



华尔街顶级数量金融专家首度揭秘量化投资



打开量化投资

INSIDE THE
BLACK BOX

The Simple Truth About Quantitative Trading

(美)里什·纳兰 著 郭剑光 译
(Rishi K. Narang)

的

黑箱



宏源证券首席经济学家房四海，明达投资董事长刘明达，南开大学商学院副院长王永进
金融量化怪才彼得·穆勒及众多基金经理一致推荐阅读

进入量化投资领域的必读之书



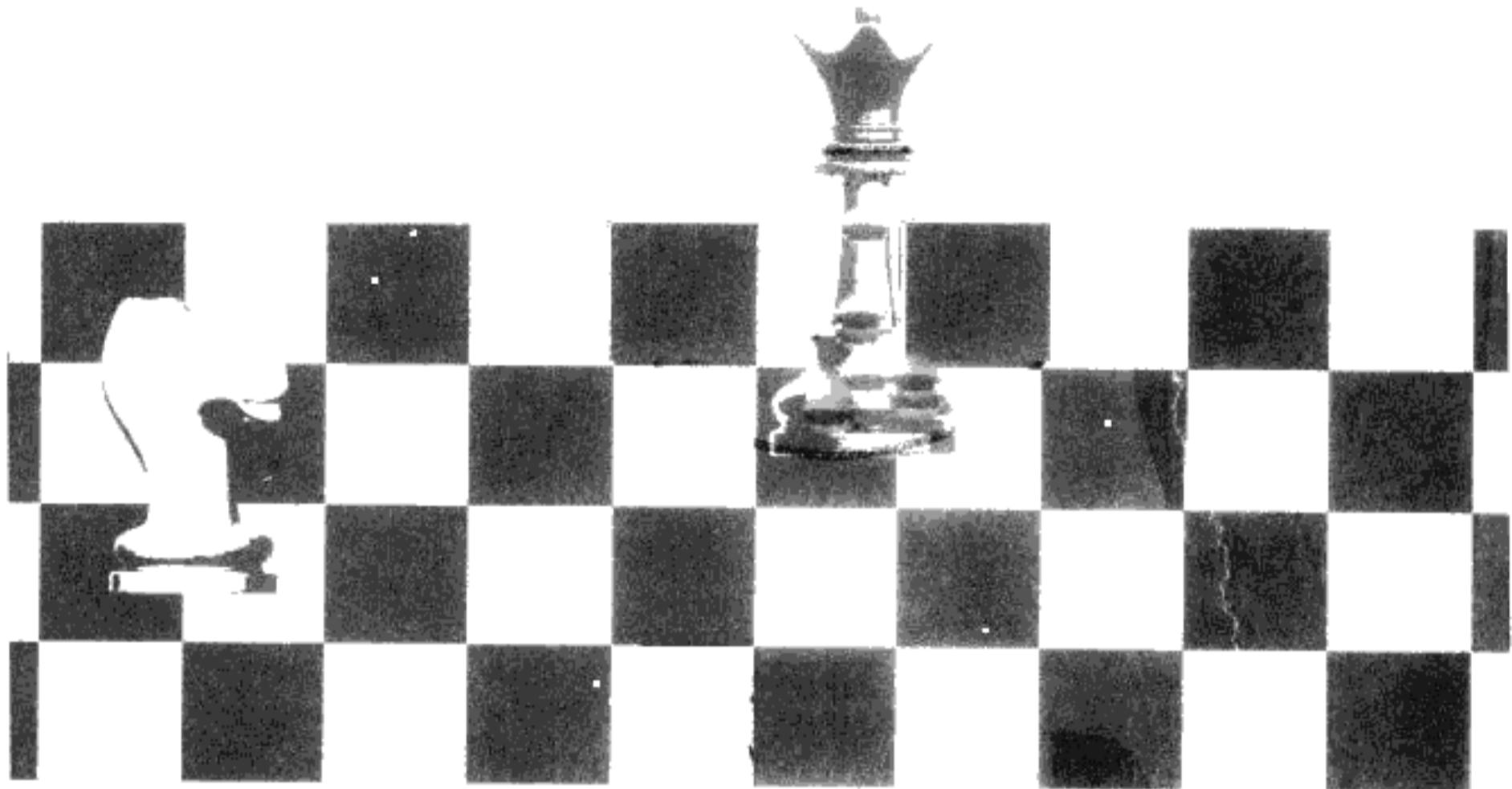
机械工业出版社
China Machine Press

打开量化投资 INSIDE THE BLACK BOX

The Simple Truth About Quantitative Trading

(美)里什·纳兰 著 郭剑光 译

的 黑 箱



机械工业出版社
China Machine Press

Rishi K. Narang, *Inside the Black Box: The Simple Truth About Quantitative Trading*.
Copyright © 2009 by Rishi K. Narang.

This translation published under license. Simplified Chinese translation copyright © 2012 by China Machine Press.

No part of this book may be reproduced or transmitted in any form or by any means, electronic or mechanical, including photocopying, recording or any information storage and retrieval system, without permission, in writing, from the publisher.

All rights reserved.

本书中文简体字版由John Wiley & Sons公司授权机械工业出版社在全球独家出版发行。

未经出版者书面许可，不得以任何方式抄袭、复制或节录本书中的任何部分。

本书封底贴有John Wiley & Sons公司防伪标签，无标签者不得销售。

封底无防伪标均为盗版

版权所有，侵权必究

本书法律顾问 北京市展达律师事务所

本书版权登记号：图字：01-2010-3819

图书在版编目（CIP）数据

打开量化投资的黑箱 / (美) 纳兰 (Narang, R. K.) 著；郭剑光译. —北京：机械工业出版社，2012.2

书名原文：Inside the Black Box: The Simple Truth About Quantitative Trading

ISBN 978-7-111-37321-6

1. 打… II. ①纳… ②郭… III. 投资—研究 IV. F830.59

中国版本图书馆CIP数据核字（2012）第016273号

机械工业出版社（北京市西城区百万庄大街22号 邮政编码 100037）

责任编辑：宁 娜 版式设计：刘永青

北京诚信伟业印刷有限公司印刷

2012年3月第1版第1次印刷

170mm×242mm · 15.75印张

标准书号：ISBN 978-7-111-37321-6

定价：45.00元

凡购本书，如有缺页、倒页、脱页，由本社发行部调换

客服热线：(010) 68995261；88361066

购书热线：(010) 68326294；88379649；68995259

投稿热线：(010) 88379007

读者信箱：hzjg@hzbook.com



本书献给我的父母、撒克 (Thakur) 和克里舍纳·纳兰 (Krishna Narang)，我亏欠他们太多太多，也献给我的妻子卡罗琳·王 (Carolyn Wong)，她是我多年来并肩工作的伙伴，她的爱和支持让世界变得更加美好。

正当“全球大学校长论坛”为最近30年来全球大学和全球学术落后于全球实践而苦恼的时候，在我们身边始终潜伏着这么一个群体：他们将自然科学和社会科学的理论与社会实践中最复杂的金融投资融为一体，体现了“追求真理和追求财富”逻辑自洽和理念统一的人生信条，他们就是宽客。

郭剑光老师翻译的《打开量化投资的黑箱》，可以作为宽客的入门读物。本书涉及投资组合优化、风险控制、算法交易等基础部分，深入浅出。不仅如此，书中的一些小故事可以激发国内金融投资界的深入思考，比如，对冲基金界1998年和2007年的两次“8月伏击”有何差异？等等。原书作者来自国际对冲基金界，因此一些宽客的技术机密细节在本书中并未阐述，建议需要深入了解对冲基金运作的朋友，看完本书后再去全球对冲基金大本营——美国康涅狄格州的Greenwich小镇。

——电子科技大学金融工程专业教授、博导，

宏源证券首席经济学家，房四海

自20世纪90年代初以来的20多年，中国资本市场从萌芽逐渐发展壮大，至今成为全球金融市场举足轻重的一部分。无论是资本市场与实体经济的关联、监管政策的实施、金融产品的丰富程度，还是投资者水平，都已经比较成熟。近年来，伴随着中国资本市场中金融工程技术的运用和衍生金融产品的推出，量化交易策略也开始在中国投资者中得以采用。

目前，虽然国内投资业界频繁研讨量化交易，对相关概念和原理日渐清晰，但是系统性阐述相关内容的书籍并不多见，这种状况不利于中国投资者快速学习和了解国际金融市场的最新实践。《打开量化投资的黑箱》能够填补这一缺憾。本书逻辑清晰、行文流畅，深入浅出地介绍了量化交易的一些重要知识，加上郭剑光对翻译“信、达、雅”的追求，使得阅读本书成为一种乐趣。相信本书是投资者书柜上值得珍藏的一本好书。

——深圳市明达资产管理有限公司董事长，刘明达

投资组合、资产定价和风险管理的问题本质上都离不开数量化分析。即使那些自认为最不“数量化”的散户投资者，在决定买卖的时候常常都会参考一系列数量指标，比如GDP增长率、通货膨胀率、信贷增长率、企业每股盈利、企业资产负债率，等等。当我们系统化、程式化地将这些数量指标和投资流程结合起来时，就已经在一定程度上实施量化交易了。当然，专业化的宽客做出投资决策所采用的量化模型，无论从复杂性、计算量还是时间频率上，都比普通投资者的量化分析要更加高级。

《打开量化投资的黑箱》一书，用很通俗的写法向投资者展示了这个神秘领域，使读者明白，其实投资的量化分析贯彻在几乎所有投资者的行为中。读完本书，投资者将能从专业的宽客身上学到很多有用的经验。即使一个完全依赖于自己头脑来做主观投资决策的投资者，同样能够从书中得到有益的启示，在未来的投资中保持更多清醒。当然，郭剑光老师专业化而又不失大众化的精准翻译，对于本书的愉快阅读是绝对不可或缺的。

——南开大学商学院副院长、
金融数学和金融工程教授、博导，王永进

金融市场的参与者很少没有听说过数学家西蒙斯“用公式打败市场”的故事，他的文艺复兴科技公司旗下的大奖章基金在20年时间内，持续而稳定地获得了每年平均35%的扣除费用后的净回报，这是一个神奇的传说。金融市场从来都不缺少神奇的传说，正是这些传说引诱着每个市场参与者时刻都在做着战胜市场特别是长久而持续地战胜市场的美梦。尽管多数人都铩羽而归，但探索者总是前仆后继、源源不绝。

20世纪70年代，一种新的投资模式出现，当时一些数学家和物理学家投身于投资银行、对冲基金或是金融软件公司，尝试着把他们的技术应用于金融市场，这些人就被称为“宾客”，量化投资自此开始萌芽。量化投资或量化交易就是将投资者和交易者的思想、经验和直觉反映在量化模型中，借助于机器处理大量数据和信息来进行投资和交易决策。金融工程学科的一项最主要的工作就是研究量化投资和量化交易。

因为知识背景的差异，不同人眼中的人类历史是不同的，有些人眼里是杀戮剧，有些人眼里是情爱剧。而在科学青年眼里，人类历史则可能就是一部用机器不断代替人力的发展演化过程。从原始时期肩挑手扛

的生产到现代社会的大规模生产，从挥汗如雨的简单体力劳动到丝丝入扣的复杂逻辑推理活动，我们都希望将人的身体和大脑从繁杂的劳动中解放出来，使我们能够享受生活或者从事创造性工作。从一定程度上说，现代科学技术的进步使得我们已经能够将很多简单重复的工作交给机器去做。事实证明，没有生命的机器比人类更能高效而无误地做好重复性工作，因为它不知疲倦、不惧烦琐而且还不具备情绪化行事。不过，在创造性和抽象性劳动方面，人工智能能否超越人类智能则还存在着争论。

这就很自然地引导我们去思考这样一些问题：金融市场中的投资和交易活动有多大程度是简单重复的工作，是否可以把这些工作交给机器去做？如果投资和交易活动存在一定程度上的抽象性模式，机器是否有能力识别出这些模式并利用这些模式预测市场？机器不能认识的投资和交易活动，人脑能否认识并且如何认识？等等。

回答这些问题，我们可能需要沿着人的活动从底层向高层递进这样一个思维线条展开。我们目前所认识到的运动包括：从物理运动到生命活动，从个体简单的生理代谢到复杂的意识活动，从大脑中神经元的生物物理活动到大脑指挥下的个体行为，从个体的独立行为到群体社会的协作活动，从群体社会的实体经济物质生产活动到虚拟经济金融交易活动，等等。在这个递进序列中，更高层次的运动都是以低层次运动为基础的，都是低层次运动的响应。我们对某个层次运动的认识为解答更高层次运动的问题提供了基础。

在金融市场中，为了赚钱，无数市场参与者根据自己所掌握的信息做出个体的投资决策，在承担一定风险的条件下，通过交易活动将这些信息整合到市场中。因此，市场的价量变化就能够反映各种信息，比如地球物理运动和环境气候变化，宏观经济冷暖和社会政治情绪。既然各种运动都是有规律可循的，我们可以依照这些规律对未知事件做出预测，那么对这些运动做出响应的金融市场同样也应该是可以认识和预测的。

来自经济学、数学、物理学、计算机科学、逻辑学、生命科学、语言学、新闻学等各个不同学科领域的科学青年，为了追求科学真理和财富自由的有机统一，齐聚到了金融工程的大旗下。他们用科学的方法和跨学科的知识来

理解金融市场的运动规律，理解各个不同层次的运动如何对金融市场的运动产生影响。他们所采用的量化模型和分析技术可能千差万别，气候变化影响农产品的分析、宏观政策影响利率与汇率的分析、管理层变化和并购影响股价的分析，甚至超短期限人气因素影响价格的分析，都是他们展开量化建模的领域。

为了跟踪国际金融市场在量化投资和量化交易方面的前沿学术研究和最新行业实践，中央财经大学民泰金融研究所和金融工程系的老师组织了“复杂金融行为的跨学科研究讨论组”，本书原著就是讨论组成员的学习资料之一。本书更主要的目的是普及量化交易的一般性和常识性知识，对于专业研究可能显得有些简单。为了让国内金融市场人士快速了解这个领域，我们将其翻译成中文，希望吸引更多对量化交易感兴趣的有志青年。

中央财经大学金融学院的一些硕士研究生参与了“复杂金融行为的跨学科研究讨论组”的活动，他们为本书的翻译提供了很多关键性的支持，包括查阅背景资料、检查行文规范等。这些同学及其贡献分别是：田静同学承担第4章和第5章，胡研宏同学承担第6章和第7章，胡娟同学承担第8章和第9章，毛欢同学承担第10章，姜淼同学承担第11章，郭凯同学承担第12章和第13章，在此表示感谢。此外，还要感谢民间科学研究团体“集智俱乐部”提供的各种跨学科研究的学习资料。本人对全书的翻译承担全部责任。

中央财经大学民泰金融研究所

中央财经大学金融工程系

郭剑光



近年来，量化交易策略（quantitative trading strategies）对金融市场越来越重要，无论是成功的案例还是失败的案例都广为人知。尽管如此，投资大众对量化交易如何运作依然非常模糊，因此称之为“黑箱”。有时量化交易者（俗称宽客，quants）自身也有意无意地增加量化交易的神秘感，这更加剧了投资大众对量化交易的误解。

本书将带你游历量化交易这只“黑箱”，了解它的内部和外部结构。我将尽力使你明白宽客如何工作，揭开量化交易的面纱，告诉有兴趣的投资者如何评价宽客及其策略。

首先需要澄清一点，是人类而不是机器应该对量化交易的各个方面负责。准确地说，量化交易是人类经过严格的研究后得到的交易策略，然后交付给系统去实施。在这个意义上，系统依赖型的（systematic）交易就可以定义为依据纪律和方法来自动执行的交易。尽管依赖于自动化执行和系统化执行，但研究过程和策略选择的主体是人类，系统用来交易的投资范围也是由人类来选定、购买、整理用于检验交易策略的数

据工作也是由人类来完成，还有很多其他事情也都是人类做的。这些赋予量化交易策略生命的人，也就是通常我们所说的量化交易者（quant traders）或者宽客。

宽客在研究中采用科学方法。别看研究中使用了各种技术、数学方程和公式，可研究进程却完全依赖于人类决策。事实上，人类决策贯穿于量化交易策略从设计、实施到监测的各个环节。因此，量化交易策略和传统的主观判断型交易策略（*discretionary investment strategy*）在投资上的做法都差不多，只不过后者主要依赖于人类每天来管理投资组合。

量化交易策略和主观判断型交易策略的主要差别在于策略如何生成以及策略如何实施。因为对策略进行了细致研究，故而宽客能够像科学家检验科学理论一样检验策略，并且借助于计算机系统实施策略，宽客能够消除很多存在于主观判断型交易者中的随意性。交易决策中的情绪、不守纪律、心态、贪婪和恐惧等心理驱动因素，都能够在宽客的投资过程中得以消除。要知道这些心理因素恰恰是推动市场非理性运动的力量。这些心理因素被理性分析和系统化方法所取代，并且这些方法都是从其他众多领域学来的。对那些需要重复进行并且需要严格按照纪律执行的事情，计算机的能力毫无疑问可以超越人类。虽然人类在重复性的简单劳动上远超于计算机，但是在创造性的复杂劳动上，计算机却不是人类的对手。因此，如果没有人类告诉计算机怎么工作，计算机也只是一堆废铜烂铁而已。相对于主观判断型交易策略而言，各种运行良好的量化交易策略由于策略设计和实施上的差异，在赢利持续性和适度的风险回报配比上也有所不同。

为了让本书的范围更加清晰，我主要集中讨论阿尔法导向的策略，而没有涉及量化型指数交易或者其他贝塔型策略。阿尔法策略（*alpha strategy*）通过择时和调整投资组合中不同头寸的大小来获得回报，而贝塔策略（*beta strategy*）则是复制指数或者略微超出指数表现，比如以标准普尔500指数作为复制对象。量化指数型基金管理行业也是很大的一个金融子行业，不过对它的解释倒不必多费唇舌。此外，我也不打算花太多笔墨在金融工程（*financial engineering*）上，该技术是创新和管理一些新型金融产品（比如信

用抵押债务凭证 (CDOs)) 的核心。我也不打算介绍如何进行量化交易分析, 因为这同样也是主观判断型投资决策的基础。以上这些问题都非常有趣, 但是并不同于我将要给大家介绍的量化交易, 因此它们得由这些领域的专家来专门讨论。

本书分为三个部分。第一部分包括第1章和第2章, 主要介绍量化交易一般的背景知识。第二部分由第3章~第9章组成, 详细介绍了“黑箱”。第三部分包括第10章~第13章, 为投资者评价宽客及其策略提供了分析框架和评价技术。

我很希望能够用非常直观的方式来解释量化交易。书中我解释了宽客一般做什么和怎么做, 比如, 如何给他们的策略寻找经济逻辑, 如何给他们的技术寻找理论基础, 等等。为了直观, 我回避了方程和公式, 也尽可能少用或不用业内行话, 如果用到了也会做充分的解释。我写本书的目的是让大家明白, 被我们误读为“黑箱”的东西原来是透明的、直观的、易于理解的。同时, 我也整理了一些可以从宽客身上学到的并在投资中广泛适用的原则, 此外, 本书还提及了如何评价量化交易策略和宽客。正因为如此, 对于最广泛的金融市场参与者和评论者, 阅读《打开量化投资的黑箱》一书都将会有所收获。对于投资组合经理、分析师、交易者, 无论你是量化交易型还是主观判断型, 本书都有助于你系统化地梳理“宽客做什么, 怎么做, 为何做”等问题。对于投资者、财经传媒以及任何对金融市场有些基本知识的人来说, 本书则是你深入了解这个领域的基本资料。

里什 K. 纳兰

首先我要感谢Arzhang Kamarei不知疲倦的编辑工作。若非这样，本书的可读性将大打折扣。还要感谢我在Telesis资本有限责任公司（Telesis Capital）的同事——Myong Han、Yimin Guo，他们反复阅读了本书并及时给予了很多无价的建议。此外，Sudhir Chhikara抽出时间来阅读本书并尖锐地提出了一些创造性的批评意见，难怪他是我见过的最为聪明的宽客。还有墨丰有限责任公司（Merfin LLC）的亚伦（Aaron）和桑德尔·施特劳斯（Sandor Straus），他们对本书有关数据提供了非常有益的帮助。对上面提到的这些朋友一并表示感谢。

我亏欠我的母亲太多，我从她身上学到的东西也太多太多。Vijay Prabhakar和Rick Durand分别在有关机器学习（machine learning）和最优化约束条件的问题上给我提供了很多有益的建议。

感谢Steve Drobny，从本书酝酿之初直至最后定稿的整个过程，他都倾注了大量心血。没有他，我完全不知道如何开始。John Bonaccolta在本书写作的早期也给予我很多建议和鼓励，正是这些鼓励才使我坚持下来。

同样，我还要感谢Telesis资本有限责任公司的其他同事，他们是：**R. Alexander Burns, Julie Wilson, Eric Cressman**和**John Cutsinger**。**Richard Vigilante**提供了极其重要的批评意见，这些意见对本书非常有帮助。

关于量化交易行业的规模大小和度量方面的课题，我得到了来自以下这些朋友和机构的帮助，他们是：新际期货（Newedge）的**Keith Johnson**和**Ryan Duncan**，巴克莱的**Greg Lindstrom**和**Matthew Rothman**，摩根士丹利的**Dan Kenna**，TABB集团的**Markus Gsell**和**Albert Menkeld**，Aite集团的**Sang Lee**，以及巴克莱集团。除了特别声明，本书用到的数据都源自雅虎金融（Yahoo! Finance）和彭博社（Bloomberg）。



译者序

前言

致谢

第一部分 量化交易的世界

第1章 我们为何关注量化交易 /2

深度分析的好处 /7

风险的准确度量和错误度量 /9

严格遵守纪律 /10

小结 /11

第2章 量化交易简介 /12

何为宽客 /14

量化交易系统的典型构造 /16

小结 /19

第二部分 打开黑箱

第3章 阿尔法模型：宽客如何赚钱 /22

阿尔法模型的类别：理论驱动和数据驱动 /24

理论驱动模型 /25

数据驱动模型 /40

策略的实施 /42

混合型模型 /52	
小结 /57	
第4章 风险控制模型 /59	
限制风险的大小 /61	
限制风险的类型 /65	
小结 /70	
第5章 交易成本模型 /73	
交易成本的定义 /74	
交易成本模型的类型 /79	
小结 /84	
第6章 投资组合构建模型 /86	
基于规则的投资组合构建模型 /87	
投资组合最优化工具 /93	
投资组合构建模型的输出 /104	
宽客如何选择投资组合构建模型 /105	
小结 /105	
第7章 执行模型 /107	
订单执行算法 /109	
高频交易：阿尔法模型和执行模型之间的模糊界限 /114	
交易基础设施 /116	
小结 /118	
第8章 数据 /120	
数据的重要性 /121	
数据的类型 /123	
数据的来源 /125	
数据整理 /127	
数据储存 /133	
小结 /134	
第9章 研究 /136	
研究范围：科学的方法 /137	
思想的生成 /139	

