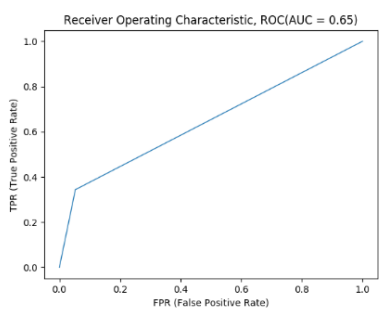
确定 2

模型简介：人工神经网络 (Artificial Neural Networks, 简称为ANNs) 也简称为神经网络 (NNs) 或称作连接模型 (Connection Model)，它是一种模仿动物神经网络行为特征，进行分布式并行信息处理的算法数学模型。这种网络依靠系统的复杂程度，通过调整内部大量节点之间相互连接的关系，从而达到处理信息的目的。

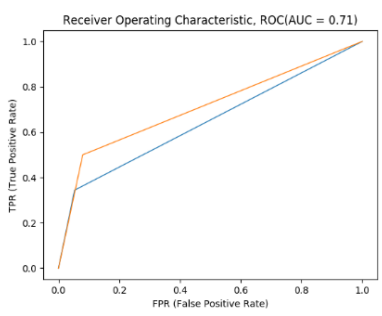
模型分析：

样本内	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.77	0.95	0.85	663.00
	0.74	0.34	0.47	288.00
avg/total	0.76	0.76	0.73	951.00

样本外	Precision	Recall	F1-score	Support
	0.85	0.92	0.89	50.00
	0.67	0.50	0.57	16.00
avg/total	0.81	0.82	0.81	66.00



Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.65)



Receiver Operating Characteristic, ROC(AUC = 0.71)

评分 3

模型评分：0.71

完成 4

8. 讨论区

功能：数据展示、分类、检索、发布

RESSET 金融风险管理系统
 Financial Risk Management System

首页 教学资源 案例库 实训室 前沿案例 讨论区 帮助 系统管理 退出

您当前的位置：讨论区

热门 最新 请输入文字 我要发言

标题	发起人	发布时间	回复
标题	x1teacher1	2019-11-25 09:44:04	11
全面风险管理体系评价	x1b1student1	2019-09-17 11:58:27	2
前沿案例信用卡分析	x1teacher1	2020-04-06 13:33:56	1
金融科技风险	x1b1student1	2019-09-17 13:24:30	0
hjk	测试用户	2020-02-26 10:04:12	0

首页 上一页 1 下一页 尾页

锐思官网 | 数据库 | 关于锐思 | 投资研究 | 商业案例 | 解决方案
 版权所有：北京锐思数据科技有限公司 京ICP备13008128号 服务热线：010-82601461