检验 /141

小结 /159

第三部分 量化交易策略的投资指引

第10章 量化交易策略的固有风险 /162

模型风险 /163

市场逻辑变更风险 /167

外部冲击风险 /171

扩散风险或者同质投资者风险 /173

宽客如何监测风险 /181

小结 /183

第11章 对量化交易的批评：确保如实记录 /185

交易是一门艺术，而非科学 /186

由于低估风险，宽客引发了更多的市场动荡 /187

宽客无法处理市场行情中的非常规事件以及快速的变化 /192

宽客们拥有相同的交易行为 /194

长期内仅有少数规模庞大的量化投资基金才能兴旺发展 /196

量化投资中存在数据挖掘过失 /198

小结 /202

第12章 评价宽客和量化交易策略 /203

收集信息 /204

评价量化交易策略 /207

评价宽客的才能 /210

优势 /213

评价宽客的诚信 /216

量化交易怎样适应投资组合 /219

小结 /222

第13章 展望量化交易的未来 /223

注释 /227

作者简介 /234

第一部分

量化交易的世界

我们为何关注量化交易

学会像智者一样思考，才能像智者一样行事

——马可·奥勒留，《沉思录》

约翰是一个中等规模对冲基金的宽客（量化交易者，quant trader）。他于20世纪90年代初获得了一流大学的数学和计算机专业本科学士学位之后，就开始在华尔街的交易平台工作。他希望将自己的数量化知识背景变成财富。在各个与数量有关的岗位上经过七年之久的历练，并且物色好负责业务和运营的合作伙伴之后，约翰成立了自己的对冲基金。这只对冲基金由约翰负责量化交易策略的设计，目前每天的股票交易规模已经超过15亿美元。不过对他的投资者而言，更吸引人的地方在于，这只对冲基金在60%的交易日和85%的交易月份里都能赚钱，这个成绩令人印象深刻。

尽管每天数十亿美元的交易量，可是在约翰的对冲基金办公室里，既听不到大声的讨价还价，也看不到有人通过电话来发出交易订单，空气中丝毫看不到一丁点忙碌的气氛。在这里，我们唯一能看到的是一些平板显示屏，上面呈现着当天交易策略的表现及其交易量，而他就是在这样安静的环境中完成交易的。在交易时段，约翰可不能像讲有趣故事

那样，告诉你为何他的策略是买入某只股票而卖出另一只，因为一旦有某些需要特别关注的事件发生时，他需要全神贯注地跟踪数以千计的股票。当然，在绝大多数时间，约翰可以让他设计的自动化交易策略去完成这些艰苦工作，而他自己则只需监测这些策略的稳健性和市场环境的影响，尤其当市场环境发生变化，并且将可能对策略产生影响时，约翰更需要努力工作，研究出调整模型的方案以适应市场变化。

坐在约翰旁边的是马克，他最近因为在高频交易 (high-frequency trading) 方面的研究成果而加盟了这只基金。相比基金前面的策略只能在六成交易日里赚钱，马克和约翰正在开发的高频交易策略更具有野心，其目标是希望每天捕捉到日内发生的规模稍小的赚钱机会。虽然他们的工作目前已经做到近乎在95%的时间里赢利，但他们为这个高频交易策略设定的目标更为远大，希望像一些非常成功的高频交易策略那样，做到个小时甚至每一分钟都赚钱。不过需要说明的是，因为高频交易策略捕捉的赚钱机会规模比较小且转瞬即逝，所以这种策略并不适合大规模的投资。即使这样，约翰和马克仍然期望他们的高频交易策略能够获得每年不低于200%的回报率。

在投资行业，有很多像约翰和马克的对冲基金这样的量化交易型投资公司，规模不大，默默无闻，但它们都能在一段很长的时间里保持着骄人的投资业绩。比如，弗吉尼亚州的夏洛茨维尔量化投资管理公司 (Quantitative Investment Management of Charlottesville) 2002~2008年获得了平均20%的年回报率，这个纪录令很多主观判断型基金经理 (discretionary manager) 羡慕不已。¹

在量化投资的基金群落中，比这些小公司更出名的是那些大型的量化投资巨人。在众多令人瞩目的成功的量化型基金中，最为出众且广为人知的莫过于文艺复兴科技公司 (Renaissance Technologies)。这家公司自1990年以来为投资者贡献了平均35%的年回报率，并且这是扣除了高昂

的基金管理费用和控制在极低风险之下的业绩。即使在众多对冲基金惨淡经营的2008年，该公司旗下的旗舰产品——大奖章基金（Medallion Fund）仍然获得80%的回报。²我本人对这只基金的业绩记录非常熟悉，并且觉得它以后还会更好。即使面对越来越多的竞争对手，该基金的模型也不会丧失竞争力。

然而，并非所有的量化型基金都是成功的。最近几十年来，几乎每个年代都会有一些投资失败的量化型基金，在其清盘时市场出现戏剧化的暴跌，因此人们便把这些暴跌归罪于量化交易。其中最著名的例子就是长期资本管理公司（Long Term Capital Management, LTCM）的倒闭，如果当时没有美联储和华尔街银团的干预，金融市场可能就彻底崩溃了。这家公司虽然获得了连续四年扣除费用后平均30%的回报率，可是1998年8~10月的金融市场动荡，却让它把老本都赔光了。它太有名了，以至于这件事之后，很多投资者对量化交易开始持怀疑态度，并且害怕量化交易。事实上，对于导致长期资本管理公司倒闭的原因，到底是量化交易的失败还是在风险管理上人为判断的错误，大家还有所争论，而且它算不算一家真正意义上的量化交易型公司，这还值得考究。

除了长期资本管理公司这件事以外，人们之所以对量化交易持有非议，还因为1987年的股灾和2007年的量化交易基金清算事件。后者严重地影响到了很多量化交易基金，当时一些最大的量化交易基金都因为清算事件而受损。比如高盛旗下最大的量化型基金——全球阿尔法基金（Global Alpha Fund），在2006年损失了6%之后，于2007年又损失了40%。³在2007年8月不到一个星期内，许多量化交易基金在几天里损失了10%~40%，尽管在当月余下的交易日里，有部分基金强势反弹挽回了一些损失。

撇开它们投资成功或失败的影响不说，量化交易在金融市场上占有巨大份额这个事实的确是毋庸置疑。在美国股票市场，交易的很大一部

分比例是通过算法来执行的，并且这个比例在继续快速增长。算法执行（algorithmic execution）正是量化交易的基础之一，这是指在电子化交易场所中，使用计算机软件来管理和发出交易买卖订单。尽管自动化执行技术并不只在量化交易策略中使用，指数基金和主观判断型宏观基金也会使用算法执行，但量化交易占了绝大部分，并且量化交易基金也是算法交易引擎（algorithmic trading engines）最主要的发明者和创造者。现在，仅仅在美国市场，区区五个宽客每天就能产生大约10亿美元规模的交易量。这些交易者可能都不为投资大众所知。著名的资本市场研究和咨询公司TABB集团估计，在2008年接近58%的投资买方的交易订单是采用算法执行的，并且相对于2005年而言平均每年有37%的复合增长。此外，Aite集团于2009年早期发布的研究报告指出，美国股票交易中有超出60%的比例是由短期宽客完成的。⁴这些统计数据在美国以外的市场也同样有效，2008年第一季度，在欧洲Xetra市场的电子订单匹配系统中完成的交易量，就有45%的比例是由“黑箱”交易贡献的，与其早年相比增长了36%。⁵

除了在股票市场，在外汇市场和期货市场以及商品交易顾问（CTAs）所涉及的各个领域中，也能见到宽客的身影。巴克莱集团估计，在CTAs管理的资产中有超过85%的比例是由量化交易型公司管理的。巴克莱集团拥有最全面的关于CTAs及其投资业绩表现的商业性数据库。很多大型的CTAs并不向任何数据库系统报告它们管理的资产及其业绩表现，不过因为这些公司中很大一部分本身就是量化型的，所以关于量化交易在期货市场中所占比例的真实数据应该不会低于75%。截至2008年第三季度末，仅仅是那些向巴克莱集团报告了的量化型期货基金，它们管理的资产规模就达到2 270亿美元。

由此不难看出，量化交易在对冲基金中所占的规模巨大。一般来说，对冲基金是一种适合于成熟的、富有的或者机构类型的投资者，并且以私募方式募集的金融产品。这种金融产品可以投资的范围超出我们普通

投资者的想象，而且其管理人可以参与投资回报的分成。当然这一点并不是量化交易得以广泛使用的唯一原因。其实，各家银行的自营交易部门、小型自营交易公司和采用混合策略（multistrategy）的对冲基金管理公司，在其业务中都有一定的比例采用量化交易，并且它们在全球量化交易中所占的比重可能要远远超出我们的估计。

由于规模巨大并且投资的成功和失败对市场的影响剧烈，这就毫不奇怪为何“宽客”总能占据财经媒体的头条新闻和封面故事，而多数总是从负面来报道的。事实情况并非如此，量化投资基金因为投资过程纪律严格从而能够获得稳定回报的事实，一直被投资界广泛称赞，并且有些专家也指出，这些成功的量化交易策略无论其风格如何都使市场环境得以改善。比如，运营法兰克福股票交易所的德国交易所集团公司（Deutsche Boerse AG）的首席执行官瑞德·弗兰乔尼（Reto Francioni）先生就曾经提到，算法交易“通过增加市场流动性而使所有市场参与者受益”，他还进一步援引了最近的一项学术研究成果⁶，该研究表明，“算法交易和流动性之间存在正向的因果关系”。这毫无疑问是正确的，因为采用算法辅助订单执行的宽客经常将交易订单拆分为多个更小的订单。他们之所以这么做就是为了降低交易成本和提高交易效率。正如前面所提到的，这种最早由量化交易型基金发展的算法，目前已经被更广泛的投资者群体所借鉴。通过提交多个更小的交易订单，具有不同市场看法和不同需求的其他投资者也能提高他们自己的交易效率。

当其他市场参与者的交易导致证券的供给和需求出现暂时的失衡时，宽客可以通过向它们提供市场流动性而使市场效率得以改善。在经济意义上，失衡也就是市场效率丧失（inefficiency）。丧失效率的市场通常会产生少见的、转瞬即逝的无风险套利机会，比如指数价格和构成该指数的成分股的加权平均价格出现了显著差异。需要说明的是，捕捉无风险回报或套利机会并不是宽客提高市场效率的唯一方式，也不是最主要的

方式。宽客消除市场失衡并从中获利的方式，并不是绝对的，也不是不败的，而是在承担一定风险的基础上发现了概率意义上的交易机会。

一个经典的例子是统计套利策略 (statistical arbitrage)，其中市场最为熟悉的统计套利策略是配对交易 (pairs trade)。如果有两家行业相同、股本相近并且具有相似业务结构和财务状况的上市公司，因为某种原因公司A的股票入选为某个主要指数的成分股，并且该指数也是一些大型指数基金跟踪的投资标的，而公司B的股票却没有入选到该指数。一般来说，指数基金由于资产配置的需要而更多地买入股票A，股票A相对股票B来说就会有一个更好的市场表现。结果股票A比股票B的市盈率 (P/E) 更高，然而两家公司的基本面并没有太大差异。这种因为股票在市场上的需求差异而造成的失衡就为配对交易提供了统计套利机会。我们只需要卖空A股买入B股就可以改善股票市场定价的偏离状况，同时也适当地承担了对这两家基本面相似的公司分散化投资后的风险。

准确地说，并不只是宽客试图通过消除市场失衡来获利，还有那些追求超市场回报 (阿尔法回报) 的交易者，也是通过挖掘错配而获利的。当然宽客的交易行为有时也会催生市场失衡，比如发生在2007年8月的情况。但无论如何，统计套利的交易者是市场流动性的主要提供者，也是有效市场价格的发现者，特别是对那些小市值、流动性差且容易被市场忽视的股票来说，这一点尤为突出。

那么我们究竟能从宽客的投资方法中学到什么呢？我们可以从三个方面来看。无论对宽客还是对一般的投资管理人，这三点都是非常重要的经验。

深度分析的好处

正如富有传奇色彩的文艺复兴科技公司的创立者詹姆斯·西蒙斯

(James Simons) 所言，“优秀的科学家带到金融市场游戏中的，并不是他们的数学和计算技巧，而是他们科学思考的能力”。一个最伟大、第一流的宽客会将他解决问题的系统化思考方法带入投资过程。⁷

非量化交易的投资者能够从宽客身上学到的第一点就是，强制自己对所采用投资策略的各个方面做出更深入的思考。为什么？这是因为计算机看上去是一个强有力的工具，但是如果缺乏绝对精确的指令，计算机也是百无一用的。要让计算机执行一个“黑箱交易策略”，需要程序开发人员付出巨大努力。我们不能只简单地告诉计算机去挑出最便宜的股票，而必须明确何为“挑出”，何为“便宜”，何为“股票”。比如，执行“挑出”的动作意味着在包含股票信息的数据库中搜索，在一定的股票门类中进行排序等各方面工作。再比如，“便宜”意味着要约定好市盈率或者其他度量指标介于什么区间，以及达到什么水平就表示便宜。据此，宽客可以建立一个刷选系统，或者设置10倍市盈率为便宜，或者设置市盈率排名位于最后10%的为便宜。再进一步，“股票”所指的范围可以是美国市场的股票、全球市场的股票、欧洲市场的大市值股票，抑或是宽客希望投资的任何股票。

这就进一步让我们需要深入思考这样一些问题：我们的策略到底是什么？如何贯彻它？等等。在前面的例子中，宽客并不只是在某个门类中对股票进行排序，他还可以将股票与同行业、全市场或者其他被认为有意义的股票群组进行比较，但是这一切都要求宽客自己心里有数，而不是让计算机去填这些空。

这样做的好处显而易见。对交易策略的深入分析是件好事，无论对宽客还是对主观判断型交易者来说，通过细致的、严格的工作而使问题得以清晰地界定，并进而执行投资策略都是非常有用的。这些好处得益于看问题的全面性，而这被认为是成功投资和交易的关键所在。相反，很多主观判断型交易者没有强制自己精确地设置和执行策略，从而在随

意的态度中完成大量投资决策。我在多次会议上都对主观判断型交易者问过这样的问题，比如“为何持有这样的头寸规模”，得到最多的回答竟然是“感觉这样合理”。这样行事是主观判断型交易者最大的缺陷。我要再次强调的是，对细节精确的深度分析，以及对策略最全面的考虑是我们可以从宽客身上学到的一个重要经验。

风险的准确度量和错误度量

正如本章前面所言，长期资本管理公司的破产就是一个错误度量风险的鲜活教训。宽客自然希望对所有事物都进行度量，包括风险在内，但是这种行为可能有利也有弊。从正面看，一个好的量化交易策略是鼓励主动承担一些风险的。不同于被动地接受偶然事件风险，纪律严格的宽客都会精确划定自己所能接受的范围，并将承担的风险限制在这个范围内。为了消除这些风险，宽客首先要明白这些风险到底是什么以及如何度量它。比如，因为无力预测股市的变化方向，多数股票市场的宽客都会度量自己对股市的风险敞口程度，或者通过净头寸度量或者通过贝塔系数度量，然后他们通过平衡多头和空头头寸来主动将风险敞口调整到一个较低的水平。从另一个方面看，宽客很少关心精度不准、错误度量和不正确的假设，而这些恰恰可能对风险的度量和量化管理带来致命影响。

我们前面提到的几个案例以及很多我们未提及的实例，都是因为过度依赖有瑕疵的风险度量技术而发生亏损。比如，在长期资本管理公司的案例里，历史数据反映了哪些情景是可能的，哪些是不可能的，哪些又是从未发生过的。当时，多数市场参与者都没有预期到俄罗斯这个重要的核武器和原材料出口国会破产，因为这样的事情历史上从未发生过。然而最后的结果却是，因为不堪债务负担，俄罗斯在1998年夏天拒绝偿

还债务，这个声明导致全球金融市场陷入一片混乱的状态，也使一切风险度量方法毫无用处。在这个案例中，对量化风险度量技术的过度信赖使金融市场在1998年的秋天几近崩溃。如果不是美国政府出面协调救助，并得到华尔街多数重量级银行的支持，我们的金融市场发展史和我们金融人生方方面面很可能就会换一种面貌了。

此外，自2007年和2008年开始的充斥在金融市场的信用危机，本来也是可以避免的。银行之所以依赖那些过于简单又不能准确把握风险的信用风险模型，原因之一可能是，这些银行的管理层贪婪地追逐那些超出自身承受能力的短期利润，因为这样做就能给银行家发放更高的奖金。应该说，大部分错误的风险度量及其产生的问题，人们都是可以通过更好地判断来避免或减少的。正如我们不能因为2005年卡特里娜飓风席卷了新奥尔良就怪罪天气预报模型一样，我们也不能因为使用者没有成功使用量化风险管理模型而归咎于模型。只要交易者没有受到蛊惑而采取错误行动，他们就可以通过经常性的分析和度量风险行为而受益。

严格遵守纪律

也许我们还能从宽客身上学到的最深刻的一课就是他们对纪律的严格遵守。在经过设计和严格测试以保证交易策略符合经济规律并且能够有效工作之后，宽客都会让模型自动运行而不受不必要的随意干预。在人类生活的很多方面，比如从体育赛事到科学实验，我们所具有的外推、推演、假设和创设以及从过去的经验中学习等方面的能力，都在活动的计划阶段起着重要作用。但是计划方案的执行同样是关键的，而这恰恰是人们常常做得不够的地方。导致失败的一个重要原因就是缺乏纪律性。

很多优秀的交易者都对一句古老的交易法则推崇备至，即“截断亏损让利润奔跑”。然而多数主观判断型交易者很难意识到损失的发生，相

反却能够很快意识到赢利。在学术研究中，这种行为偏差被称为“处置效应”(disposition effect)。⁸不过如果把这个判断交给计算机去做就不会有偏差了。这样的话交易者就能很轻松地借助交易系统来程序性地执行，因而前面所提到的交易法则就能得到遵守。这并不是因为系统依赖型交易者要比主观判断型交易者更聪明，而是因为系统依赖型交易者能够在毫无心理压力的情况下轻松地做出理性决策，避免了多数人在严格执行纪律时所面临的异常的心理挑战。主观判断型交易者能够从中学习到纪律性。

小结

宽客在全球投资圈中广泛存在且占有一定比例。无论是在大型交易机构还是在小规模的交易机构，也无论在哪种资产类别还是在哪个地区，都能见到宽客的身影。量化交易的成功和失败都非常引人注目，这也让很多投资者从中得到教育。交易者应该学习宽客在合理设置和实施其交易策略时所表现出来的全面性和严格性。宽客习惯于度量风险和不同市场动态因素的头寸敞口，这是非常有用的品质。当然这还需要足够的细致以免出现模型的瑕疵。最后，宽客严格遵守纪律行事并且始终保持一致性，这一优点也是值得所有决策者学习的。

量化交易简介

正如你所见，有线电话好像一只身长很长的猫。你在纽约拽拽它的尾巴，它的脑袋却在洛杉矶那儿喵喵叫。不知你听明白了吗？同样，无线电也类似。你在这儿发出信号，别人在其他地方接收到信号。不同的地方就在于，无线电是不需要这只猫的。

——阿尔伯特·爱因斯坦
在回答何为无线电的问题时的描述

“黑箱”这个名词让人想到鲁宾·戈德堡（Rube Goldberg）的仪器，这种仪器通过严格的处理把简单的输入变成神秘而且遥远的输出。根据《韦氏新国际词典（第3版）》的定义，鲁宾·戈德堡的仪器“虽然看上去有极端复杂的内部回路，但实际上运行起来却非常简单”。很多媒体和业界的观察家也用类似的词汇来描述宽客。比如，《华盛顿邮报》上一篇名为《华尔街的数学之脑也会算错——量化交易型基金的复杂公式在市场下跌中也未能幸免》的文章中如此描述量化交易：“……量化交易型对冲基金通过复杂而精密的数学算法来寻找市场中异常的和那些并非显而易见的获利机会”。¹《纽约邮报》上一篇名为《如今也未见聪明》的文章则说，“量化交易型基金用计算机程序在瞬间发出成百上千只股票的买卖

交易订单，这一切都是基于一些复杂的数学计算……”² 可能因为媒体的影响实在太大了，以至于现在就连一些投资圈子里非常著名的人士也持有这样的看法。大名鼎鼎的戴维·斯文森（David Swensen）在一次《财富/CNN金钱》（*Fortune/CNN Money*）的访谈节目上表示，“我们从来都不在量化型黑箱模型上投资，因为我们根本不了解它们是怎么运作的”。³ 要知道这位仁兄可是耶鲁大学170亿美元捐赠基金的首席投资官，也是著名的《机构投资的创新之路》（*Pioneering Portfolio Management*）一书的作者。

其实，“黑箱”这个名词确实也有着非常神秘的起源。据我所知，这个词最早出现在1915年由科幻小说改编的系列电影《黑箱》中，该电影由赫伯特·罗林森（Herbert Rawlinson）主演。电影里一个名叫桑福德·奎斯特（Sanford Quest）的犯罪学家发明了“黑箱”这种仪器用以帮助他破案。该影片的片商环球影城（Universal Studios）曾经悬赏能够破解黑箱秘密的人。⁴

现如今，“黑箱”这个词所隐喻的模糊性仍然为人所用。通常在科学界和金融界，“黑箱”是指一种只知道输入和输出之间关系但不知道其内部运行机制的系统。的确如此，关于量化交易策略，最常用的两个词就是“复杂”和“隐秘”。但是看完本书，我想多数人应该会逐渐明白，量化交易策略其实并没有那么神秘，它和其他人类决策过程一样，很多方面都是很好理解的。

比如，听起来很深奥的统计套利策略，其实就很好理解，也很简单。这种策略所依据的理论就是，相似的金融产品的市场表现应该相似。比如埃克森美孚（Exxon Mobil）和雪佛龙（Chevron）这两只股票，它们的相对价格短期内背离走势终会收敛。只要两只股票具有相似性，由于人们短期内买卖失衡而不是内在基本面变化所导致的价格走势背离，并不具有长期持续性。这可是一个清楚而直白的规律，而且这个规律也因

此导致了金融市场每天数十亿美元规模的交易量。这个策略也在主观判断型交易者中使用，不过名称不一样，叫做配对交易。宽客除了直观上寻找这种机会，还会开发出持续而一致的分析框架用以判断，何时两个金融产品具有相似性，什么因素驱使它们出现背离等，而这一点却是主观判断型交易者所欠缺的。

何为宽客

对于系统化地追求超市回报的投资策略，宽客通常将其建立在艰苦研究的基础上。宽客之所以为宽客，就是在投资策略“为何如此”和“如何实施”这些问题上非常较真儿。应该说，宽客和主观判断型交易者在实施什么投资策略上几乎无异，正如前面配对交易和统计套利的例子所呈现的那样。不过我们从来不摒弃人类行为在投资过程中应该做的贡献，因为宽客并不是机器人而是人类。本书前面提到，量化交易系统依赖型方法可以应用在范围广泛的投资策略上，不管是跟踪标准普尔500指数的指数基金策略还是交易奇异期权（exotic options）的策略。不过本书讨论的量化交易，主要是指那些从长期看与市场趋势无关的、追求超市回报的量化交易策略。

除了开发和研究核心投资策略以外，人类还需要设计和建立那些用于自动执行其想法的软件系统。一旦系统上线运行，人们的主观判断将仅仅限制在每天的投资组合管理这些日常事务上。应该说，人类的主观想法结合在冷冰冰的机器系统上，同样也是很重要的。优秀的宽客和平庸的宽客之间的区别就在于是否具有良好的判断。前面统计套利的例子中所列举的各种问题，只是宽客经常面对的各种决策问题中的一部分，这些基本的决策问题是驱使交易策略开始运行的起点。随后主观判断的好坏随着时间的演进而不断被放大，因为在这个过程中计算机只是忠实

地按照人们教它怎么做的来执行。这个过程和其他领域的过程基本一样。试想一个导弹引导系统，如果工程师在设计系统时做出了错误判断，这将会导致致命的结果，因为导弹在错误的引导系统下指向了不该指向的目标。

为了更好地理解量化交易系统的本质，我们可以看看系统依赖型方法的边界在哪里，即宽客在什么环境下会放弃使用系统依赖型方法而采用主观判断。通常情况是，当出现了模型所不能处理的驱动市场变化的信息时，宽客为了消除这种信息的影响而直接干预策略的执行。比如2008年美林和美国银行合并事件，当时美林的股价一飞冲天。这件事可能会影响毫无经验的宽客认为，美林的股价相对于其他银行被高估，因此选择卖空美林。但是这样做可能就是错误的，因为之前还有些信息是量化模型所不能处理的，正是这些信息支持美林股价上涨。此时，宽客可以人工干预模型的运行，直接把美林从模型用以处理的备选股名单中去掉，以防止模型基于错误信息做出错误决策。从中我们可以看到“输入是垃圾则输出也是垃圾”的经典例子。如果量化交易型机构的投资组合经理担心，模型可能基于不准确、不完全或者不相关的信息做出决策，那么就可以直接删除那些受到该信息影响的金融产品而不交易，这样就能降低风险。

其实在这个例子中，并购的消息可能早在宽客加载交易系统之前就已经发布了。一些比较激进的机构，早在并购的传闻发生之时就已经把美林从交易清单中剔除了。相反，有些宽客在任何环境下都不修改交易清单。一般很多宽客都会在市场风险增大之时，采取人工手段降低投资组合规模和相应的杠杆比率。比如2001年的“9·11”事件之后，很多宽客都担心资本市场受到进一步的不明冲击而主动降低了杠杆，直到事态相对明朗之后才逐步恢复到了之前的水平。

本节开头提到的宽客的定义，只是一种描述性的定义，不过要严格界定其范畴还是有些困难的，因为在纯粹主观判断型(fully discretionary)

交易策略和纯粹系统依赖型 (fully systematic) 或纯粹自动化型 (fully automated) 交易策略之间，还是存在很多过渡地带。将两者严格区分的关键在于投资组合头寸的选择和规模的日常决策到底是基于交易系统做出还是基于主观判断做出，而不是在紧急情况下通过特别处理做出决策。如果建立怎样的头寸以及头寸规模配置多大等决策都由交易系统决定，那就是宽客。相反，如果这些决策是由人工按照标准运行规程而做出的，那就不是宽客。

还需要指出的一种有趣现象是，随着量化交易规模的增长，很多伪宽客也越来越多。例如，有些交易者也使用自动化系统来跟踪潜在的投资机会，也从大量潜在的选择中遴选出更小的便于管理的交易清单。但是这个过程仍然由人工完成，仍然由人工来处理基础性工作，然后再交给计算机决定谁值得买入。另外还有些不常见的情况，一些交易者甚至将排序和选择的工作完全交给人工，而不是由计算机实施投资组合的最优化并进行风险管理。更不常见的是，一些交易者用计算机来遴选交易对象，但是最后如何配置交易品种的决策却由人工来完成。这些伪宽客也使用一部分宽客的工具，所以本书介绍的内容也包含他们所使用的技术。

量化交易系统的典型构造

了解宽客及其“黑箱”的最好方法，就是看看量化交易系统到底是怎么构成的，而这也是本书余下部分逐步展开所遵循的线索。图2-1呈现了一幅典型的量化交易系统架构图。该图描绘了一个鲜活的、有用的量化交易策略的各个组成部分，这些组成部分决定了买卖什么证券、买卖多少以及何时买卖等问题。不过图2-1并不包括如何生成交易策略的有关信息，即开发交易系统所需要的研究工具并未在图中显示。

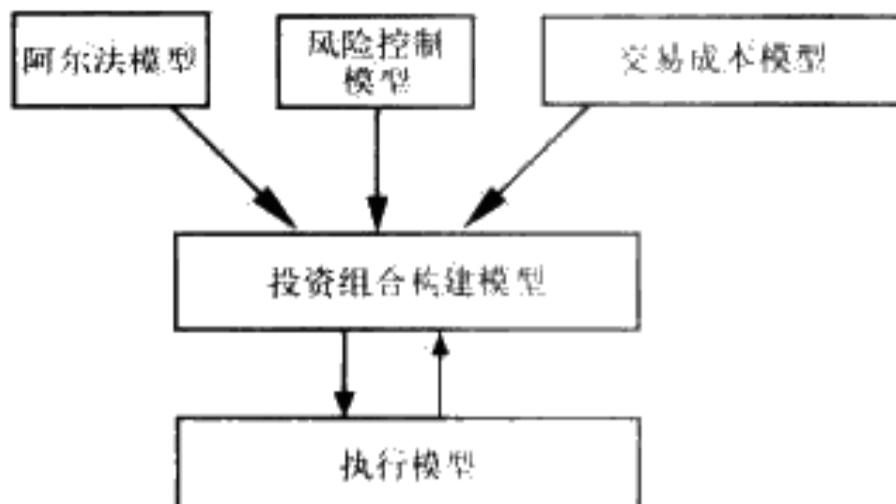


图2-1 量化交易策略的基本结构

交易系统一般包括三个模型：阿尔法模型（alpha model）、风险控制模型（risk model）和交易成本模型（transaction cost model）。这三个模型的结果都是投资组合构建模型（portfolio construction model）的输入，投资组合构建模型最后通过执行模型（execution model）完成任务。阿尔法模型用来预测宽客准备交易的金融产品未来的走势，从而获得投资回报。比如在期货市场的趋势跟随策略中，阿尔法模型用来预测期货市场未来的方向。

相对而言，风险控制模型则主要用来限制宽客的风险敞口规模，这些风险因素可能不是产生赢利而是招致损失。比如在趋势跟随策略中，交易者可能担心太多预测都是指向同一方向从而导致风险，从而将方向性的头寸敞口只限制在一些给定的资产（比如商品期货）上。此时风险控制模型将给出这些商品上的头寸敞口限额。

图2-1最右侧显示的交易成本模型，主要用来辅助决定为了构建投资组合而产生交易后所发生的成本，因为交易者将现有的投资组合变为新的目标投资组合时也会产生交易费用。无论交易者期望的赢利是大还是小，只要有交易就有成本发生。再以趋势跟随策略为例，如果期望的趋势规模过小并且趋势持续的时间过短，则交易成本模型可能会发出相关信号表明，一次建立头寸然后退出头寸的交易所产生的成本可能要大于趋势跟随的获利。

以上三个模型的结果输入到投资组合构建模型，这个模型在追逐利润、限制风险和相关成本发生之间做出平衡，然后给出一个最优的目标组合。完成这个过程后，交易系统再将现有的投资组合与新建的目标投资组合进行对比，两者间的差异就需要通过交易来消除，这个任务就交给执行模型来完成。表2-1示例了这个过程。

表2-1 如何从现有投资组合到目标投资组合

	现有投资组合	目标投资组合	执行交易
标准普尔500指数	空头30%	空头25%	回补买入5%
欧洲斯托克指数	多头20%	多头25%	买入5%
美国10年期国债	多头40%	多头25%	卖出15%
德国10年期国债	空头10%	空头25%	卖出空头15%

表2-1中的现有的投资组合反映了宽客当前的头寸状况。投资组合构建模型运行后得到了一个新的目标投资组合，如表中目标投资组合一列所示。两个投资组合之间的差异就是执行模型需要建立头寸用以弥补的。执行模型的算法实施必需的交易，并且以一种高效且低成本的方式来实施。执行模型还需要一些其他的输入信息，比如交易执行的迫切性和当前市场流动性状况等。

图2-1中示意的结构并不是一成不变的。比如，很多量化交易策略没有交易成本模型，或者没有投资组合构建模型，也可能没有执行模型。另一些量化交易策略则将不同的模型合并在一起，比如可以将风险管理的需求约束整合到阿尔法模型中，还有些策略则是在不同组成部分之间建立更加紧密的关联。有些交易者捕获自己所发生交易的数据，并使用这些数据来改善交易成本模型的功能。无论如何，图2-1中的结构对于多数情况都是适用的，它基本反映了量化交易系统的不同组成部分及其功能，不管它们是不是准确地按照这个框架组织起来的。

图2-1只反映了宽客的一部分工作，为了使交易系统能够“活”起来，还需要另外两个重要的部分：数据和研究。如果没有精确的数据输入，

“黑箱”也是无能为力的。宽客建立的输入/输出模型应该能够接受数据输入，并用这些数据进行计算，然后由此得出交易决策。比如前面的趋势跟随策略的交易者，需要价格数据以便确认市场形成了什么趋势。如果没有数据，宽客将束手无策，因为他们根本无从得知需要跟随什么趋势。正因为如此，数据就像宽客的血液一样，决定着策略实施的各个方面。此外，数据一旦给定，宽客就可以进行研究了，一般包括各种形式的测试、检验和仿真。经过研究，宽客就能确认某个策略是否有效。还需要指出的是，我们前面所说的架构中的各个模型，同样也要在研究的基础上才能正确构建。据此，添加上这些关键构成部分之后，图2-1就可以修改为如图2-2所示的结构了。

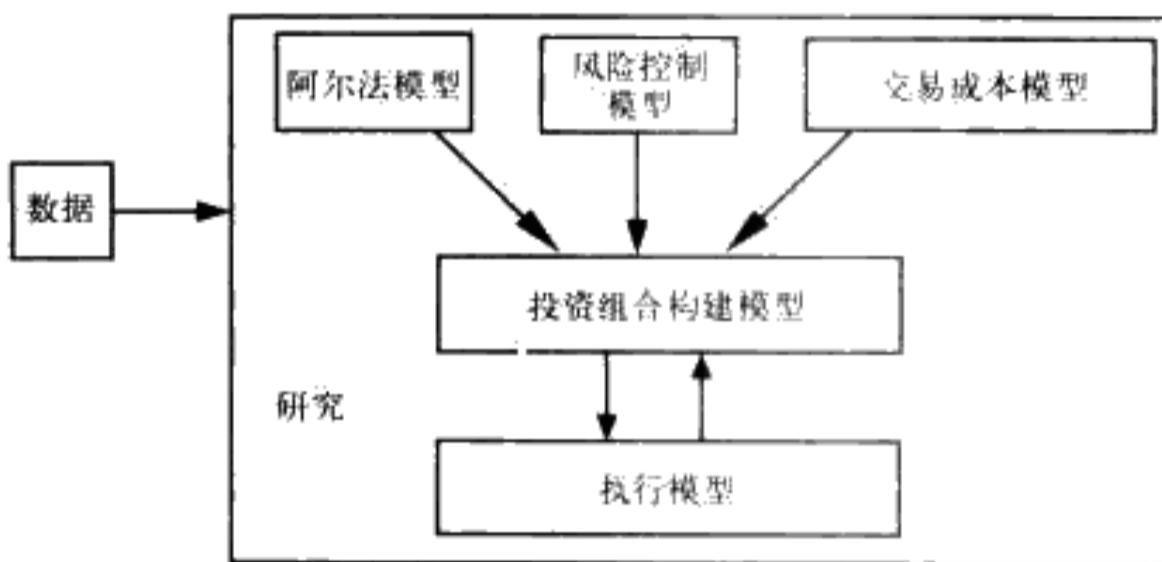


图2-2 “黑箱”示意

小结

宽客其实并不像通常我们所认为的那样神秘。像理性的市场观察人士一样，他们也是从某个想法出发开始工作的，但并不是从那些先验的经验证据甚至是一些错误的或者简单假定为正确的想法开始。宽客需要使用市场数据并通过研究来检验自己的想法是否正确。一旦他们找到了令人满意的策略，则将策略构建成一个量化交易系统。这些交易系统将情绪化的反应从投资过程中清除，取而代之的是按照纪律严格执行经过

测试和检验有效的思想。但是需要指出的是，并不能简单地认为宽客最小化了人工因素在交易中的重要性。其中人类的活动包括：思想的提出、策略的测试和检验，以及确定哪个策略需要实施、交易哪些品种、交易速度等方面的问题。此外，人类活动还控制着“恐慌的按钮”，借助这个按钮，我们可以在市场波动超出模型能够适应的范围时降低风险。

因为不透明并且不是那么易于理解，量化交易策略一直被投资者所忽视。即使那些关注量化交易的人，也都只是将主要精力放在理解其核心部分，即阿尔法模型。但我们强调，在量化交易策略中还有其他需要理解和关注的部分。交易成本模型有助于决定策略的正确换手率，而风险控制模型则辅助策略，能够避免错误的头寸敞口。投资组合构建模型在赢利、合理支出成本、管理风险等相互冲突的目标之间进行平衡，并且向执行模型传送目标投资组合。经过执行模型对目标投资组合和现有投资组合的比较，策略应该实施的决策就得到了执行。所有这些活动都要基于数据并通过研究来完成。由远及近，我们开始对这个“黑箱”有些许认识了。

在本书的第二部分，我们将逐个展开以上这些模型，沿着“黑箱”的内部构造这个线索来论述。在每章的末尾，我们都将指出已经揭开了“黑箱”的哪些方面，以及还有哪些方面有待进一步揭开。

第二部分

打开黑箱

在前文我们已经对黑箱做了简要的介绍，那么，究竟什么是黑箱呢？黑箱是相对于白箱而言的，白箱是完全透明的，而黑箱则是完全不透明的。也就是说，黑箱是完全不透明的，我们无法看到它的内部结构，也无法知道它的内部发生了什么。因此，我们只能通过外部输入和输出来推断它的行为。这就是所谓的“黑箱”。

阿尔法模型：宽客如何赚钱

预测不是件容易的差事，特别是对未来的预测。

— 尼尔斯·玻尔 (Niels Bohr)

在本书前面，我们已经从“黑箱”的外部大致看了看其构造。从本章开始，我们将开始对“黑箱”内部各个组成部分的探索之旅，由此理解宽客的内核。量化交易系统的一部分就是阿尔法模型，宽客用这个模型来赚钱，这也是研究重点关注的部分。在投资界，“阿尔法”这个词通常用于度量投资者的投资技艺，即投资者获得的与市场波动无关的回报。根据传统定义，阿尔法是指扣除市场基准回报以后的投资回报，或者说是仅仅由投资者决策所增加或减少的那部分价值。比如，如果投资者获得了12%的回报，而其选定的基准获得了10%的回报，那么阿尔法或者价值增值部分就是2%。这部分增加的价值，可能是运气成分带来的，也可能是投资水平的结果，因此阿尔法模型是指宽客为了获利而在投资过程中所表现出来的技巧。比如，趋势跟随策略的交易者识别未来趋势的能力就是能够获利的一种技巧。

追求阿尔法回报的策略，本质上就是投资组合的资产配置决策及设置其头寸规模的择时决策。这种策略的一个核心思想就是，没有永远好

的金融产品也没有永远差的金融产品，或者说，没有什么金融产品值得一直持有，也没有什么金融产品永远都不值得一看。继续以趋势跟随策略为例，交易者需要决定何时买入和卖出不同的金融产品，其实价值型投资者也是这么做的，并且这是同种阿尔法回报。在趋势跟随策略中，阿尔法回报是从趋势识别的技能中所获得。正因为拥有这种技能，趋势跟随型交易者就能判断何时持多某种金融产品以及何时抛空某种金融产品。在此，交易的金融产品本身是无所谓好坏的，也无所谓是否值得一直持多或一直持空。趋势跟随策略的关键因素是决定何时持多和何时持空。类似地，价值型投资者也不会简单地说，现在哪只股票便宜了并且以后值得一直持有。如果股票一直都是便宜的，那么它就根本不值得持有，因为这意味着，它的价值对投资者来说从未改善。因此，价值型投资背后的思想是，股价低估时买入而在高估时卖出。同样，这也是一种时机判断的技能。

宽客构建预测并且用来完成择时的软件系统就是阿尔法模型。还有一些其他词汇可以表示相同的意思，比如预测、因素、阿尔法、模型、策略、估算器或者预测仪等。任何行之有效的阿尔法模型都有其适用的范围，在这个范围内它可以赚钱，即便在扣除了偶尔犯错导致的风险损失和交易产生的成本之后也能赚钱。从这个意义上说，阿尔法模型是量化交易策略各个组成部分中的乐观主义成分，通过预测未来而赚钱。

为了赚钱，我们必须容忍一定程度的风险。为了使策略能够有效，通常我们会检验在不利环境下策略发生损失的风险大小。比如，长期来看沃伦·巴菲特战胜了市场，超出市场的回报部分就是他的阿尔法。但是在20世纪90年代末的网络泡沫疯狂期，巴菲特的投资也曾经饱受责备。当时他的策略也被认为不符合投资者的口味，因为当时他的投资回报落后于市场表现。在本章后面部分，我们将讨论各种不同的阿尔法模型，宽客用这些模型预测未来并基于此进行交易。

阿尔法模型的类别：理论驱动和数据驱动

目前，仍然很少有交易策略是为了追求阿尔法回报，这似乎是一个重要但并不容易理解的现实情况。尽管少，但是这些基本策略可以从很多方面加以实施。虽然核心思想有限，但是可以变换出一大类交易策略来。理解宽客最关键的一点就是要明白他们如何科学地思考问题。

多数宽客都是先在科学方面经过专业学习，然后转到金融行当，因此在他们的职业生涯中，时时刻刻都能见到这些科学背景知识对他们研究方法的影响。我们可以将不同的科学家或者不同的科学领域大致分为两类：理论型和经验型。理论型科学家（theoretical scientist）对世界的认识基于一种假设。这也是我们大家比较熟悉的科学范畴。比如，稳定可控并且具有长距离航程的大型飞机就是工程师应用空气动力学的一项成果。而经验型科学家（empirical scientist）则认为，当我们对世界的观察足够多了以后，我们也能具备对未来的预测能力，或者说，知识来自于经验。人类基因图谱测定的科学项目就是经验科学应用的一个重要例子，这个项目研究在人类的各种特征与构成人类DNA的化学碱基对序列之间建立一种对应关系。

类似于理论型科学家和经验型科学家的区分，宽客也可以分为两种类型。第一类就是理论驱动型的，这是比较常见的类型。这些交易者在观察市场的基础上，提炼出他们认为能够解释所观察到的现象的一般性模型，然后用市场数据进行严格的检验，判断这个理论解释是否有效并符合市场情况。宽客所采用的理论多数都是一些我们能理解的原理，也很符合直觉。比如，类似于便宜的股票将比昂贵的股票表现更好这样显而易见的道理。这个原理也是无数价值型投资基金的生存之道。原理一旦给定，理论就可以用于检验了。

第二类科学家相信经验观察的作用，认为对数据的分析完全可以不

需要任何理论指导，这一类人群相对较少。简而言之，他们的哲学信念是，借助于正确的技术，人们能够从数据中识别出某种行为模式。再以人类基因图谱测定项目为例，科学家并不认为我们需要相关的基因理论来解释为何特定的人类特征对应于相应的基因。相反，他们只需要通过统计技术将基因和人类特征之间建立映射即可，并且实际上也正是这么做的。经验型科学家有时也被称为“数据矿工”(data miners)，他们从事的工作就是数据挖掘。他们基本不关心如何命名自己的理论，只专注于使用数据分析技术来揭示那些不能凭直觉直接发现的市场行为。

需要指出的是，理论型科学家和理论型宽客最初也需要通过观察和数据来推断理论。恰如经验型人士一样，他们也相信从数据中表现出来的现象在将来还会重复。不过经验型人士却对从中归纳出一套理论，并用其解释数据的工作不怎么感兴趣，他们更愿意投入时间和精力去发掘纷纷扰扰数据现象背后所蕴含的关系和模式。

理论驱动模型

多数宽客属于理论驱动型。他们从一些符合经济学理论的对市场行为的解释出发，构建理论模型，然后检验这些理论是否可以成功预测未来。很多宽客都认为自己的理论是独一无二的，所以他们对此也非常保密。让人觉得这些方法非常神秘，并且很多圈外人士都认为宽客采用的策略非常复杂，都是一些复杂的数学公式，其实这并不准确。

事实上，理论驱动型量化交易既不是那么隐秘，也不是非得要有博士学位才能理解。绝大多数理论驱动型宽客都可以相对简单地划分为五大类：趋势型(trend)、回复型(reversion)、价值型/收益型(value/yield)、成长型(growth)和品质型(quality)。其实，这一点和主观判断型交易者所采用的策略几乎是一样的。这五种类型又可以根据交易者所采用的

数据类型进一步分类，一般有两类数据：价格相关数据和基本面数据。本书后面的内容将表明，理解策略所采用的输入对于理解策略非常重要。有两类策略是采用价格相关数据的，即趋势型策略和回复型策略。价值型/收益型、成长型和品质型这三种策略则是基于基本面数据的。

多数成功的宽客都是兼而采用好几种阿尔法模型。但是为了更好地理解这些策略，我们先逐个讨论它们，然后再看看它们的组合类型。图3-1是宽客采用的阿尔法模型图示。

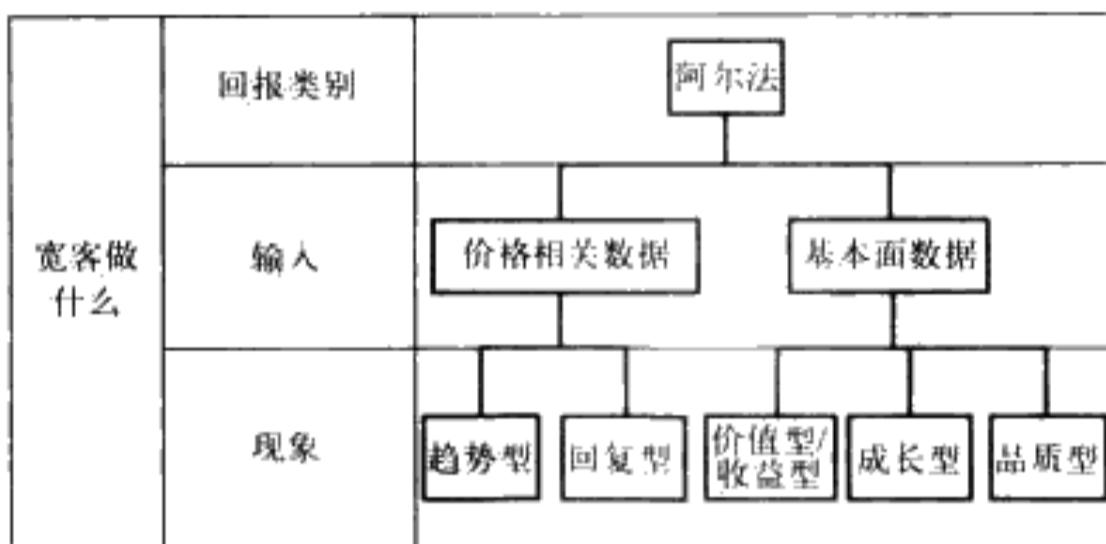


图3-1 理论驱动型阿尔法模型的结构图

基于价格相关数据的策略

我们先来看看使用价格相关数据的阿尔法模型。价格相关数据是指交易所发布的有关金融产品的不同价格信息或者诸如交易量的其他信息。宽客希望预测价格走势并从中赢利，无非是依赖两种现象。第一种现象是趋势的持续，第二种现象则是趋势的反转。换言之，价格要么继续朝着某个方向走，要么朝着相反的方向走。基于第一种现象的策略被称为趋势跟随策略或动量策略，第二种策略被称为反趋势策略或均值回复策略。