9. 帮助

功能：数据展示、分类、检索



10. 个人中心

功能：用户个人数据信息展示、分类、修改

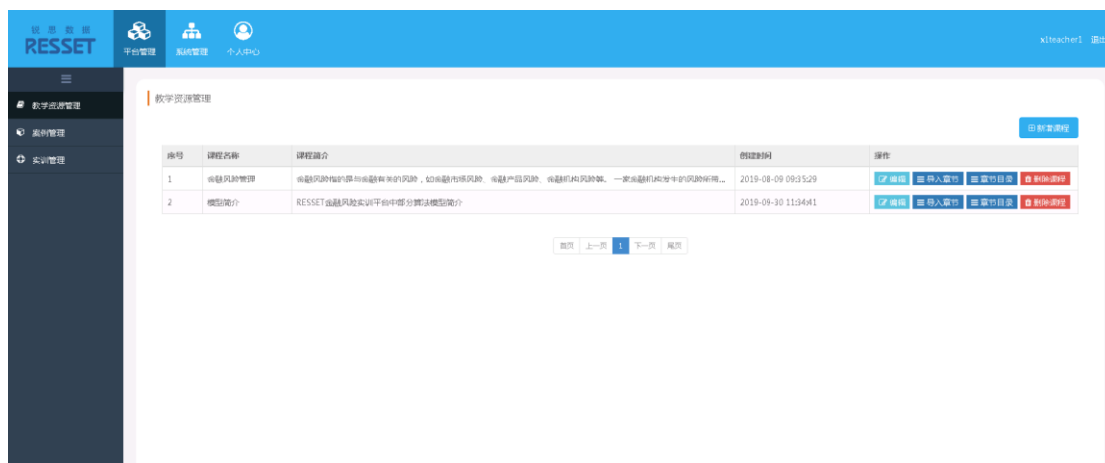


11. 系统管理（教师适用）

11.1. 平台管理

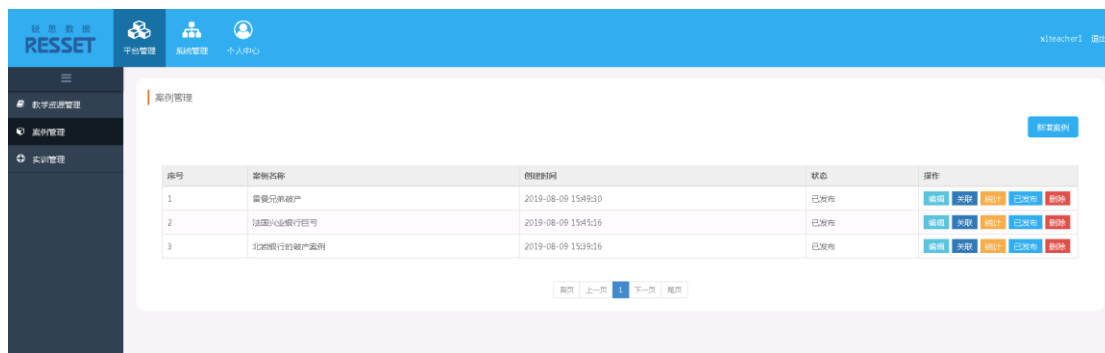
11.1.1. 教学资源管理

功能：数据展示、新增、修改、删除、导入



11.1.2. 案例管理

功能：数据展示、新增、修改、删除、关联课程、发布



11.1.3. 实训管理

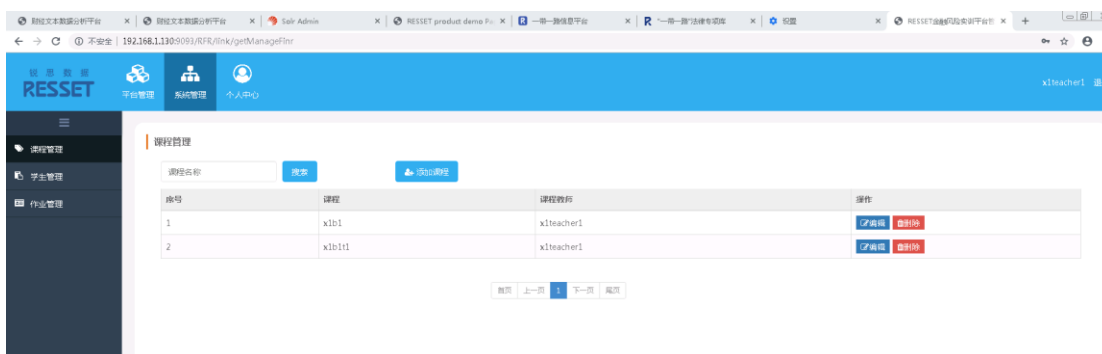
功能：数据展示、分类、新增、修改、检索等



11.2. 系统管理

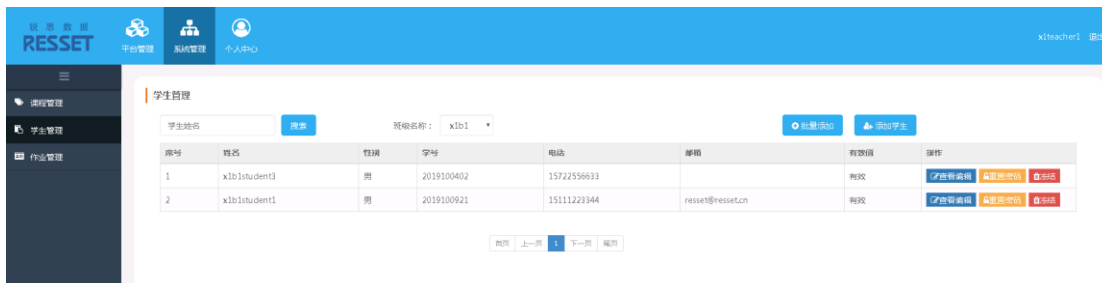
11.2.1. 课程管理

功能：数据展示、新增、修改、检索、删除