趋势跟随 趋势跟随策略依据的原理是，市场可能在一段时间内会一直朝着某个方向运动，因此可以识别出这种趋势并乘机赢利。趋势之所以可能存在，其背后的经济学原理可以这样解释，市场参与者需要慢

慢地形成对金融产品价值的共识。比如，市场认为美国经济的中期前景存在不确定性，因为劳动力市场看上去还不错，但是通胀有些显著，并且贸易赤字也开始恶化。另外，消费者还在继续增加开支，并且房屋市场也很强劲。这些看上去矛盾的信息是经济运行中的一种常态，有些是利好的而有些是利空的。如果市场中的利空因素占优了，比如通胀开始失去控制并将引起诸多经济问题，市场就开始走熊。对这个形势最早做出判断的交易者可能早早就卖空债券。随着越来越多的信息和数据支持这个判断，越来越多的市场参与者将逐渐加入卖空阵营，推动美国债券价格向新的均衡水平运动，但是这个过程需要一定的时间。这种从一个均衡向新的均衡慢慢运动的过程就形成了趋势，也是趋势跟随者可以利用的赢利机会。

关于趋势还有另外一个解释，有时被称为“博傻理论”(greater fools theory)。其核心内容是，因为人们本身相信存在趋势，因此会倾向于追涨杀跌，而这种交易力量就推动形成了趋势。关键是你能否找到一个更傻的人从你手上接走“烫手山芋”，而不会成为最后的接棒者。理论解释和市场经验反过来又成为相信趋势存在的理由。

趋势跟随者一般都会寻找比较显著的方向性运动。他们认为一旦显著性的方向出现了，就会持续很长一阵子，因为让更多人认同这个方向是需要时间的，或者说傻瓜也不会一窝蜂比傻而是排着队进场的。至于何为显著性的趋势则有很多不同说法，但是背后的思想却是无异的。最明显并且最为人所知的趋势跟随策略是用于商品期货交易。图3-2示意了2007年第四季度的一次股票市场下跌趋势。从图中可以看出，一种定义趋势的方法是用移动平均线交叉(moving average crossover)来判断，即用一个短周期指标(比如60天平均)和一个长周期指标(比如200天平均)进行比较。当短周期指标在长周期指标下方，则可以认为市场将会开始出现下跌趋势，反之则将开始出现上涨趋势。依据这样简单的判断，趋

势跟随者就可以在2007年末卖空标准普尔指数，因为当时两条移动平均线出现了交叉，这个趋势一直持续了几乎整个2008年。



图3-2 标准普尔500指数走势

期货市场中一些大的量化型资本管理公司基本都会采用趋势跟随策略，这也是最古老的量化交易策略。艾德·史柯达（Ed Seykota）1970年从麻省理工学院毕业以后，借助在卡片上打孔的方法建立了最早的机械化趋势跟随策略的计算机辅助系统。后来理查德·多奇安（Richard Donchian）也做了类似的工作。他持续不断地研究，并且在12年内用5 000美元赚到了1 500万美元。在他长达30年的职业生涯里，保持了年均60%的回报率。¹

劳伦斯·海特（Larry Hite）是早期趋势跟随实践者中的另一个著名例子。在成为交易者以前，他是纽约的一个摇滚歌手，在音乐俱乐部唱了三年歌。1972年，他和别人合著了一篇论文，关于如何将博奔论用到期货交易的量化系统中。²在他关注趋势跟随策略之后，于1981年他与另外两个合伙人成立了敏特投资管理公司（Mint Investment）。这家公司是第一只管理资产规模达到10亿美元的对冲基金，也是第一只与曼氏集团（Man Group）合作的对冲基金，他们的合作使曼氏集团进入对冲基金业

务。在海特管理的13年里，敏特投资管理公司为投资者创造了年均超过30%的扣除费用后的回报率。最精彩的是在1987年，海特因为判断对了10月的股市崩溃，当年甚至创造了60%的回报。³

上面的故事让人看到趋势跟随策略光彩照人的一面。但是我们还需要澄清的一个事实是，伴随着趋势跟随策略巨额回报的还有巨大的风险。一个成功的趋势跟随者承受净值下跌1%的风险只能换来不到1%的回报。也就是说，为了得到50%的年回报，投资者可能需要承受在某些时刻损失超过50%的风险。或者简单地说，这个策略的回报波动性太大。

当然，并不只是趋势跟随策略才有这个缺点。事实上，本章所描述的主要阿尔法模型有可能在很长时期内回报都很低。因为这些模型赖以赢利的市场行为并不是永存的，而是不稳定且偶然发生的。要想赚到钱就必须在能赚到钱时尽可能多赚，而在市道不好时管理好净值下行的风险。

可能在宽客中最具有持续性影响力的趋势跟随者是阿克斯康公司(Axcom)，它是文艺复兴科技公司的前身。1986年，埃尔温·波勒坎普(Elwyn Berlekamp)从麻省理工学院获得工程博士学位后，开始为阿克斯康公司提供策略发展方面的咨询工作。此前，阿克斯康公司的经营多年来一直举步维艰，波勒坎普随后买下了控制权。经过多年艰苦的研究，阿克斯康公司于1989年开始采用新的策略进行交易。在第一年，公司的投资回报在扣除了5%的管理费和20%的业绩奖励之后仍然达到55%。在1990年末，波勒坎普按照6倍于初始投入的价格将他的股权卖给了詹姆斯·西蒙斯。也许这笔买卖是有史以来最不划算的交易。因为此后公司改名为文艺复兴科技公司，之后多年它在量化交易上取得了巨大成功，成为最引人注目的投资公司。与20世纪80年代中期相比，文艺复兴科技公司现在采用的趋势跟随策略已经改进了很多，即使相对于90年代早期已经非常精巧的技术来说，也同样如此。从1992年开始，他们就已经不再接受低于3亿美元的投资了，并且自此之后的10年内，他们将资产增值

到55亿美元，此外还有5%的管理费和44%的业绩奖励。1989年以来，他们平均每年获得了35%的扣除费用后的净回报。并且更为惊人的是，即使近年来竞争越来越激烈并且资产规模越来越大，他们的投资回报水平也根本不见下降，反倒是越来越棒。⁴

需要指出的是，并不是只有宽客采用趋势跟随策略。这种策略一直是也将继续是所有投资者都关心的一种重要方法。从历史上看，在17世纪的荷兰郁金香泡沫和20世纪末的互联网泡沫中，我们都能见到趋势跟随现象，而这显然都不是宽客引起的。由此可见，主观判断型交易者同样具有买入交易活跃资产而卖出交易冷清资产的强烈偏好。

均值回复 正如我们前面所说的那样，价格或者沿着原来的方向继续运动或者朝相反方向运动。我们刚刚描述完了趋势跟随策略，现在来关注一下均值回复策略。这种策略是为了博取价格将朝着与之前趋势相反方向运动的机会。

支持均值回复的理论解释认为，价格波动围绕着一个引力中心，我们能够识别出这个中心并且也能够判断出波动幅度多大，从而可以从中获利。这个机制可以从几个方面来论述。首先，流动性需求可能导致买者和卖者之间的力量在短期内出现失衡，于是金融产品被超买（overbought）或超卖（over-sold）。正如我们前面提到的例子，假设一只股票被添加进了易于跟踪的指数中，比如标准普尔500指数。这将驱使一些跟踪指数的基金买入该股票，可能短期内愿意在原有价格卖出股票的交易者不足，于是价格就上涨，与此同时也提高了价格在未来某个时点出现反转的概率。一般来说，这个反转发生在指数买方的超额需求出现退缩的时候。其次，另一个对均值回复的解释理论认为，市场参与者并不知道别人的看法也不知道别人的行动。当他们提交订单驱动价格向新的均衡水平运动时，可能在某些时候会出现超额供给和超额需求，由此价格出现过度反应。不管这种供给和需求的短期失衡背后的原因是什么，均

值回复的交易者都向市场提供了流动性，因为他们逆趋势交易，因此可以向报买订单提供卖出的流动性，或者向报卖订单提供买入的流动性，同时也降低了买卖价差。

有趣的是，趋势跟随策略和均值回复策略之间并不是完全冲突的。伴随着长期趋势，可能同时还存在更短期限更小幅度的波动。事实上，很多宽客同时使用这两种策略。均值回复交易者必须判断出当前的均值位置或均衡位置，然后才能识别出对均衡的偏离程度以决定是否足够做一次交易。和趋势跟随情况一样，我们也有很多方式去定义均值回复。需要指出的是，如果是主观判断型交易者实施均值回复策略，业界一般称他们为反转交易者（contrarians）。

最著名的均值回复策略可能当属统计套利了，这种策略基于这样的看法，即相似的两只股票的价格如果出现了偏离，那么终究会收敛回去。虽然普林斯顿/纽波特合伙公司（Princeton/Newport Partners）的创始人爱德华·索普（Ed Thorp）可能是最早的量化股票交易者，但是摩根士丹利的农西奥·塔尔塔利亚（Nunzio Tartaglia）领导的交易平台却是统计套利的先行者，并且对金融界产生了最为持久的影响。塔尔塔利亚的团队包括著名的格里·班伯格（Gerry Bamberger）和大卫·肖（David Shaw），他们一起开发并改进了这种基于相似股票之间价格相对变化的交易策略。统计套利引领了世界观的重大改变，以往我们只会关注某个公司本身是贵了还是便宜了，但是统计套利策略却让我们更多地关注某个公司相对于另一个公司价值是高估了还是低估了。这个改变导致了很多预测相对价值的策略的产生和蓬勃发展，后面我们将会大量讨论这些策略。

图3-3示意了一个简单的均值回复案例。图中美林（Merrill Lynch, MER）公司的股票和嘉信理财（Charles Schwab, SCHW）公司的股票是两个相似的金融产品，很长一段时间里，这两个公司的股价价差在一个合理且较窄的范围里波动。交易者可以等待两者之间价格偏离比较显著

的时机，一旦出现就可以建立头寸以博取价差回复到均衡水平而获利。

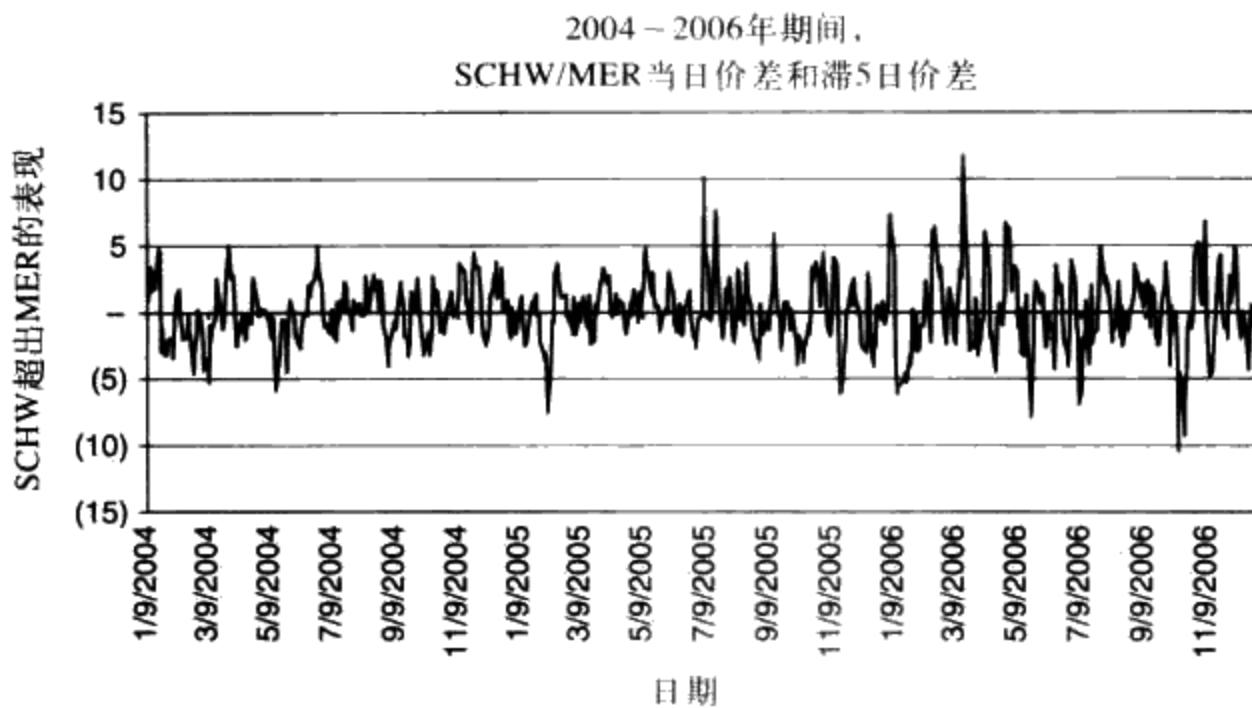


图3-3 嘉信理财 (SCHW) 和美林 (MER) 的均值回复

趋势跟随策略和均值回复策略占据了量化交易很大的比例。因为价格相关数据非常丰富并且经常改变，所以宽客可以据此进行交易。令很多投资者困惑的一点是，为何趋势跟随策略和均值回复策略在理论上是完全相反的，但是实践中两者都能很好地运作？我们认为，这主要是因为不同的时间框架。很明显，不可能同时创立正好完全相反的策略，而这些策略还能同时赚钱，但是我们也没有理由创立完全相同的策略。趋势一般在比较长的投资期限里表现出来，而均值回复则倾向于比较短的投资期限。图3-4示意了这种效应。图中我们可以看到长期趋势现象和短期均值回复同时发生。事实上，我们可以看到在不同的投资期限里，这两种策略都能很好的工作。2000~2002年以及2008年，趋势跟随策略有更好的表现，因为在此期间市场的趋势非常明显。而在2003~2007年，均值回复现象更加明显。无论是哪种策略都能在特定期间赚到钱。

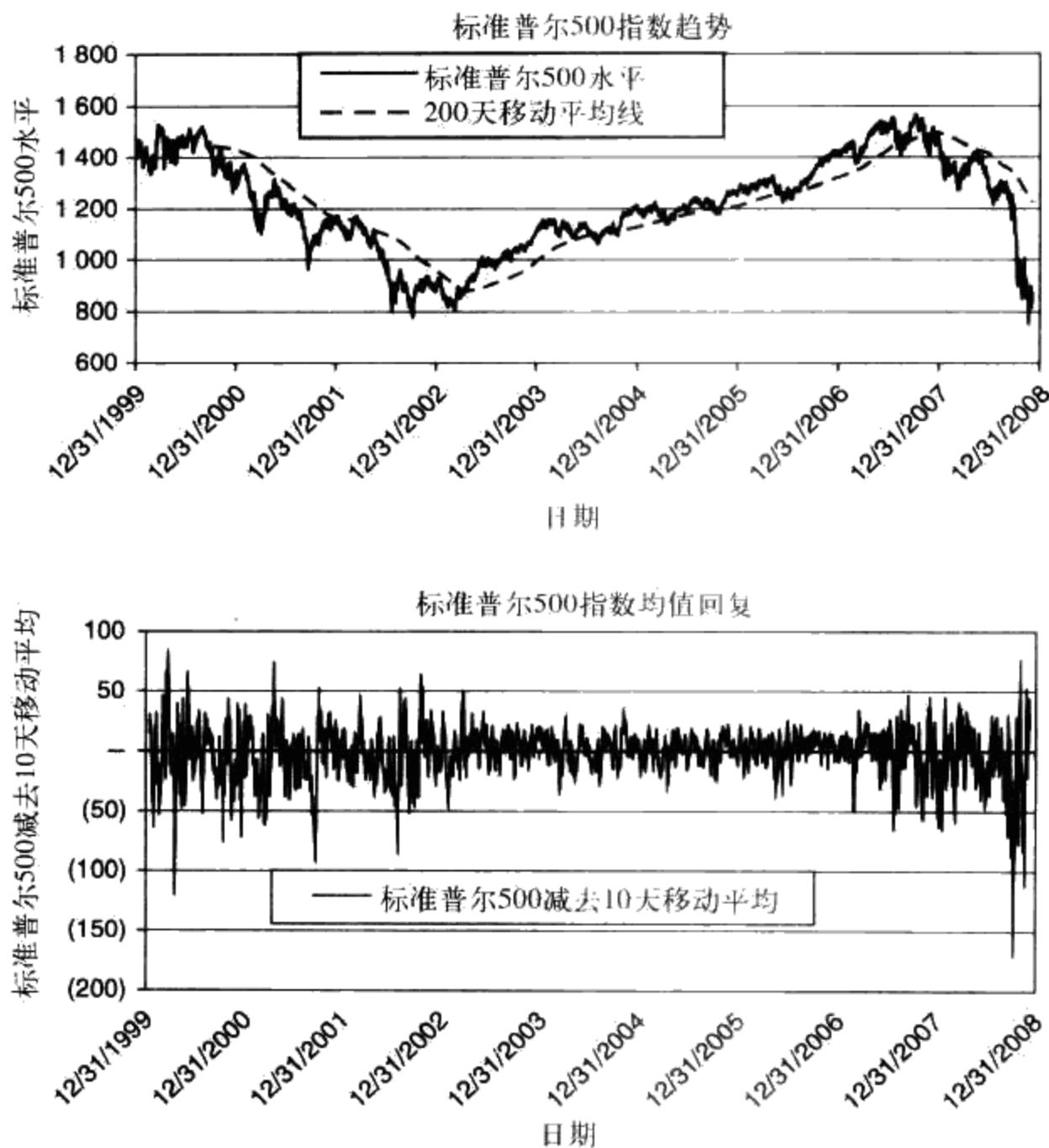


图3-4 趋势和均值回复共存

基于基本面数据的策略

多数使用基本面数据的阿尔法模型都可以分为以下三类：价值型/收益型、成长型和品质型。尽管多数时候这种分类是用在股票的分析上，其实我们也可以将同样的逻辑应用在各种金融产品上。比如，债券、货币、商品和期权，甚至是房地产，都可以用价值、成长或品质等方面的特征来决定买进还是卖出。主观判断型交易者使用基本面分析已经有很长的历史了，但是宽客的基本面策略相对年轻得多。

在量化股票交易策略和一部分量化期货交易策略及宏观策略上，相

关模型的理论基础都是来自尤金·法玛 (Eugene Fama) 和肯尼斯·弗伦奇 (Kenneth French) 的研究。早在20世纪90年代初，他们在发表的一系列论文中提出了如何对宽客在使用基本面数据设计交易策略时经常会考虑的因素进行量化分析。《股票期望回报的交叉效应》(*The Cross Section of Expected Stock Returns*) 一文中，他们一并考虑了前面十多年的研究成果中用以预测股价的各种量化基本面因素，这个研究戏剧性地推动了该领域的进步。⁵简单地说，法玛和弗伦奇发现仅仅用股票对市场的贝塔系数并不足以解释其回报率。根据历史数据，他们发现需要加上股票对市净率 (book-to-price ratio) 和股票市值 (market capitalization) 的贝塔系数，才能更好地预测未来的回报。

具有讽刺意义的一件事情是，几乎所有追求阿尔法回报的量化交易策略都是基于法玛的研究，但是法玛最为出名的成果竟然是有效市场理论。这个理论认为市场是有效的，以至于长期来看根本不可能获得超市回报 (即阿尔法回报)。

价值型/收益型 价值型策略的大名主要在股票交易领域，不过这些策略同样可以用于其他市场。尽管度量不同类别资产的价值有很多方法，但是多数都离不开一些基本面因素和价格之间的比例关系，比如市盈率 (price-to-earnings, P/E)。宽客一般采用这些比率指标的倒数，以价格作为分母。比如市盈率的倒数为E/P，也被称为盈利收益率 (earnings yield)。此外，投资者也对股利采用这种处理方式，即股利除以价格的比例，这称为股利收益率 (dividend yield)，也是一个常用的度量价值的方法。价值型策略的基本原理是，金融产品的收益率越高则价格越便宜。这种倒数取值的方法便于更简单而一致的分析。

举例如下，盈利可以在很小的负值和很大的正值之间。如果两只股票的价格都在20美元，其中一只股票的盈利为1美元而另一只为2美元。容易看出，第一只股票的市盈率为20倍，第二只股票的市盈率为10倍，

所以第二只股票相对来说更便宜。但是如果假设第一只股票的盈利为-1美元而第二只股票为-2美元。这两只股票的市盈率则分别为-20和-10，-20看上去比-10更差。但很明显，亏损1美元要强过亏损2美元。如果碰巧某只股票的盈利是0美元，那么P/E的市盈率比率就没法定义了，原因是分母为零。由于在计算比例时将价格作为分子而将其他基本面数据作为分母，故而会带来诸如此类的问题，宽客一般都将这些比率取倒数。图3-5简单示意了这个关系，无论每股盈利水平如何，E/P比率都是一个很好的指标，如图中实线所示（图中假设股价大于1美元）。与此相反，P/E比率则不是一个好指标，如图中虚线所示。

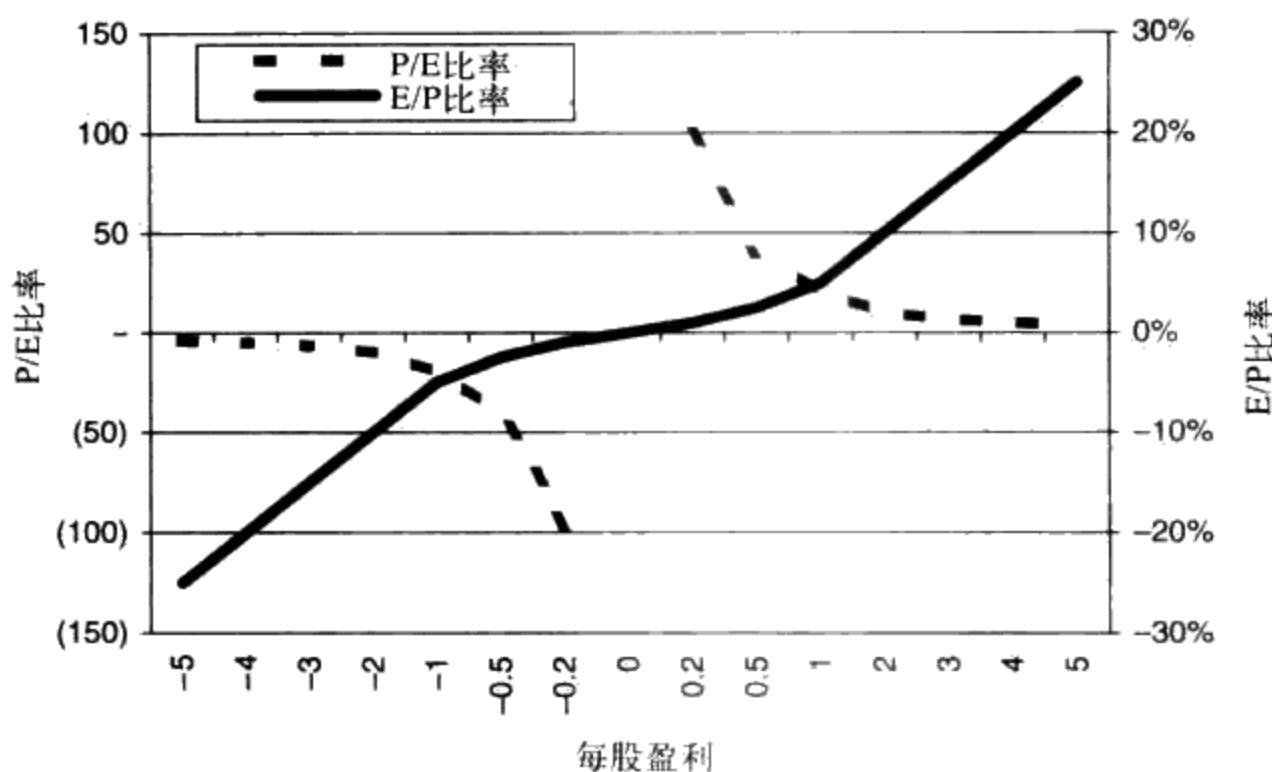


图3-5 P/E和E/P（盈利收益）

多数情况下，价值型投资意味着买入便宜的金融产品这种策略。但是“便宜的”这个定义太笼统、模糊。实际上，价值型投资背后的思想是基于市场的风险高估或低估。市场经常会对风险资产的风险做出过高的估计，而低估风险相对低的资产的风险。因此，可以买入风险相对更高的资产而卖出低风险资产。这种策略所基于的理论认为，有时金融产品的回报会比其基本面信息所暗含的回报更高，因为市场有时需要更高的回报。那些敢于在资产出现预期高回报时买进的投资者，将在市场朝

向更有效的价格的运动过程中获利。芝加哥大学布斯商学院的雷·鲍尔 (Ray Bah) 教授在他的论文《证券回报及其代理变量之间关系的异常现象》 (*Anomalies in Relationships Between Securities' Yields and Yield-Surrogates*) 中提出, 以高盈利为标志的高收益股票通常也是投资者期望更高回报率和更高风险的股票。⁶

当基于一个相对价差来操作时, 即同时买入价值相对低估的股票而卖出相对高估的股票, 这种策略也被称为携带交易 (carry trade)。投资者通过卖空一些低收益股票获得融资而买入高收益股票, 将来用高收益股票所得去支付卖空低收益股票所需要付出的现金流。高收益和低收益之间的收益差称为携带所得 (carry)。比如, 我们可以卖空 100 万美元的美国国债, 然后用卖空而取得的现金买入价值为 100 万美元的具有更高收益的墨西哥债券。格雷厄姆和多德在他们里程碑式的巨著《证券分析》 (*Security Analysis*) 一书中提到, 价值型投资给投资者带来足够的安全边际 (margin of safety)。从很多方面来看, 安全边际就可以认为是携带所得。如果没有其他事情发生, 比如价格涨跌, 携带交易可以给投资者带来最基本的回报率, 也就是格雷厄姆和多德所说的安全边际。

对于货币市场的宽客 (也包括主观判断型交易者) 而言, 携带交易是一种很流行的交易策略, 投资者可以买入具有更高的短期收益率的货币, 同时用相对更低短期收益率的货币来提供融资。比如, 如果欧洲央行设定的目标利率为 4.25%, 而美联储的联邦基金利率为 2%, 那么就可以借入美元买入欧元。这完全可以看做价值型投资策略, 因为从中可以获得 2.25% 的净收益 (欧元多头头寸 4.25% 的收益减去美元空头头寸 2% 的收益), 这就是安全边际。如果因为汇率波动而使交易出现了亏损, 2.25% 的携带所得可以作为安全边际来抵补亏损。

另一个价值型投资的例子可以以股票为例。很多投资者都在努力寻找度量“便宜”的方法, 比如息税折旧前收益 (EBITDA) 对企业价值

(EV) 比率，或者市净率 (book value to price)。市净率是一个公允的衡量价值的共同因素，特别是法玛和弗伦奇的论文被宽客所熟知以后更是如此。采用价值型策略的量化股票交易者一般都是寻找相对更便宜的股票，而不是简单地判断某个给定的股票是便宜还是贵。这种策略通常也称为量化股票多空策略 (quant long/short, QLS)。量化股票多空策略的交易者通常按照自己的喜好根据一组因素对股票进行排序，然后买入排序最高的股票卖出排序最低的股票。比如，我们根据如下表中假设的市净率，对几家主要的炼油公司排序：

公司	市净率 (假设, %)
马拉松石油 (MRO)	95.2
康菲 (COP)	91.7
雪佛龙 (CVX)	65.4
埃克森美孚公司 (XOM)	33.9

根据这个表，排序最前的股票将建立多头，而排序最后的股票将被卖空。这个操作的假设是：更高市净率的股票在接下来的时间将比更低市净率的股票有更好的表现。

成长型 成长型投资策略希望根据历史上观测到的关于资产的某些变量的增长水平来对来进行预测。比如对GDP增长或盈利增长进行预测。如果说一只股票是成长型资产，意味着它当前的价值或者收益可能没法估量。这里依赖的理论是：在其他条件一样的情况下，买入营业业务量快速增长的股票而卖出营业业务增长缓慢甚至为负的股票。度量增长的指标有PEG比率，这个指标是指价格除以盈利增长，或者是市盈率除以每股盈利增长率。该指标是对未来价值的一个较好度量，因为它包含了对增长的预期和对价值的预期，并比较这两者从而判断给定资产在正的或者负的增长水平下，定价是否合理。如果你预期某只股票的盈利将会增长很快，但是市场对它的定价已经包含了对增长的预期，那么就不值得买入。此外，如果市场价格中暗含的增长率高于你所预期的，那么

就可以卖空它。市场上常见的成长型策略却是简单地买入那些高增长资产，即使价格已经很高了，或者卖出那些低增长甚至负增长的股票，虽然这些股票价格很低了或者具有高收益。

成长型投资策略的合理性在于，增长本身具有某种趋势性，增长最快的资产可能相对其他竞争者来说还将继续占有优势。从产业结构的角度看，那些强势增长的公司，通常都能从增长较慢的竞争对手手中夺得市场占有率。成长型投资者力图能够在增长趋势的早期发现它，由此而捕捉到公司未来业务的潜在增长。在宽客的世界里，我们可以看到基于宏观增长的策略和基于微观增长的策略。在宏观层面，很多外汇交易者基于对某国经济强劲增长的预期而建立该国货币的多头头寸，因为经济强劲增长的经济体未来可能比经济缓慢增长或者衰退的经济体的利率水平要高。这种交易是一种着眼于远期的携带交易。

在股票的量化交易世界中，量化股票多空策略的投资者通常根据增长方面的信号来建立阿尔法模型。需要注意一点，众多股票市场的宽客或者主观判断型交易者所采用的成长型交易策略，都比较注重分析师对盈利预测的修正。不同投行或经纪商的卖方分析师经常发布报告，对自己研究的上市公司盈利进行预测。量化成长型策略和其他成长型策略不同的一点在于，基本上采用分析师对公司增长的预期，而不是等着公司发布盈利数据以后再来做出投资决策。因为这种策略非常依赖市场分析师或者经济学家的看法，有时我们也称其为基于信心的交易策略 (sentiment-based strategy)，不同于基于公司或者政府官方发布数据的交易策略 (fundamental strategies)。虽然宽客并非全都认同基于信心的交易策略与其他成长型策略有什么太大的不一样，不过我的经验告诉我这两者高度相似，基本没有太大差别。最后我们需要明白的一点是，华尔街的分析师对未来盈利的预期，其实就是对最近一段时间历史上已经发生的数据进行外推而做出的估计罢了。

品质型 最后一类理论驱动型基本面阿尔法模型可以称为品质型。定性的投资者认为，在其他条件相同的情况下，持有高品质的金融产品是更好的选择。这种策略的合理性在于，本金安全的重要性至上。因此，无论是成长型策略还是价值型策略都不能很好地描述这个概念。关注高品质金融产品的策略能够保护投资者，特别是在市场紧张时期。我们经常称其为“择优而栖”（flight-to-quality）[⊖]策略。不知何故，这种策略在股票的量化交易策略中经常看到，但是在宏观型量化交易策略中却不多见。一类典型的量化股票多空策略关注这样一些品质信号，即资产负债率，依赖这些信号来决定是否买入或卖出。我想这背后的原理是，低杠杆率公司比高杠杆率公司具有更好的品质，或者称其具有更健康的财务状况。还有一个例子是有关盈利品质信号的。相对于报告的每股盈利数据，比如自由现金流的一类盈利品质信号能够更好地度量公司的真盈利状况。在2001年和2002年上市公司会计丑闻事件冲击波发生之时，这种策略备受关注。比如安然公司和世通公司当时就臭名昭著，它们的这些会计丑闻警示世人一个道理，即上市公司的管理层有时更热衷于粉饰报表而不是尽职于管理公司。另外一些品质信号则关注公司盈利来源或者经济增长驱动力的多样性，因为投资者相信盈利来源越多的公司具有更高的品质。近来，人们特别看重品质这个指标，因为2008年的信贷危机证明，银行类上市公司的股票价格对这个指标是相当敏感的。根据这些指标，投资者可以早期预警那些具有按揭业务的银行，避免买入甚至可以卖出那些高杠杆率或者按揭业务风险敞口较大的银行。在2008年信贷危机中执行了这些策略的交易者，应该避免了损失甚至获得了盈利。

以上我们简单介绍了理论驱动型的阿尔法模型，以及交易者特别是宽客如何以此赚钱。简言之，价格相关数据可以用来设计趋势跟随策略

[⊖] 有人将其译为“飞往高品质”策略。——译者注

和均值回复策略，而基本面相关数据则用来设计收益型（或者称为价值型）策略、成长型策略和品质型策略。这个分类是一个理解量化交易策略的很好的框架，同时也有助于理解各种追求超市场回报的交易策略。根据这个框架给出的分类，我们可以判断一个宽客属于哪种类型。根据这个分类，一个宽客也可以合理划定自己属于哪种类型。有时甚至一些宽客自己也糊涂，以为市场具有的阿尔法模型很多，其实核心模型也就是这么一些而已。

数据驱动模型

现在我们再来看看数据驱动模型，图3-F中没有包括这类模型。由于相对更难理解，并且用到的数学工具更为复杂等原因，采用这类模型的交易者还不是很多。这类模型之所以采用数据挖掘技术（data mining），其假设是，数据可以暗示将要发生的事件，并且借助分析技术可以识别出一些市场走势。阿尔法模型使用的输入通常来自于交易所的数据（比如价格数据），这些策略一般据此来识别出能够有力预测和解释未来的模式。

这些方法有两个优势。第一，相比理论驱动模型而言，数据挖掘在技术上更有挑战性因而适用范围没有那么广泛，这意味着竞争者更少，也意味着它会是更有用的模型。理论驱动模型相对不是那么高深并且容易理解，进入门槛自然要低很多。而数据驱动模型的高门槛阻挡了很多入门者。第二，数据驱动策略可以捕获各种市场行为，无论这种行为在理论上是否可以冠名，因而可以发现一些“知其然而不知其所以然”的市场行为。与此相反，理论驱动策略只能捕获那些我们已经识别并已经命名的市场行为，即我们前面提到的五种类型。

比如，有很多高频交易者偏好采用纯经验的数据挖掘方法来设计短

期交易策略，这种策略广泛地在股票、期货和外汇市场采用。这些数据挖掘策略在高频交易中得以成功使用。成功的策略并不需要关心市场行为背后的经济理论和逻辑，因为在以分钟甚至更短时间来计量的情况下，几乎没有什么理论可以解释市场行为的逻辑基础，因此纯粹经验的方法反而可以战胜理论驱动的方法，并且在这个时间尺度下，有丰富的数据可以用来检验统计结果。

但是数据挖掘策略也有很多缺点。研究人员需要决定输入模型的是什么样的数据。如果输入模型的数据与预测变量之间没有或者只有很小的联系，那么模型得到的结论可能看上去显著但其实是伪的。比如，输入模型的是50年来月亮阴晴圆缺的数据。此外，如果研究人员输入几乎所有那些被认为在预测市场行为上有用的数据，那么算法的运算量可能会大到根本无法实施。以每天日内的逐笔数据为例，如果采用相对完全搜索算法（searching algorithm），仅仅两年的数据量就会令一台计算机连续运算三个月才能得到有用的结果。即使运算量的问题得到解决，我们仍不能忽略这种策略的另一个重要缺陷。这种策略依赖的基础是历史和未来之间的相似性，但是这种相似性可能并不经常或者长久的存在。为了与时俱进，数据挖掘策略需要经常调整以适应市场变化，而这可能带来风险。

采用数据挖掘策略还有一个不足，即可信度检验（dubious exercise）。输入的数据可能掺杂了很多噪声，导致一些错误信号，从而将数据挖掘策略带入数据陷阱。通常情况下，用数据挖掘策略准确预测市场是徒劳的，虽然偶有例外。事实上，那些成功的数据挖掘策略更像是趋势跟随策略或者均值回复策略。

策略的实施

阿尔法回报追求者可以采用的赚钱方法并不多，无论是量化的还是非量化的。不过这有限的选择并不意味着所有宽客与其他交易者几乎无差别，只能针对一种现象采取行动。事实上，宽客的交易模型浩若繁星，远远比我们想象的要多得多。

这种多样性源自宽客在实施策略的方案上有所差别。值得讨论的方案实施的特征有很多，我们将它们归纳为以下六点：预测目标、投资期限、投注结构、投资范围、模型设置和运行频率。

预测目标

实施方案的第一个关键问题是理解模型到底预测什么。模型可以预测方向、幅度、运动的持续时间，以及预测的置信度和概率。很多模型只预测方向，特别是期货市场的趋势跟随策略。这些模型试图预测资产价格的涨跌，除此以外别无他求。另外一些模型可能还预测运动的幅度，或者预测期望回报以及期望价格目标。还有一些不常见的模型则试图识别运动的可能持续时间。如果预测的运动没有在特定的时间窗口下发生，这些模型则认为交易是失败的，并且需要退出。

最后需要指出的，信号强度 (signal strength) 是量化交易模型重要但不普及的概念。信号强度是指更大的期望回报或更高的可能性。在给定置信水平下，期望回报越大则信号强度越大；同样，在给定预期回报下，置信度越大则信号强度越大。通常情况下如此，但也并非总是如此，更大的信号强度意味着可以在头寸上投注的筹码更大。比如，交易员认为埃克森美孚 (XOM) 和雪佛龙 (CVX) 皆可能上涨，同时认为XOM有更大的置信度或者更大的期望回报。那么在合理的情况下，交易者认为XOM有更大的潜在回报，因而相比在CVX上的投注，交易者将在XOM上

投注更多筹码。宽客同样如此，只不过在更大置信度或更大期望回报上的预测会更加具有置信度。

投资期限

理解阿尔法模型的另一个关键因素是投资期限。一些量化模型只预测毫秒级的未来走势，而另一些则预测一年以后或更远的走势。多数宽客预测的投资期限介于几天到几个月。一般而言，用于短线交易的策略明显不同于用于长线交易的策略，虽然它们的思想可能相同，如图3-6所示。从图3-6中可见，基于移动平均的趋势跟随策略的“中线”版本所发出的信号是在2008年4月和5月期间卖空标准普尔500指数，因为市场自2007年10月以来已经处于下行通道。与此相反，同样是移动平均策略，“短线”版本发出的信号却是在4月中旬期间除了三个交易日以外做多，在5月末的最后几个交易日也做多。这个例子告诉我们，即使交易策略一样，不同投资期限的实施方案可能完全不一样，甚至导致相反的头寸。

一般而言，分钟策略和小时策略间的差异会比三个月策略和六个月策略间的差异更大一些，虽然后面一组策略在两者之间的时间差要比前一组更大。这个原则在风险更大的环境下会更有效。这可能是因为相对于长线交易而言，短线交易同样的策略会导致更多的交易。在短时间尺度上，即使策略的投资期限差异很小，也可能因为每天成千上万或每年数百万计的交易而得以放大。相反，在长时间尺度上，同样的策略无论是三个月版本还是六个月版本的交易都要少得多，所以投资期限的差异并不会得以放大，故而在150天移动平均线和300天移动平均线组合下，趋势跟随策略发出在2008年4月和5月期间卖空标准普尔500指数的信号，与60天移动平均线和100天移动平均线组合下趋势跟随策略发出的信号是一样的。相反，仅仅将短线移动平均系统（5天/20天）的慢线指标的时

间长度减少10天，即采用5天移动平均线和10天移动平均线组合，在4月中旬和5月中旬期间就发出了更多的卖空标准普尔500指数的信号。相对而言，5天移动平均线和20天移动平均线组合发出的卖空信号则要少得多。在4月和5月两个月期间的43个交易日里，5天/20天移动平均线组合共在8个交易日里发出了卖空信号，而5天/10天移动平均线组合则共发出了15次。

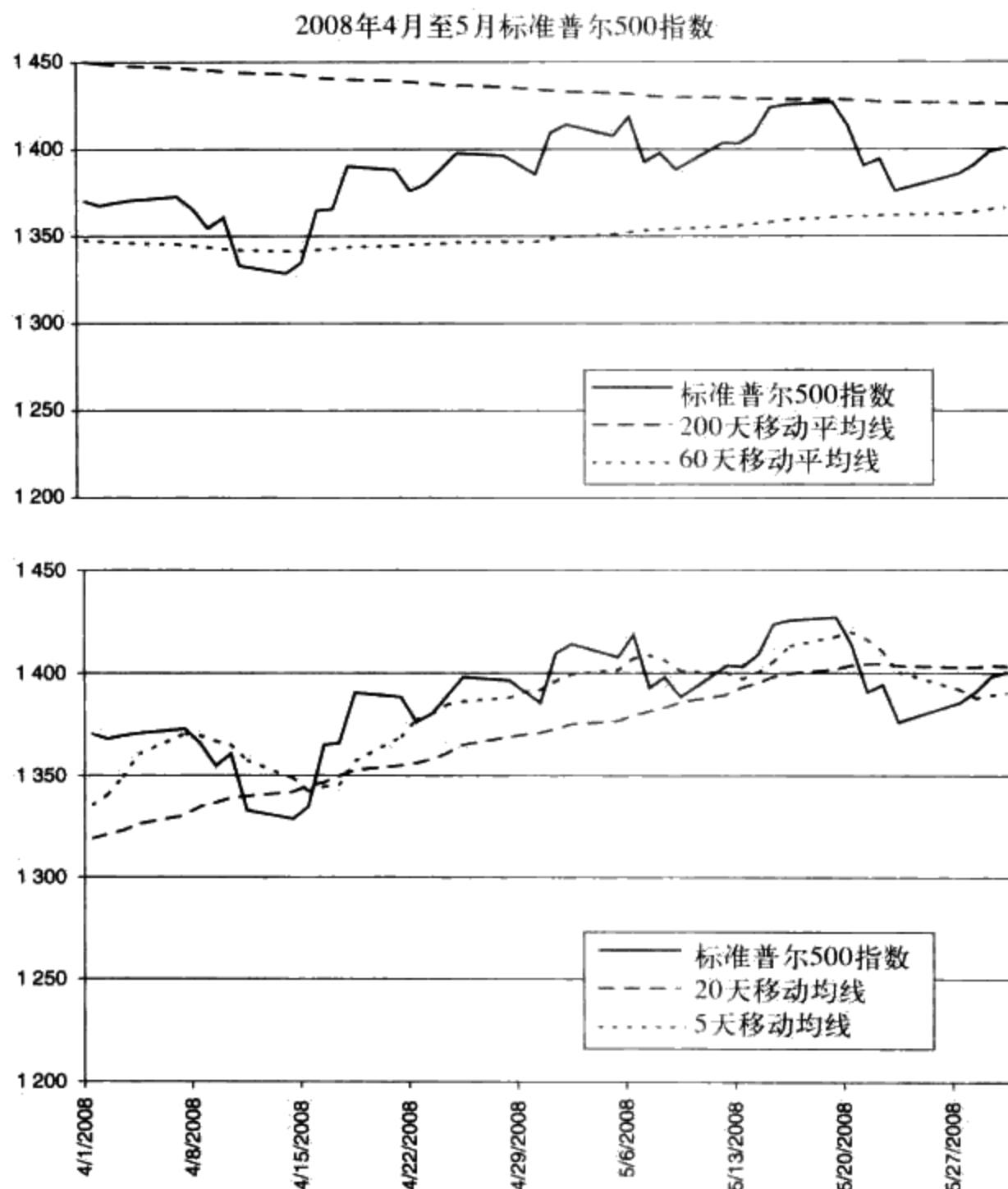


图3-6 不同投资期限的同样策略

理论上，投资期限的选择可以有无穷多种，比如可以预测两个星期后，或者两个星期零30秒，或者两个星期零31秒，等等。但对两周后的

预测，再加上30秒或31秒并没有太大差别。因此，为了更好地理解量化交易策略在投资期限上的差异，我们有必要稍加分类。一般而言，高频交易（high-frequency）是那些最快的，预测投资期限不超过当日收盘。短线策略（short-term）则倾向于持仓一天到两周左右。中线策略（medium-term）的预测投资期限则从数周到数月不等。长线策略（long-term）一般持仓到数月以后甚至更长。对这些策略的划分并不是一成不变的，但这种粗略划分对于理解策略间的差异很有帮助。

投注结构

阿尔法模型的另一个关键问题是投注结构，依赖于如何生成预测。模型既可以预测单个金融产品的绝对回报，也可以预测金融产品相对于其他金融产品的相对回报。比如，模型可以预测黄金很便宜，因而认为未来将会上涨，或者模型也可以预测黄金相对于白银很便宜，未来会比白银有更强的走势。在预测相对水平时，我们可以在一个小范围的备选对象中选（比如一对配对的金融产品），也可以在一个更大范围的备选对象中选（比如一个门类）。较小的一个更易于理解和分析。特别地，我们经常选取一对金融产品来配对交易，因为从理论上来说，我们比较容易选择那些能够直接比较的金融产品。