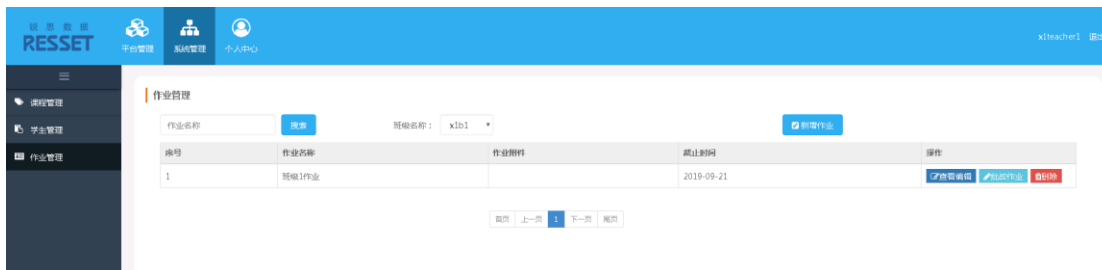
11.2.2. 学生管理

功能：数据展示、新增、修改、重置密码、冻结



11.2.3. 作业管理

功能：数据展示、新增、批改、检索、删除



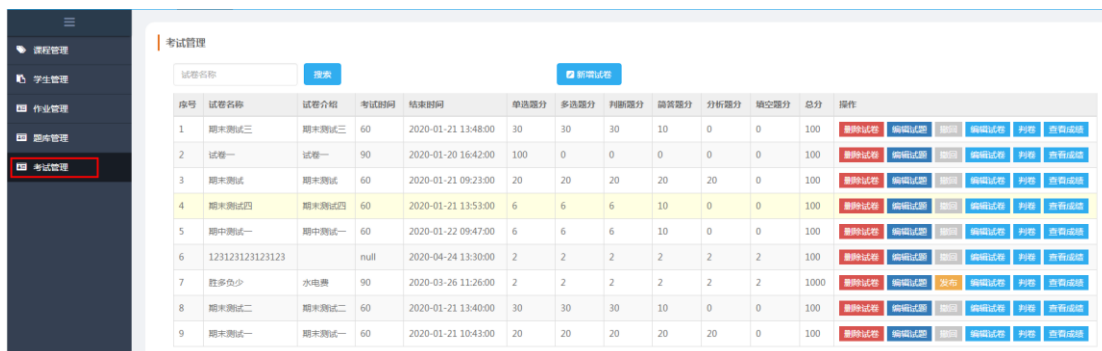
11.2.4. 题库管理

功能：数据展示、新增、编辑、检索、删除



11.2.5. 考试管理

功能：数据展示、新增试卷、编辑试卷、撤回/发布试卷、判卷、查看成绩、删除试卷



11.3. 个人中心

功能：用户个人数据信息展示、修改

RESSET 平台管理 角色管理 个人中心 xteacher1 退出

个人中心

用户名: teacher

姓名: xteacher1

学号: 2019100514

性别: 男

电话: 1511122344

邮箱: resset@reset.cn

保存 修改密码