当然，配对交易也有很多不足。很少有资产能够精确地与其他金融产品直接比较，这大大削弱了配对交易的主要优点。两只互联网公司的收入来源可能都是搜索引擎，但仍有可能有区别。其一可能是内容驱动业务占优势，另一个可能更多依赖广告业务。如果我们决定寻找其他具有很强广告业务优势或内容优势的公司，每一个都与这两个公司共有一些特征和行业效应。那么交易者面临的两难问题就是：怎么配对最好，或者说这个配对交易的结构怎样最优。

另一种方法则是在一个更大的范围中投注。交易者通过因素分离

将证券分门别类，并消除同组证券间的共同因素。比如，在市场行业类别内对股票进行分组，就是为了消除该行业共同运动趋势的影响而专注于行业内股票的相对运动。如果分组规模仅有两只股票，那么就很难分离出行业共同因素。另一方面，分组的更大规模能够使得我们在行业共同行为和个股特有行为间找到更清晰的界线，这一点对于宽客是很有益的。因此，多数宽客在分组时倾向于采用更大规模分组而不是简单的配对。

交易者通常也需要为分组构建理论基础，或者是借助统计技术或者是借助直觉（比如按照基本面的产业门类分组），用于识别金融产品之间是否具有相似性并能归为同一组的统计技术有很多。但是有时统计模型会被数据误导而造成错误的分组。比如，曾经有段时间，互联网公司的股价与谷物的价格之间有很强的相似性，这将会使统计模型把它们归为一组。然而这两者的不同是显而易见的，远远大于它们的相似性，基于基本面的分组方法决然不会将它们放在一起。随着市场的演变，金融产品之间的关系也会频繁发生变化，从而导致那些将来不可能具有相似性的金融产品被错误地划分到了同一组。

另一种方法就是按照直觉划分。资产类别、部门、行业等因素都是按照直觉来界定的分组。虽然这种方法不仅有感觉上的优势也有明确的理论基础，但是仍然还是有可能不够准确或者过于僵化。僵化的原因可能是，随着时间的演变，原有的相似性发生了改变。股票和债券价格有时变动方向相反，有时却相同。因为这两类资产的相关性会随着情况而发生变化，因而很难从理论上分析两者的关系，以至于静态的永恒不变地认定它们属于同一组或不同组。因此，多数分组技术（进而推广到所有基于相对预测的策略）都面临着因为市场环境发生改变带来的相关关系被破坏的风险，无论是基于统计技术还是凭借人的直觉。

在评价阿尔法策略时，不同投注结构的区别是很重要的，特别是绝

对方案（单一证券）和相对方案（多证券）。同样的阿尔法模型用在单个金融产品上和用在同一组别证券之间的相对关系上，其表现完全不同。很难平衡不同分组方法的风险和优点。通常，相对阿尔法策略能够在正常时段得到比绝对阿尔法策略更加平滑稳定的回报。但是在极端行情下，错误的分组可能会导致致命的缺陷。一些宽客试图通过同时采用多种分组技术来消除单一分组技术的问题。比如，他们先根据股票所在行业分组，然后再用动态的统计技术分析它们之间最近的相关性，以此来确定这种分组是否可靠。

另外，我们需要澄清对冲基金行业常用的但可能毫无意义的一个概念——相对价值 (relative value)。这个概念用在那些采用相对投注结构的策略中，但“价值”这个词却用得很不恰当。尽管那些基于相对价值概念来预测的策略看上去很流行，但几乎没有谁是做价值型投资的。相对均值回复策略、相对动量策略或者其他的基本面策略，都无一例外地认为自己是考虑相对价值的。

投资范围

某个特定的策略一般可以用于多种金融产品，宽客则要决定将其用于哪类金融产品上。一般宽客要考虑的因素有很多，其中最重要的是金融产品所在的地域 (geography)。显然短期均值回复策略用在美国股市上和用在中国香港股市上是不同的。第二个重要的因素是资产类别 (asset class)。同样，用于外汇市场的成长型策略会不同于用于股票指数的成长型策略。宽客需要决定对哪类资产采取何种策略。第三个因素则是金融产品种类 (instrument class)。比如，股票指数一般是在期货市场交易，它不同于单只股票，虽然它和单只股票一样同属于股票类资产。并且某个特定金融产品市场的流动性特征和市场参与者特性都可能不同于其他金融产品，宽客在考虑交易何种金融产品时要认真研究这些因素。最后，

在有些情况下，宽客可能出于不同原因而将策略集中于某个特定范围的金融产品。

对投资范围的选择，依赖于宽客的偏好。第一，宽客倾向于流动性好的交易标的，因为这类金融产品的交易成本可控。第二，宽客需要大量高质量数据，而这些数据在富有流动性和发达的市场更容易获得。第三，宽客更偏好那些比较容易用系统化模型来预测的金融产品。以前面提到的生物科技公司股票为例，一些宽客不考虑这些公司，因为它们很容易受到政府关于药品使用或禁用决议的影响，而出现突发的剧烈的价格波动。尽管具有生化专业背景的物理学家对这些问题往往有直觉，但这不是宽客能够建模的。因为这些偏好，宽客参与的最活跃的资产类别和品种主要是普通股、期货（主要是以债券指数和股票指数为标的）以及外汇市场。其中一些策略主要用在固定收益资产上（比如互换和短期债），而不会用在期货上。这些策略曾在20世纪90年代中后期广为使用，但现在不怎么使用了。从地域上看，在美国、欧洲和日本有着大量宽客，而在北美其他地方和亚洲的发展中地区，量化交易则用得少得多。宽客的身影很少出现在欠缺流动性的金融产品上，也很少出现在柜台市场上交易的股票或可转债等资产上，并且也很少出现在新兴市场上。不过，近年来由于监管的改进和电子交易技术的完善，柜台市场上的量化交易也逐渐多了起来。毫无疑问，这意味着这些市场的流动性也得到改善。正因为如此，流动性指标可以作为一个考虑交易策略使用范围的重要维度。毕竟那些富有流动性的金融产品的数据质量更好，而且也相对更容易预测。

模型设置

仅仅提出交易策略的初步想法是不够的，宽客还要在策略能够正式使用以前，明确地界定实施策略的各个方面。宽客设置或定义其交易策

略思想的方式不同，有可能导致不同的交易行为。比如，有很多定义趋势的方法。有些交易者只是简单地计算金融产品历史上的总回报，为正则认为是上行趋势，为负则认为是下行趋势。而另一些趋势交易者则使用移动平均方法，比如图3-1、图3-3和图3-4所示例的，他们依赖价格是高于还是低于最近的平均价格来确定趋势。还有另一些趋势交易者，他们试图识别在关键时点可能会发生的价格形态来判断趋势早期阶段的突破，但是他们不会去判断长期趋势是否形成。

以上这些虽然是常用的定义趋势的方式，但没有囊括所有。与此类似，每一种阿尔法策略都可能有多种不同的定义。在数学上精确设置策略正是宽客要做的主要工作。这也是投资者在量化交易上需要仔细研究的领域，是宽客表现其差异化和比较优势的主要之处。在“投资期限”一节中，我们看到仅仅是股票市场择时的不同投资期限设置，就对同一个时点上策略的实施是长期还是短期这个问题产生了令人吃惊的影响。因为投资期限的重要性，我们很容易理解使用不同的策略定义会有不同的交易行为。然而，宽客很难与外部其他人分享有关他的模型如何设置这方面的信息。对于非量化交易者，模型的设置恰恰是“黑箱”的模棱两可之处。这也正是为何非量化交易者的投资表现，相对于具有相同交易思想的宽客的投资表现显著性更差的原因。

一些宽客使用机器学习或将数据挖掘技术用于设置模型的细节。在“数据驱动模型”一节中，我们提到了如何使模型适用于数据并设置参数值。在机器学习技术中，这得到了更为广泛的使用，并且也更加适合。而我们前面提到的在追求阿尔法回报时，这却不是那么容易且不是经常使用的。从本质上讲，机器学习技术主要用于寻找量化模型的最优参数设置，其算法主要是用更智能且更科学的方法检验多种潜在可能的参数，同时又不会出现过度拟合（overfitting）。

在模型设置的各种问题中，有一类问题是关于模型对最新数据的调

整。这个过程通常也称为重新拟合 (refitting)。初始的研究能够在真实的交易中得以重复，这是模型能够不断更新并且对最新市场条件也适用的重要保证。不过这项工作通常需要庞大的计算量，有时是上百万甚至是数以亿计次的计算，所以有些宽客并不经常甚至从不调整模型的参数设置。并且，重新拟合也会带来过度拟合的风险，这是很致命的问题，经常会导致伪的、不稳定的关系，从而取代原本有效且持续稳定的关系。

运行频率

构建阿尔法模型的最后一部分工作就是决定模型的运行频率，或者模型更新交易思想的频率。有些宽客相对于其他人来说并不频繁地运行模型，比如有的一个月运行一次。而有些宽客则频繁地运行，甚至实时、连续地运行。这一点是宽客需要平衡的，因为频繁地运行模型将导致大量的交易，这也意味着更高的佣金和手续费等交易成本。当然，频繁的运行也使得模型依据毫无用处的噪声而建仓平仓的概率加大。这样的结果就是，更高的交易成本致使策略生成的超额回报得不到改善，从而降低了盈利能力。

另一方面，如果模型运行太少，这将导致很少的交易，但是每一次交易的订单规模太大，这又从另一个角度增加了交易成本。大规模订单有较大的市场冲击。由于模型运行太不频繁，一旦其运行发出建仓或平仓订单时，将对投资组合产生显著改变，同时也会因为交易的大宗性而改变市场。还有一点，过低频率的模型运行也可能错过市场机会。比如，策略每月执行一次，就可能在模型闲置一个月期间错过出现的更有利的价格。如果缩短模型运行的时间间隔，则可能捕获到有吸引力的、转瞬即逝的交易机会。无论是频繁运行还是低频运行，这都依赖于策略的其他方面，特别是预测的投资期限和输入变量的类型。最后，多数宽客运行模型的频率都不会少于每周一次，很多都是每天连续运行。显然，实

施策略越频繁就越有余地，所以现在的趋势是短期策略越来越趋向于连续、实时的运行。

策略选择上丰富的多样性

前面我们描述了宽客为了建立阿尔法模型所需要考虑的几个重要决策。每一个决策都是影响宽客能否交易成功的重要环节。简言之，成功的宽客应该具有对细节的高度敏感性、提出问题的准确性以及寻找解决方案的非凡能力等特质。不过对于那些仅仅是想了解宽客如何工作而并不想从事相关工作的人而言，前面所说方方面面已经足以提供一个识别宽客差异的知识框架了。

策略执行层面的细节太多，直接的后果就是实践中可用的量化交易策略丰富的多样性。很容易看到，仅仅是有关价值概念的策略，依据不同类型得到的排列数就是巨大的，比如依据不同的投资期限、投注结构、投资范围、模型设置和运行频率。在此，我们仅看一下前面四个执行细节，看看前面讨论到的各种不同类型会导致什么结果。前面我们已经提到，有两种预测目标（方向和幅度）、四种投资期限（高频、短期、中期和长期）、两种投注结构（单一的和相对的）、四种资产类别（股票、债券、货币和商品），组合下来就是 $64 (2 \times 4 \times 2 \times 4 = 64)$ 种不同的价值型模型，这还不包括我们如何定义什么是价值型，以及如何发掘价值等问题，仅是这个数目就足以就令人生畏，不过此处建立的框架有助于人们理解“黑箱”内部结构。图3-7示意了阿尔法模型的各个术语及其关联结构。

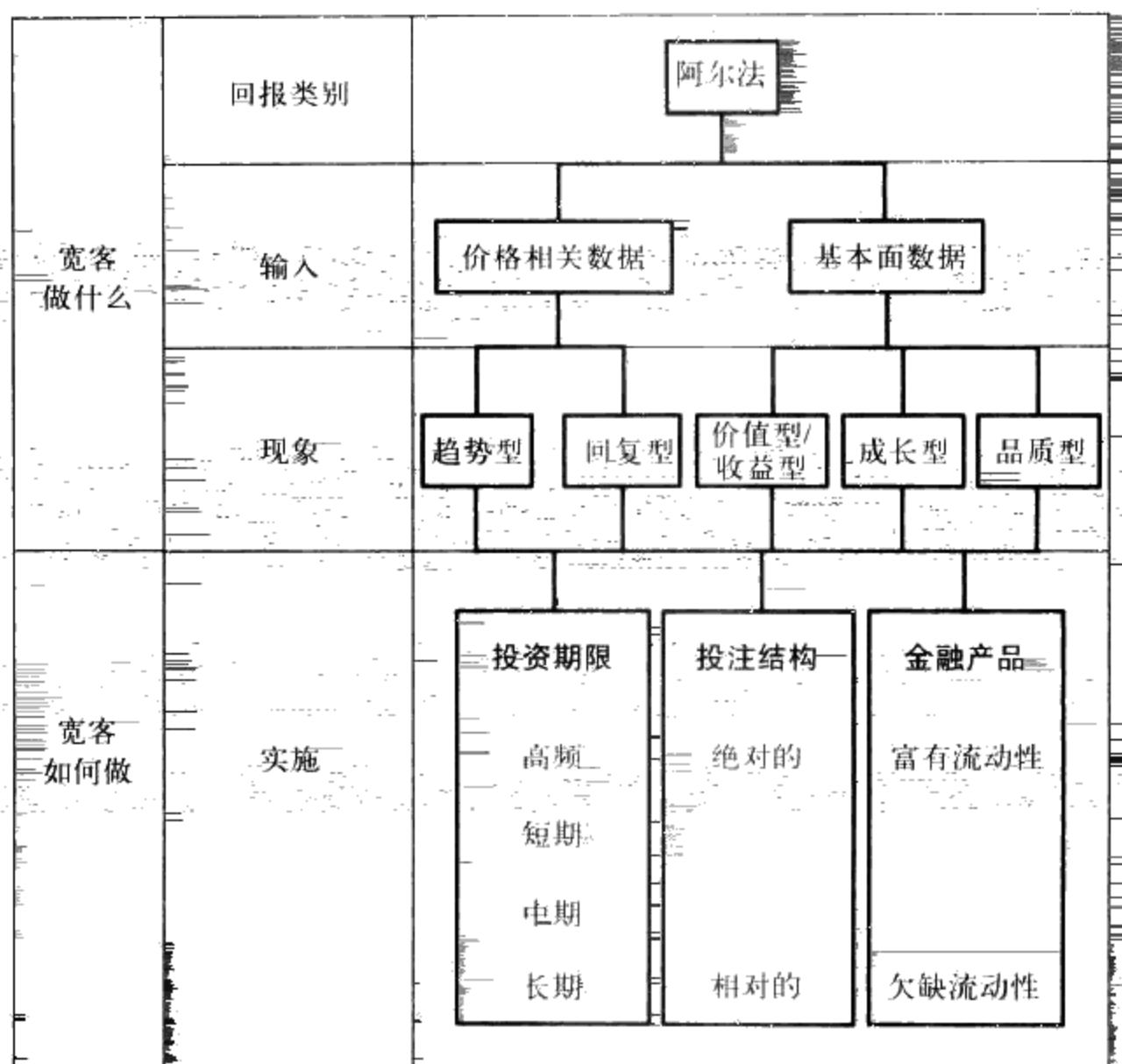


图3-7 理论驱动型阿尔法模型的结构图

混合型模型

宽客定义交易策略的每一个决策都是他的交易行为的重要驱动力量。但在构造交易策略时，宽客还有另外一些极其重要的选择需要面对。一般地，宽客并不限于仅仅选择一种阿尔法模型。事实上，他们会考虑采用多种模型的混合，甚至组合不同阿尔法模型的方法也是充满各种可能性的。最高级也最成功的宽客倾向于采用多种不同的阿尔法策略，包括各种不同的投资期限、投注结构、金融产品和地域的趋势策略或均值回复策略以及各种不同的基本面策略。宽客从阿尔法的多样性中受益，正如其他各个领域的金融人士从多样性中受益一样。

混合各种阿尔法信号的做法与主观判断型交易有很多类似之处。考虑一个共同基金经理决策的情景，他从两个埃克森美孚(XOM)的分析师那里得到报告。其中一个分析师依据经典的格雷厄姆和多德提出的基本面价值理论认为，XOM将在未来一年上涨50%。而另一个分析师依据动量方法算出，XOM在未来一年可能横盘。那么基金经理应该采用哪个预测呢？这也是混合型阿尔法模型所要考虑的核心问题。

宽客对预测进行混合一般有三种常见的方法，即线性模型、非线性模型和机器学习模型。不过也有第四种重要的思想流派认为，根本无须对阿尔法模型进行混合。事实上，很多投资组合在构建时都是依据特定的阿尔法模型而得到的输出。这些不同因素的投资组合可以依据第7章提到的技术来进行混合。

这四种信号混合的方法有其自身的规律，但混合阿尔法的最好方法还是与模型本身有关。通常情况下，正如在单一型阿尔法模型中一样，混合型阿尔法模型的目的是通过混合不同模型从而得到最优的未来预期。有理由认为，所有其他方面不变的情况下，合理的智能化混合型阿尔法模型可能会比组成它的单个的模型工作更有效。图3-8示意了预测A和预测B准确地预测未来都是偶然发生的事情，即预测A和预测B与实际发生结果有一部分是重合的。两个预测都只有很低的准确度，但两个预测一起使用则可以提高整体预测的准确度。

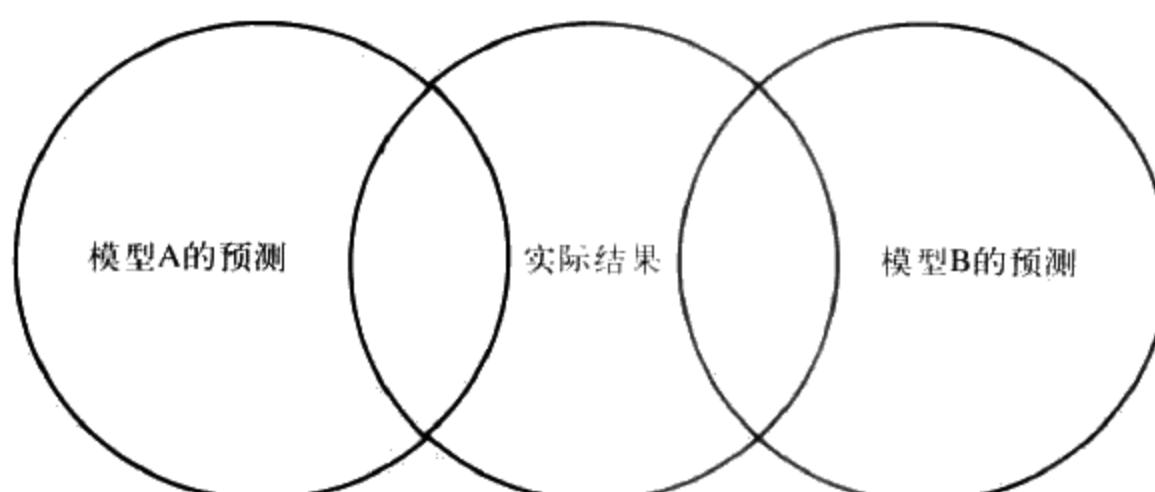


图3-8 多种预测的图示

线性模型是宽客最常用来混合各种阿尔法因素从而构造混合预测的方法。线性模型通常也是人类思考因果关系时众多合理的模仿真实世界常用的方法之一。在线性模型中，由某个因素所推演出来的判断是独立于其他因素所推演出来的，又因为各个因素可以是独立的、可加的，因而由此得到的结论就是可加的。比如，某高中生想去一所好大学深造。她可以根据自己的成绩、考试标准分、课外活动、推荐意见、小论文等相互独立的因素，通过线性模型推断获得入学资格的可能性。在不考虑其他因素的情况下，成绩通常是最重要的，这一点同样适合于其他因素。因此采用线性模型就很必要了。但是如果有这样一种选拔标准，只要考试标准分足够高而小论文无关紧要，仅此就可以入学，那么线性模型就不再是有效的预测入学机会的模型了。

使用线性模型的第一步工作是对每一个阿尔法因素赋予权重。以前面的例子看，我们想预测大学入学资格的可能性，首先需要定义成绩相对于考试标准分的重要性。这通常用所谓的多元线性回归技术，旨在寻找最能解释金融产品历史行为的阿尔法因素的组合。不过在此有赖于这样一个假设，即合理解释历史的模型对未来也有很好的预测准确性并且能够赢利。算出权重后，就可以分配到相应的阿尔法因素得到的输出结果上，从而对多个预测的加权平均就能给出混合预测。更准确地说，将各个因素的权重与各个因素的输出结果相乘得到的乘积进行加总，就得到了混合预测。这个预测可用来决定如何构造目标投资组合。

考虑一个有两个阿尔法因素的系统。一个关注E/P比率，这是一种收益型模型。另一个关注价格趋势，这是一种趋势型模型。收益型因素预测XOM未来一年间可能有20%的回报，但趋势型因素则预测XOM未来将亏损-10%。根据历史数据回归得到，收益型因素应该赋予70%的权重，趋势型因素应该赋予30%的权重。考虑各自的预测和权重，则未来一年间两因素混合模型的预测如下：

收益型因素权重 $70\% \times$ 回报预测 $20\% = 14\%$

趋势型因素权重 $30\% \times$ 回报预测 $-10\% = -3\%$

两种因素的总结果是 11% 的正回报，这是 XOM 未来一年间的总期望回报。

线性模型的一个特殊情形是等权重模型。尽管不是数量化，但等权重方法却在宽客中盛行。等权重方法背后的思想是，交易者既然没有足够信心认为自己能够精确地为各个阿尔法因素赋予权重，那最好的办法就是赋予相同权重。这种方法的一种变形是对各个因素按照等风险进行赋权，即一美元对高风险策略是不同于一美元对低风险策略的。本书第6章将更详细地讨论这些方法在投资组合构建中的应用。

组合不同阿尔法因素的非线性模型也有很多形式。相对于线性模型，非线性模型所依赖的思想是，用来预测市场的变量之间的关系既不是相互独立的，也不是随着时间而一成不变的，即任何变量并非独立于其他变量而变化。有两类最常用的非线性模型——条件模型 (conditional model) 和旋转模型 (rotation model)。条件模型赋予某一阿尔法因素的权重是依赖于如何对其他因素的解释。在前面的例子中，条件模型认为 E/P 的收益可能会驱动价格预测，但必须在价格趋势与 E/P 收益取得一致时才有效。换句话说，高收益股票可以纳入备选池，但要买入还需要等待价格出现上行趋势的机会。低收益股票可以卖空，但也要等待价格出现下行趋势。当一致性条件出现，收益型因素才会驱动价格预测。但如果价格趋势并没有确认 E/P 的收益信号，则仍然需要忽视该信号。相比于前面提到的线性模型，因为价格趋势还在下行，所以条件模型对 XOM 并不发出买入信号，尽管收益型因素预测未来是正回报。实际情况可能是，如果被趋势因素所验证而取得一致的话，则在非线性模型下，由价值型因素所预期的回报目标为 20% 。表 3-1 是一个简单示例。

表3-1 混合策略的简单条件(非线性)模型

价值型和动量冲突	价值型策略	动量策略	信号
	多头	空头	无
价值型和动量一致	价值型策略	动量策略	信号
	多头	多头	多头

用于混合阿尔法因素的第二种非线性模型是旋转方法。不同于跟随市场趋势，这类模型跟随的趋势是阿尔法模型的表现。除了权重随着时间而波动外，这类模型与线性模型很像。一般地，权重是根据不同信号权重的更新计算而得到。随着时间的演进，最近的数据用来决定新的权重，以使得模型权重与当前的市场条件更加接近。这种方法对最近表现更好的因素赋予更大的权重。某种意义上说，这是对阿尔法因素的择时趋势跟随。

机器学习模型也被宽客用来决定不同阿尔法因素的最优权重。在决定最优参数时，机器学习技术运用在混合阿尔法因素的情况下，要比运用在预测市场变化上更加常用也更加成功。这种技术性的算法基于这样的假定：历史上表现好的混合模型也会在未来表现更好。在旋转模型的例子中，很多用于混合阿尔法因素的机器学习技术，都周期性地根据变化的、可用的数据库来更新最优权重。不同于使用机器学习技术来生成阿尔法信号的例子，将机器学习用于决定不同阿尔法预测的权重，则是更常用也更成功的，并且，相对于其他混合阿尔法的技术而言，机器学习技术也是更少使用的，只有很小比例的宽客使用。

我们简要地总结了用于混合信号或混合阿尔法预测的常用方法。这一点在以往的学术文献和交易报告中很少引起注意，但是我认为，并且在实际交易中得到的经验也表明，这是对量化交易以及所有交易都最有意思的问题，也是所有决策者在面对不同的多种信息来源和观点时，需要面对的共同问题：如何将这些可用的、有关系的信息综合起来从而形成有效的决策？

需要注意的是，信号混合与投资组合构建有很多相似性。两者都是规模选择和组合搭配的问题，但它们是明显不同且相互分离的过程。信号混合模型将同一金融产品的多个不同的阿尔法信号进行赋权并加总，从而得到一个混合预测，之后这个预测再用于投资组合的构建。而投资组合构建模型则是将多个不同类别的信号当做输入以决定投资组合的头寸规模，这些输入包括阿尔法信号、风险控制信号和交易成本信号，后两者正是后面两章所要讨论的内容。

小结

在做出了追逐何种阿尔法回报的决策后，包括如何设置与执行，如何混合不同阿尔法回报，留给宽客的工作就是分析输出了。输出通常就是指回报预测（期望回报=X%）或方向预测（上行、下行还是横盘）。不过有时宽客还要考虑时间因素（在随后的Y天期间的期望回报）和概率（获得期望回报的概率为Z%）。宽客根据这些因素做出交易决策以使输出有效。图3-9是量化交易系统结构图的新模样。我们将继续深入这个“黑箱”，在后续章节强调已经讨论过的话题。

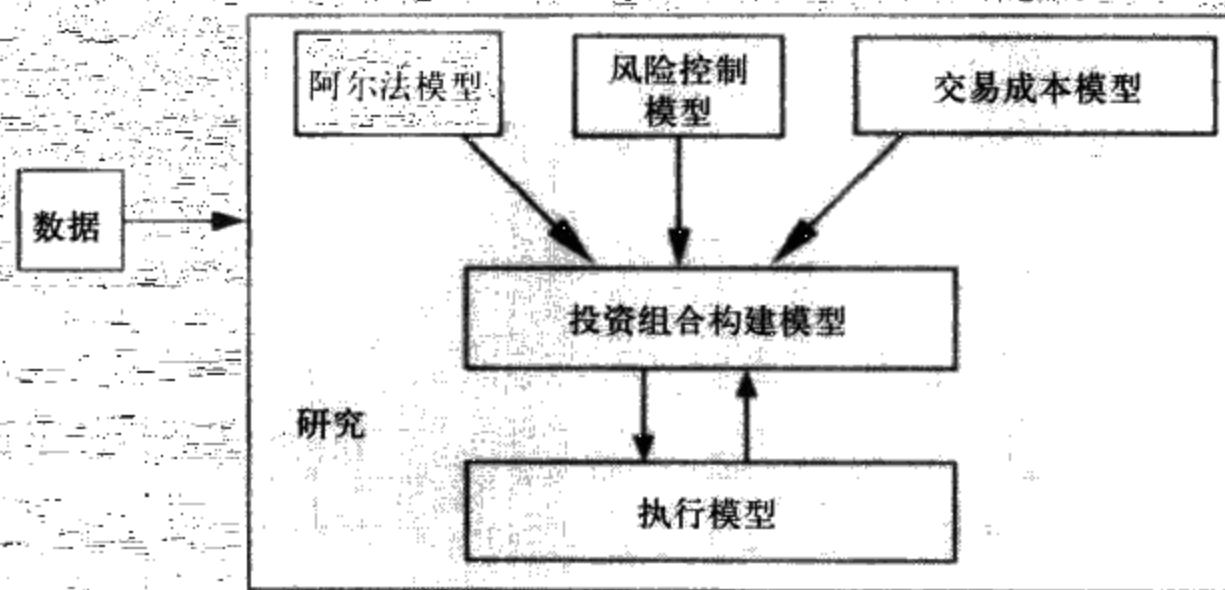


图3-9 “黑箱”结构

一直以来，我都为两个事实而惊讶：其一，用于量化资产管理的概率

念其实很少且相对简单；其二，真实世界中的量化交易策略令人难以置信的丰富多样。本章中讨论的各种宽客决策所依赖的各种因素，是造成追逐不同阿尔法回报的交易者之间有所差异的主要根源。评价宽客（或宽客用以评价其策略）的框架，在本章中已经充分讨论到了，我们可以以此来分析交易策略的本质。随后，我们将注意力转向风险控制模型，这是量化交易策略中另一个关键组成部分。

风险控制模型

市场可能持续非理性，一直到你破产为止。

——约翰·梅纳德·凯恩斯

风险管理并不只是规避风险或者减少损失，它是为了提高回报的质量和持续性，而对敞口（exposure）实施有目的的选择和规模控制。在第3章里，我们定义阿尔法为一种敞口，宽客因此而期望能够获得回报。但是我们也一再说明，宽客需要接受这个敞口会有下降趋势的可能。这不是我们对风险本身所做的分类。我们明确指出，由于我们相信，长期看我们可以从敞口的波动中获利，为了追求特定的阿尔法，还是要投资其中。只想获得给定阿尔法策略的回报而又免于可能伴随的损失，这当然会有很大的乐趣并且很诱人，但遗憾的是，这几乎不可能。因而，与追求某种类型的阿尔法经常联系在一起的还有其他敞口。虽然其他敞口并不能使我们赚钱，但是它们总是与追求回报的敞口相伴，这些敞口就是风险。

从长远来看，风险敞口通常都不能带来回报，但是它们每天影响着策略的回报。更重要的是，由于宽客通常不能成功地预测敞口，所以并不尝试着这么去做。但是无论如何都不会改变这个事实，即量化交易的

一个巨大优势就是能够度量各种不同的敞口，并且对于这些敞口的选择是有目的的。本章主要讨论量化交易怎样定义、度量以及控制风险。

考虑一个相对价值型阿尔法策略，这种策略主要关注不同类型股票的价值之间的比价，即购买收益率较高的股票而出售短期内收益率较低的股票。根据宽客对“便宜”（或收益）的任何一种定义，如果便宜的（高收益）股票表现差于昂贵的（低收益）股票，很明显这种策略就会产生损失。即使宽客有理由相信价值型策略在长期可以赚钱，但风险也是内生在价值型策略中的。然而，如果对价值型策略没有进一步地设置，则在价值上有目的地投注可能会变为对不同部门重要性的投注。毕竟，很容易看到属于同一部门的股票趋于一致。所以，如果某一科技公司的股票变得非常便宜，那么其他科技公司变得非常便宜也是合理的。这就意味着，一个没有限制的价值型策略，很可能会在科技类部门里持有一个净多头头寸。但是并没有证据显示，在某一个行业或部门持有比其他部门更高的比重，会有长期的利润。

更重要的是，这种策略既没有意愿也没有能力预测不同部门的表现。此外，在我们的分析框架中，因为没有有目的地去预测部门表现，其对敞口就被看做风险的一种形式，并且对不同部门持有的净敞口会影响策略每天的结果。因此，如何理解风险敞口与量化交易策略的关系，关键就是要明白，无论宽客在阿尔法模型中预测的主要问题是什么，风险就是除此以外不被主动地、有目的地追求的那些敞口。

如果阿尔法模型像乐观主义者，那么风险控制模型就像悲观主义者。风险控制模型存在的意义主要是控制可预测到的敞口的规模，或者处理不可预测到的敞口类型。它们的作用就是回避可能引起损失或者不确定性的因素，尤其是那些无目的的投注或者从阿尔法模型中偶然产生的副产品。它强调并且尝试消除投资组合中不适宜的敞口。

然而，对于给定类型的敞口，除了简单地彻底接受它以外，你可以

做的事情只有少数几件。通常，你可以限制它的规模或者消除它。在投资过程中，风险管理的功能就是判断哪种行动方案对于每一种类型的敞口来说是谨慎的，以及向投资组合构建模型中提供这种输入。一般来说，风险控制模型会削弱宽客的盈利，但是这并不影响其作为一种权衡之术而被众多宽客乐于接受。风险管理通过减少回报的波动带来更重要的效益，并且可以降低发生巨大损失的可能性。在许多方面，宽客的失败通常是由管理风险的失败造成的，比如1998年的长期资本管理公司事件和2007年8月的一些宽客破产事件。

限制风险的大小

头寸规模限制是风险管理的一种重要形式。想象一个非常好的交易策略是非常容易的，看起来好像是一种“非常确定的事”，但是如果没有风险管理的意识，我们可能就会受到诱惑，把所有资本投入到这笔交易中。这是一个糟糕的主意。为什么？因为根据经验来看，确定的事情几乎是不存在的，所以一般决定交易规模的正确方法是不要把所有的筹码都放在它上面。否则，将身家性命都放进去，在某一时刻交易者可能就会破产。换句话来说，承担的风险敞口与考虑到的机会（阿尔法）和下行的趋势（风险）相匹配，这种做法是谨慎的。关注如何限制投注规模的量化风险控制模型是很常见的，而且许多还都非常简单。下面的内容解释了它们怎么运行。

有很多限制头寸规模的量化风险控制模型，它们之间的区别基本上都是围绕以下三个方面：

- ▶ 如何看待头寸规模限制水平
- ▶ 风险怎么度量
- ▶ 头寸规模限制水平用于何处

通过约束或者惩罚来限制

限制头寸规模的方式主要有两种：严格的约束条件和惩罚。严格的约束条件是通过“画一条线”来设置风险限制。例如，想象一个头寸限制的内容是：不论信号多么强烈，也不能超过投资组合的3%。然而，这种严格的限制可能会有几分武断。例如，设置在3%的头寸规模限制，为什么3.01%的限制水平就会很差呢？所以有时宽客建立惩罚机制，这种方式允许超过限制线的水平，但是这种越线只有当阿尔法模型预测到一个可观的回报时才会被允许，即相比此前设置的限制水平时考虑可能到达的预期回报而言，可能会有一个更大的预期回报。惩罚机制是这样运行的，超过限制水平越远，增加额外的规模就变得越困难。还用我们刚才的例子来说明，容忍3.01%的越线水平要比容忍6%的水平容易得多，因为后者比前者距离限制线更远。

这个风险控制模型用这种方法，尝试着说明这样一种观点，即有时机会和超出规则而被许可的例外情况是一样的。从某种意义上说，可以认为头寸规模限制的惩罚机制是为了管理那些例外情况而制定的规则。

如何决定限制的水平或者惩罚呢？可以类似于宽客世界中许多其他事情的决定方式一样，即由理论或者数据来决定（后者通过数据挖掘方法）。理论驱动型方法通过设置、测试和调整（如果有必要的话），一直到产生一个可以接受的结果，看上去好像是一种武断的水平。在前面的设置3%的头寸限制水平的例子中，宽客可能最开始设置的是5%的风险限制水平。但是，通过测试和仿真这种策略以前产生的结果，他可能意识到更合适的水平是3%。在为了捕获非常有吸引力的机会而投注合适规模的能力和识别交易犯错的必要性之间，这个限制水平做出了比5%更好的平衡。数据驱动型方法更具变化性，包括用机器学习技术来测试多种限制水平的组合，或者仅仅测试不同的限制水平，一般用历史数据根据经验研究来决定最终的结果。无论哪种方式，这些限制水平和任何相应的惩罚机制

的严厉程度，都是宽客设置的风险控制模型的参数。它们的设置或者根据研究或者根据直觉做出。

度量风险的大小

度量在市场环境中风险的大小，通常有两种可以接受的方法。第一种方法是纵向的，通过计算不同种类的金融产品的回报随着时间推移的标准差，这种方法可以得到不确定性的概念。在金融圈里，这个概念通常被称做波动率。波动率越大，市场呈现的风险就越大。¹

第二种度量风险的方法则是在给定的投资范围内，度量不同种类的金融产品行为之间的相似性。这种方法通常计算在给定的时间段内相关金融产品的横截面的标准差（cross-sectional standard deviation）。标准差越大，基础性金融产品的波动行为就越多样。这也就意味着市场的风险比较小，因为投资组合可以由较大量数的多元化分散化投注构成。很容易看出，一种极端的情况是，如果投资组合中的所有金融产品都是完全相关的，一种投注的变化伴随着其他投注发生同样的变化。宽客称这个概念为离散（dispersion）。离散通常用一个给定的范围内各种金融产品的相关系数和协方差来度量。同样，金融产品表现的相似性越高，市场的风险越大。

限制可以应用在哪里

这些限制头寸规模的模型可以用于管理许多种类的敞口。我们可以限制单个头寸的大小或者一组头寸的大小，例如部门或者资产类别。此外，我们还可以限制不同类型的风险的敞口规模。例如，在股票交易中，可以限制模型对市场因素的投注（比如 $\pm 5\%$ 的净敞口限制）或者对市值因素的投注的敞口。一般来说，受到水平限制约束或者惩罚的风险都是那些阿尔法模型不容易明确预测到的。如果一个阿尔法模型尝试着预测个

股，而没有对市场因素作为一个整体做任何预测，那么在市场因素上限制该投资组合能最终承担的投注规模就是谨慎的。

风险模型的另一个组成部分是管理投资组合整体的财务杠杆大小，可以通过各种各样的方法控制杠杆。例如，我们可以依据这样的原则来管理财富，即当机会不错的时候，高杠杆是可行的，而当机会很少时，低杠杆才是可行的。此外，许多宽客为他们的投资者提供一种相对恒定水平的风险。用波动率和离散作为风险的代理变量，宽客可以度量市场中的风险大小，并且为了得到一种更稳定的风险水平而改变他们的杠杆水平。为达到这种目的而最常用的工具就是风险价值 (value at risk, VaR) 模型，当然还有其他相似方法。这种模型通常考虑一个投资组合敞口的市值，根据当前的波动率来预测这种投资组合的期望回报或损失能否在一个给定的置信区间中。例如，大部分的VaR模型根据当前的波动率，计算投资组合回报率的目标准差怎样变动。当波动率增大时，这些模型控制风险的方式就是降低杠杆。一般情况下，从VaR模型中解读出来的风险越高，下一阶段准备的杠杆水平就应该越低。

在第10章中，我们将会讨论与风险控制模型有关的重要问题。在此，我需要简单指出，在我看来这些风险控制模型的核心目的是错的。其他种类的投资，例如股票、债券、共同基金或者私募股权，并没有固定的波动率。为什么宽客要用这种方法来管理风险，或者被要求这样做呢？此外，如果一个宽客很擅长预测波动率或者离散，就会存在一些更有意思并且更有成效的方法来利用这些预测（例如在期权市场上投机获利），而不是用在风险模型中来管理杠杆水平。这类模型通常都会使交易者在正常的时期承担过小的风险，而在市场混乱的时期承担过大的风险。然而，它们却用得很广泛。

一个更合理的方法应该是，当这种策略获胜的概率较大时提高杠杆，而在获胜的概率较小时降低杠杆，尽管这在实践中难以有效落实。毫无

疑问，窍门就是知道胜算什么时候站在你这一边。一些宽客将杠杆水平的变化与阿尔法模型中预测的准确性和全局强度相挂钩，以此来解决这个问题，这看起来是一种合理的方法。²

限制风险的类型

既然限制敞口的大小很重要，风险控制模型的一些方法则希望能完全消除所有类型的敞口。想象一下，某个投资者分析发现CVX很可能比XOM表现得好，但是投资者所做的仅仅是持有CVX的多头而忽略XOM。如果市场后来出乎意料地下跌，则投资者很可能在交易中发生损失，即使他初始的理论被证明是正确的。这是因为投资者暴露于市场因素的方向风险之下，他没有任何关于市场因素走向方面的远见。如果投资者在购买CVX的同时也卖空了相等规模的XOM，那么他能够很大程度上消除无意的或者偶然的市场因素方向的风险。无论市场上升、下降还是没什么变化，采用这种方式对他都是中性的。他所受的影响就只剩下有关CVX表现比XOM好这一判断的正确性了。

作为一般性规则，由于接受风险并不总是能够得到足够的补偿，所以消除任何无意的风险总是更好的。用于消除不可预测敞口的量化风险控制模型，一般通过两种熟悉的方式来设计，即以理论为依据和以经验为依据。在本章的后面会详细介绍这两种方法。

值得一提的是，阿尔法模型也包含（并且经常包含）风险管理概念。假设一个宽客正在建立一个相对的阿尔法模型。为了清晰地表明他打算承担或对冲的敞口中“相对的”含义，他需要做大量的工作。回到之前的例子，如果一个宽客正在建立一个相对的阿尔法策略来预测股票，他可能不敢确信他已经有一个有效的方式来预测股票所属部门的走势。在这个例子中，宽客可以设计他的投注结构，以反映他可能做一些单只股

票相对于其所属部门的预测，比如预测某只股票表现得比其所属行业平均水平好，或者表现得比行业平均水平差，但无论如何他都不会对行业自身的方向做预测。这明显是一种风险管理行为，他借助于此消除了投注部门的风险，这种行为内生在阿尔法模型中。因此，通过明确阿尔法模型，以使它可以准确地预测期望赢利的敞口从而构造它的投注，并且避免没有预测到的因素的敞口，这样就可以将风险控制模型所需要的要素纳入这个模型，这在理论上是可行的（有时候在实践中也可以看到）。

虽然并不是所有的量化交易策略都这样做，但有一点是需要牢记于心的，即阿尔法模型包含风险管理成分，尤其是那些用来评价宽客的阿尔法模型。

理论驱动型风险控制模型

理论驱动型风险控制模型通常关注已知名称的或者系统性的风险因素。就像在理论驱动型阿尔法模型的例子中，源于理论的系统性风险就是那些宽客可以做合理的经济分析的因素。理论驱动型风险控制模型使用了一整套先前已有定义的系统性风险，这些系统性风险可以使宽客度量并且校准一个给定投资组合的敞口。

最重要的是要注意到，在定义风险时使用的“系统性”这个术语完全不同于描述量化交易策略时的“系统性”。系统性风险就是那些不能被分散的风险。在单只股票的世界里，市场因素本身就是一个系统性风险，因为对单只股票而言，没有更多的分散多样性可以用来消除投资者对市场表现的敞口。如果市场上涨了很多，持有股票投资组合的多头是极有可能上涨的；如果市场下降了很多，持有股票投资组合的多头是极有可能下跌的。部门风险因素和市值风险因素（即小市值和大市值）是系统性风险的另一些例子。一个现实的例子就是，无约束的市场中性的市值模型认为，小市值可能会比大市值表现好，并对此投注，已经有大量对

冲基金复制这种策略。³

类似地，在固定收益证券的范围里也包含很多系统性风险。例如，无论投资者拥有公司债券还是政府债券，这些债券的持有者都会受到利率风险的影响，即无论债券实际投资组合的多样化水平如何，都要承担利率上升的风险。可以在任何资产类别中找到相似的例子，它也经常出现在跨资产类别的投资组合中。换句话说，在经济意义上有效的分组，使得同处一组的金融产品都受到一个或多个共同的系统性风险因素的影响。那么，一个投资者如果交易这些金融产品，应该意识到这些风险因素，要么做一些有目的的投注，要么直接消除他的敞口。

经验型风险控制模型

经验型风险控制模型和理论驱动型依据相同前提，也就是应该度量并缓释系统性风险。然而，以经验为依据的方法是利用历史数据来决定这些风险是什么，并且判断一个给定的投资组合如何暴露于风险中。利用统计技术，例如主成分分析法（PCA），宽客可以利用历史数据识别出那些没有名字但是可能与现实存在的因素相对应的系统性风险。⁴例如，利用主成分分析法处理不同到期日国债的市场数据，通常结果表明首要的即最重要的风险因素在统计上是和利率水平相对应的，或者理论驱动型风险控制模型可能称为利率风险。PCA方法和其他统计模型也经常用于股票市场，这些模型都发现，对于给定的股票来说，市场因素自身是首要的也是最重要的赢利驱动因素，而通常次重要的因素是它所属的部门。这些统计型风险控制模型在统计套利交易者中很常见，这些套利交易者在那些没有被系统性风险解释且又影响单只股票回报的因素上都做了投注。特别需要指出的是，这种统计方法可能发现一些全新的系统性风险因素，虽然还没有为之取定名字，但一个理性的观察者可能会倾向于承认现实世界的确存在这些风险性因素。另一方面，统计型风险控制模型

可能也会被将来不能再持续存在的风险因素所愚弄。对于一个统计型风险控制模型，发现伪敞口也是有可能的，可能正好是一个巧合而已，而且这是在市场中根本没有表现出来的现实风险。对于研究人员来说，这可是一个值得关注的非常微妙的问题。

宽客怎样选择风险控制模型

因为理论驱动型风险控制模型包含的风险因素是有意义的，所以宽客通常容易被其所吸引。在股票市场中，很难想象宽客不把市场风险作为一个很强的系统性风险因素。要注意，这和支持阿尔法模型中的理论型方法有大致相同的论据，因为任何理性的人都可以理解理论，而且看起来也可能是正确的。当模型表现不是很好时，这并不会动摇宽客对模型的信赖。例如，沃伦·巴菲特并没有因为他的表现在互联网泡沫期间显著差于股票市场而改变他的类型。他能够坚持信念，很大一部分原因是对他市场的看法有非常强的理论基础。

宽客选择经验型风险控制模型一般是为了追求适应性带来的益处。理论型风险控制模型相对比较死板，也就是说风险因素不能经常改变，否则这个理论从根子上就不能非常令人信服了。然而驱动市场的因素是随着时间而改变的。在2003年年初的一段时间，有媒体报道美国人侵伊拉克，这导致股票、债券、货币和商品市场差不多都是单边下跌，而之后是上扬。最近，在2008年早期，商品价格则是一个重要的因素。在其他时刻，关于美联储提高或降低利率的预期是市场行为的关键驱动因素。

随着市场的发展，市场产生的数据能够反映这种演变，这些数据进而可能驱动经验型风险控制模型。由于这些原因，一个以经验为依据的模型可能更能适应随时变化的市场环境，因为不论什么样的因素暗地驱动市场，以经验为依据的模型都可以探测到变化。对于环境的这种适应性有两个阶段。在股市结构变化的早期（例如，当股票投资者迅速地由风险

追逐改为风险厌恶)，宽客仍在利用不相关的历史数据来决定相关系数并度量风险因素。因此在这个阶段，以经验为依据的风险控制模型就会错误地判断市场风险。随后，如果新的市场行为模式持续下去，经验型风险控制模型最终会跟上变化后驱动市场主导的结构因素，然后又恢复运行良好。

除了在结构变化时表现出来的劣势之外，对统计的基本理解也揭示了经验型模型的另一个问题。在计算不同的金融产品的相关系数时，为了达到统计上的显著性并且减少潜在的度量错误，经验型风险控制模型需要大量的数据。这将导致经验型风险控制模型在适应性上的优势被吞噬掉大部分。每一个新的数据点是一组庞大的数字，因而需要的数据越多，需要回溯的历史也就越久远，则模型的适应性也就越低。如果我们用两年或者约520个交易日滚动的日数据，新的一天将添加新的数据而导致旧的数据移出样本。所以对于已经过去的一天，只有两天的数据在这520个数据中有所变化。因此，模型需要很长的时间才能“掉转船头”，并且在数据中发现新的驱动风险的因素。然而，如果宽客试图通过缩短所使用的历史窗来提高适应性，统计量的解释力又会显著下降，以至于在度量中没有足够的可信度来采用它们。

尽管如此，经验型风险控制模型也有好处。如果理论型风险控制模型在任何情况下都是正确的，那么一个经验模型则会捕获到这些效应，并且不必事先知道这些因素的名称。如果市场风险确实是驱动股票价格变动的一个很重要的因素，一个经验型模型就会从数据中获得这些信息。如果历史数据并没有证实它，那么理论又有什么优势？此外，统计上的显著性和适应性之间的此消彼长，大部分可以通过采用日内数据(*intraday data*)来处理。例如，如果一个宽客使用每天的分钟价格而不是每天的收盘价，则他每天可以在样本中选出大概400个数据点，与只使用每天一个价格数据(即收盘价)的宽客相比，他可以使用很少几

天的数据来达到统计上相同的显著性。

最后，由于包含在理论驱动风险控制模型中的概念更加令人满意，大部分宽客倾向于使用理论驱动风险控制模型而不是经验型风险控制模型。需要注意的是，这两种模型并不是相互排斥的。如果宽客觉得合适，可能会适度地结合两者。比如，如果他们已经很清晰地感到有一个“新”的风险因素在驱动市场，那么一部分投资组合经理也会尝试着用他们的判断和主观来监测市场行为，他们会赶快行动起来，建立一个特定的风险因素来度量这种暂时的现象。例如，类似于财经媒体及其同行在商业上的行为方式这样的风险因素。当他们发现这种新的驱动因素的重要性下降时，他们可以再次利用主观判断把它从风险控制模型中移除。

值得一提的是，就像“黑箱”的大部分模型一样，宽客可以选择建立他们自己的风险控制模型或者购买一种现成的风险控制模型。大部分之前做好的风险控制模型并不具有经验上的多样性，因为以经验为依据的解决方案需要针对特定的金融产品，并且，模型运行在简单的价格数据上，统计分析的技术也通常相对容易实现。还有一点就是，大量之前做好的风险控制模型仅仅对股票交易策略有用。以BARRA、诺斯菲尔德公司和量子公司为例的几个风险控制模型供应商，在授权宽客使用它们的软件这一业务上运营得不错。购买风险控制模型的好处就是它们是事前做好的，而且通常也考虑得比较充分。然而，它们本质上来说也是普通的。自己建立风险控制模型也有优势，最主要的就是可以根据特定宽客的个性化需求来制定。

小结

风险管理通常都会被误解为是用来减少风险的一种行为。其实，它通常是有关敞口的选择和规模的确定，并对一个给定的风险水平追求最

大化回报。毕竟，减少风险是以减少回报为代价的。所以，风险管理活动通常都关注消除不必要的风险或减少敞口，但是也承担着那些期望能够带来有吸引力回报的风险。无论投资者是使用系统依赖型的投资过程还是由主观判断，这一点都是对的。两者的主要不同就是，宽客通常使用软件来管理风险，而对于主观判断型交易者，如果他们在风险管理流程中完全使用软件，则主要是希望在某种程度上来度量风险，而不是用任何系统化过程来调整他们的头寸，以使之与先前拟订的投资指导方针相一致。

不论宽客是使用理论的风险控制模型还是以经验为依据的风险控制模型，或者是两者的混合，目标都是一致的，即希望识别出可以承担哪种系统性风险，度量投资组合中每种敞口的大小，然后决定这些风险是否可接受。与许多其他的量化交易风险控制模型方法一样，这种分析的好处在于，它们需要宽客对风险是有意承担的，而不是拼凑一些看起来不错的交易头寸，同时或多或少地忽略这些交易可能附带的风险敞口。例如，如果石油价格变成了投资者关于市场情绪的一个主要指标，各种各样的部门和资产类别的头寸都会被石油价格所驱动。如果石油价格的长期趋势突然反转，则可能导致头寸赢利的严重下跌。一个风险控制模型可能使宽客看到这种类型的敞口，并且决定是否对它做些什么。这是很重要的一点。通过努力地寻求措施，并且明确哪种敞口正在驱动一个投资组合，风险管理的量化交易方法使得投资组合经理能够做出合理的、有目的的决定。当然，这种目的性是有益的还是有害的，则取决于投资组合经理或者宽客的判断。但是，量化交易的风险管理技术至少提供了这样一个机会，使我们可以看出投资组合中存在什么样的风险以及风险大小。

在第5章，我们将看看交易成本模型。在用来帮助宽客决定最佳目标投资组合的众多输入中，这个模型的结果是最后一项。在进入第5章之前，

让我们来看看图4-1，看一下探究“黑箱”过程的进度。

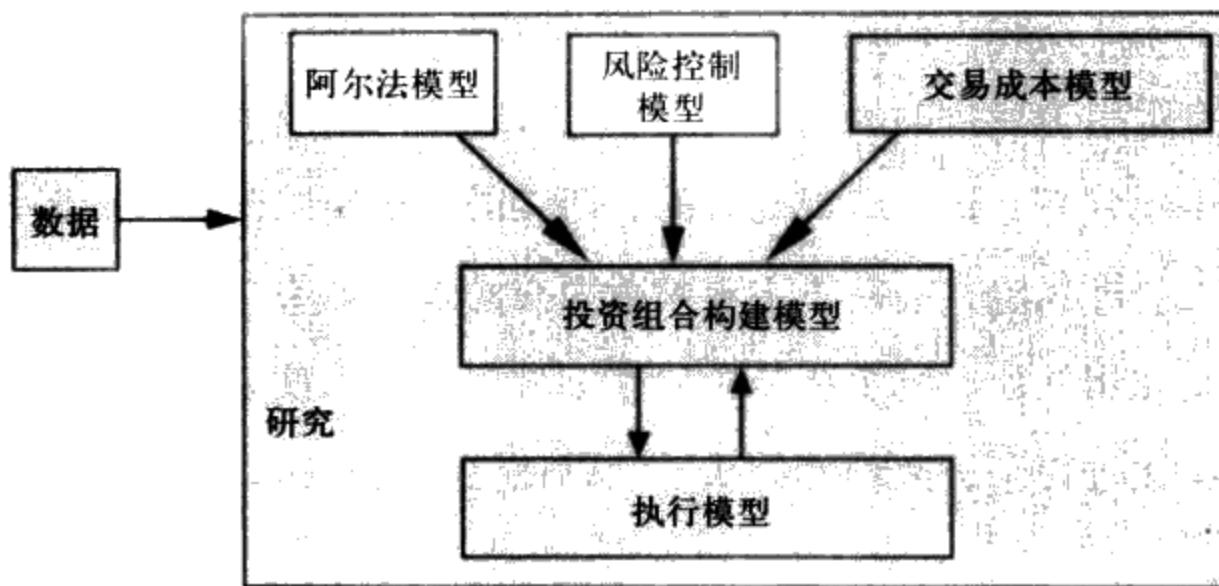


图4-1 “黑箱”结构

交易成本模型

奢难达富，俭不致贫。

——萨缪尔·约翰逊

到目前为止，我们已经了解了阿尔法模型和风险控制模型，它们都是“黑箱”中的关键组成部分。阿尔法模型是幻想的乐观主义者，而风险控制模型则是紧张的悲观主义者。在这一出有关交易的小小戏剧中，交易成本模型扮演的则是节俭的会计。

交易成本模型背后的思想是，任何交易都要花费成本。除非有一个非常好的理由，否则没有人会去交易。这并不是对交易成本过于苛刻的观点。许多非常成功的宽客估计，交易成本侵蚀了他们回报的20%~50%。

在量化交易的世界里，交易只有两个理由：第一，它提高了赚钱的胜算或者回报（像在阿尔法模型中表明的那样）；第二，它能减少赔钱的概率或者额度（像在风险控制模型中表明的那样）。然而，这些再好的交易理由都离不开这样一个诫条：交易对投资组合的回报或者风险预测上微小的渐进改进，可能都覆盖不掉交易发生的成本。换句话说，交易能够有回报，但还需要清除交易成本这个障碍。市场和你的经纪人都不关心你交易的回报是多少。但是，不论交易者交易的目

的或意义是什么，交易发生了就要耗费为交易提供服务的资源和成本。交易成本模型就是用来量化给定交易规模条件下所发生交易成本的方法，使得这方面的信息可以与阿尔法模型和风险控制模型一起，共同决定持有哪种最优投资组合。

需要注意的是，交易成本模型并不是用来最小化交易成本的，而是用来告知为了完成投资组合构建，所要发生交易的交易成本。“黑箱”中用来最小化交易成本的组成部分是执行算法，我们将在第7章中详细讨论。虽然描述成本的工作没有最小化成本的工作那么具有吸引力，但是前者仍是至关重要的。如果交易者低估了交易成本，就会导致系统产生更多入不敷出的交易，其后果就像血慢慢地流直到耗尽一样。相反，如果交易者高估了交易成本，就会产生很少的交易，这会导致持有头寸过久。不管怎样，交易者的业绩都会降低，因此也就强调了正确估计交易成本的重要性。但是，到底是采用更复杂的模型还是不那么复杂的模型，这需要有一个权衡。一般地，更复杂的模型可以更准确地描述交易成本，而不那么复杂的模型可以运算得更快，并且在计算上的负担更小。

交易成本的定义

在描述交易成本建模的方法以前，了解交易成本到底包括什么至关重要。交易成本有三个主要方面：佣金和费用、滑点（slippage）以及市场冲击。

佣金和费用

作为第一类交易成本，佣金和费用是用来支付给经纪人、交易所和监管者的，因为他们提供了服务，包括给市场参与者提供一个通道、提高交易的安全性和运作交易基础设施。对于许多宽客来说，在每一笔交

易中经纪佣金只占很小一部分。宽客通常都不利用银行的这些服务和人工，只是利用银行提供的交易基础设施直接进入市场。对于一个银行来说，一笔交易增加的成本非常小，非常低的佣金也可能有赢利。尽管每笔交易只付很少的佣金，但如果宽客做了大量的交易，对于经纪商来说也是有利可图的。一些宽客只占用很少量的银行交易基础设施资源，因而支付更低的佣金比率，而其他一些宽客占用很多的资源，则要支付很高的比率。

佣金并不是支付给经纪人和交易所的唯一费用。经纪人对提供的清算和结算服务也要收取费用（不过这种费用经常构成佣金的一部分）。清算活动包括监管报告、实时监测、税务处理和破产处理，所有这些活动都必须在结算前发生。结算以金融产品的交割来换取资金的支付，这是交易流程的最后一步，双方履行完成因为交易而产生的义务。这些活动都需要花费精力，因此需要成本，并且，众多交易者每天都在进行数以万计的交易，工作量是相当巨大的。

交易所和电子撮合成交网络 (electronic matching networks) 提供了不同于经纪人类型的服务，也就是提供了另外一个进入流动性资金池的通道。交易所必须吸引交易者到他们的平台，利用这个成交量吸引其他追求流动性的交易者。交易所的角色之一是做一些运营上的工作，确保交易双方履行他们的合同义务。这样，交易所对每笔交易会收取很少的费用来弥补他们的成本和风险，当然也是商业利润。

滑点

佣金和费用当然是微不足道的，对于大部分宽客来说它们也不是交易成本中的主要部分。它们基本上是固定的，这就使得对它们很容易建模。如果对于每股交易，佣金和费用合计为0.01美元，宽客则很容易知道将要发生的交易产生的阿尔法回报或减少的风险是否应该比每股0.01美元

更高。滑点和市场冲击在度量、建模和管理等方面则要复杂得多。

滑点指的是交易者在决定交易开始到订单实际上被执行这两个时间段之间的价格变化。市场在不断地变化，但是交易决策则是在某一特定时间点上做出的。在决定交易和交易完成之间，随着时间的推移，金融产品的价格可能已经远离了预测时的报价。实际上，预测得越准确，随着时间流逝得越久，被预测的金融产品的价格就越可能偏离预测价格。由于交易者还没到市场上去实现他的交易，金融产品价格的运动就没有使交易获益。想象一下，交易者决定出售100股的雪佛龙股票，当时的价格是每股100美元。当交易者最终通过他的经纪人提交订单并递交到交易所时，价格可能已经下降到每股99.90美元，每股下降了0.10美元。因为交易者打算在100.00美元卖出，但是实际上价格已经下跌到99.90美元，这每股0.10美元就是滑点交易成本。如果价格实际上从100.00美元上升到100.10美元，交易者就会在一个相对高的价格卖出，这就意味着滑点有时候会成为正向回报的一个来源。

趋势跟随型策略是对滑点比较敏感的策略，因为它们准备买卖的金融产品往往已经向预期的方向移动了。均值回复策略则趋向于承担较少的滑点，并且这种滑点有时候是正向的，通常因为这些策略尝试着购买和卖出那些与它们发出订单运动方向相反的金融产品。宽客对市场的延时和反应速度将对他的策略随着时间可能产生的滑点水平产生很大的影响，因为滑点是决定下单和订单到达市场并被执行之间时间间隔的函数。交易者的系统和市场之间的通信延时越长，他的订单到达市场的时间就越长，金融产品的价格很可能就会距离决策时的价格越远。更糟的是，预测得越准确，尤其是在短期，滑点的破坏作用就越大。

除了时间，滑点也是金融产品波动率的函数。如果我们预测90天的国债，国债价格随着时间的变化非常慢，甚至可以几周完全不动，这样滑点很可能就不是一个交易成本的主要因素。另一方面，如果我们预测

一个富有流动性的互联网股票，滑点就是一个主要因素。谷歌 (GOOG) 股票的开盘价曾经有一个日均2.6%的波幅，这差不多是它隔夜波动幅度的16倍。很明显，如果你交易谷歌的股票，滑点将会有很大的影响。

市场冲击

第三个也是最后一个交易成本的组成部分是市场冲击，对宽客来说可能是最重要的。市场冲击描述的最基本的问题就是，当交易者买入一种金融产品时，交易者的订单可能会导致价格上涨；如果交易者卖出，则价格下跌。在订单规模很小时，价格通常在最优的买卖价之间波动。然而，大订单引起的价格波动是巨大的，最大程度的波动幅度甚至是几个百分点。市场冲击是一个给定订单的流动性需求对市场造成的价格变动的度量。市场冲击通常用市场订单进入交易所和交易被实际执行两个时间之间的价格差来定义。

市场冲击背后的基本思想很简单，这是基于普遍存在的供需原则。当交易者到市场中执行某个规模的交易，某人必须能够作为交易的另一方，并提供他所需要达成的交易规模。交易者的流动性需求规模越大，交易会变得越昂贵，因为交易者必须要求更多的流动性供给。市场冲击的定义看上去很简单，但对它量化实际上没有这么简单。直到交易完成，我们才能知道一个特定的交易怎么影响到市场，这个事后结果可能就不是很有意义了，并且可能还有很多其他因素可以影响市场冲击，这就使得度量它变得更复杂。例如，同时同方向的其他交易的订单数量或者新到达的新闻是否引起了冲击，使之表现得不同于正常水平，这两者都会影响市场冲击的度量并且对于量化分析也是非常重要的因素。这些其他因素通常不大可能预测到，更不用说控制了。因此，用于交易成本模型中的市场冲击并不解释这些因素，它更关注的是相对于当时市场呈现出的流动性的订单规模。流动性可以用很多方法来定义，无论是根据报买

价或报卖价可以成交的规模，还是根据订单簿深度（depth of book）来度量，这些方法都与最优买价或卖价反映出来的报价信息有关。

另外，在滑点和市场冲击之间可能有一些交叉，这就使得在一个模型中分开这两个概念变得更加棘手。例如，当交易者卖股票时股价趋于上升。在这种情况下，滑点和市场冲击看起来都像是负数。换句话说，交易者可能会感到为了完成卖股票的交易，实际上是别人支付了交易成本，而不是被索要了交易成本。例如，假设交易者决定进入市场来卖出他所持有的股票，在那时股价恰好是100.00美元。但是在他的订单到达市场时，股票持续上涨趋势，当时的交易价格是100.05美元。因为他的订单进入市场时比他决定卖出时处在一个更加有利的价格水平，所以滑点效应实际上是-0.05美元。但是现在假设，价格持续上涨仅仅只是因为市场购买股票的需求超过卖出的订单，他的订单排到所有卖出订单（包括他的）的最前线时，交易者最终以100.20美元的价格卖出了他的股票，在-0.05美元的滑点效应之外还产生了-0.15美元的市场冲击。很明显，输入卖出订单并没有使股价上涨，但是在这种情况下，不太可能区分是滑点还是市场冲击的影响，也不太可能明确是否有独立于交易者订单的其他影响股价变动的因素。他的卖出订单是否在某种程度上降低了股价的上升幅度？如果是的话，降低了多少呢？这些就是交易者在建立交易成本模型时必须解释的各种复杂因素。

一些类型的交易者使度量交易成本更复杂了。我们已经讨论了对市场有流动性需求的交易，这些规则显然也是很符合直觉的：如果交易者需要流动性，则要对那些提供流动性的市场参与者支付费用。从另一方面来看，一个人提供流动性是有偿的。历史上看，提供流动性的市场参与者是做市商（market maker）或者是专家，他们确保交易者可以随时成交他们想要的订单。最近几年，跨域电子交易金融产品的交易量上涨得

很快，使得市场没有做市商也能运行良好。

电子通信网络（Electronic Communication Networks, ECNs）就是一个例子，它使客户可以直接和别人进行交易。ECNs的主要工作就是吸引足够的客户以至于他们的买卖有充足的流动性保证，并且提供强劲的技术支持以使交易者的买卖能够持续运行而不中断。为了吸引流动性的提供者，ECNs已经建立了一些方法，向提供流动性的交易者支付报酬，而对需要流动性的交易者收取费用。对于一个在卖出报价上购买股票或者在买入报价上卖出股票的交易者，每股大概花费0.3美分，而那些买价或卖价的提供者大概可以获得0.2美分。ECNs获得大概0.1美分的差额作为它的收入。一些交易策略（通常是均值回复策略）通常需要被动地执行，提供流动性的行为可以被作为回报的一种来源来进行建模，这也是ECNs为了吸引流动性供应者（liquidity providers）所支付的折扣。

交易成本模型的类型

交易成本模型有四种基本类型：常数交易成本模型、线性交易成本模型、分段线性交易成本模型和二次型交易成本模型。所有这些模型都试图回答这个基本问题，即给定的交易成本是多少。这些成本中有一些是固定的且已知的，例如佣金和费用。交易成本模型将这些固定成本作为基准线，回报低于成本线的交易是不可能发生的。像滑点和市场冲击这些其他的支出是可变的、只有发生时才能准确地知道。有很多因素影响滑点，例如金融产品的波动性（波动性越高，滑点的期望越大）或者占优的趋势（如果一个人尝试着跟随趋势，趋势越强则滑点成本越高）。市场冲击也有很多影响因素，包括被执行订单的规模、可以吸引订单的可获得的流动性大小、当时金融产品供给和需求的不平衡等。交易者试图用交易成本模型为各种不同规模订单的成本

得到一个合理的估计值。

每种金融产品都具有自身的独特性，这种独特性源于买卖它的交易者的基础和金融产品随时间呈现出来的流动性和波动性。值得一提的是，GOOG并不像AMZN（亚马逊）那样交易，CVX也不像XOM那样交易。因此，为了不断提高估计交易成本的准确性，许多宽客为投资组合中每种金融产品的交易成本建立了不同的模型，并且根据从执行系统中收集到的交易数据而不断改进每种模型。换句话说，许多交易成本模型都是经验式的，一般都是从交易者自身策略中收集到的实际的、可观测的和有记录的数据，随着时间而驱动并且演变模型。

保持其他条件不变（比如流动性、趋势和波动性），一个金融产品所有的交易成本可以形象化为这样一个图，即x轴表示订单的规模（以货币单位、股份数、合约手数或者相似的量来标度），y轴表示交易成本。二次型的曲线形状得到宽客群体的广泛接受，也就意味着当交易规模增大（由于市场冲击），成本上升得更快。很多宽客都用交易规模的二次型函数建立交易成本模型。然而，这种方式的交易成本模型更复杂，计算量也更大，而其他交易成本模型更简单并且计算量也更小。

随着计算机硬件和程序技术的发展，计算上的超额负担很容易解决，但这并不能改变合适的二次型成本函数在本质上的复杂性这一事实。下面将根据这些函数从最简单到最复杂的顺序一一阐述。

常数交易成本模型

第一种类型的交易成本模型是常数模型，这意味着交易成本是相同的而不用考虑订单规模。这是计算上最简单但也是最不精确的，所以并没有被广泛应用。固定交易成本模型如图5-1所示。

正如你所见，图5-1表示的交易成本是固定的，而不用考虑交易规模，这个假设在大多数环境下都明显不正确。这个模型合理的最主要的环境，

就是交易规模几乎永远是相同的，并且市场还能保持充足的流动性不变。在这种情况下，可以很容易计算出交易的总成本，且假设成本永远相同。虽然这个假设是错误的，但是因为交易规模不变，所以这个错误的假设没有影响。注意实线与虚线相交的位置，在这种情况下模型近似接近正确估计的交易成本。所以，如果交点对应于正常完成的交易规模，并且交易规模的范围处于平坦线接近于曲线区域的附近，固定的总交易成本模型就没有太大问题。

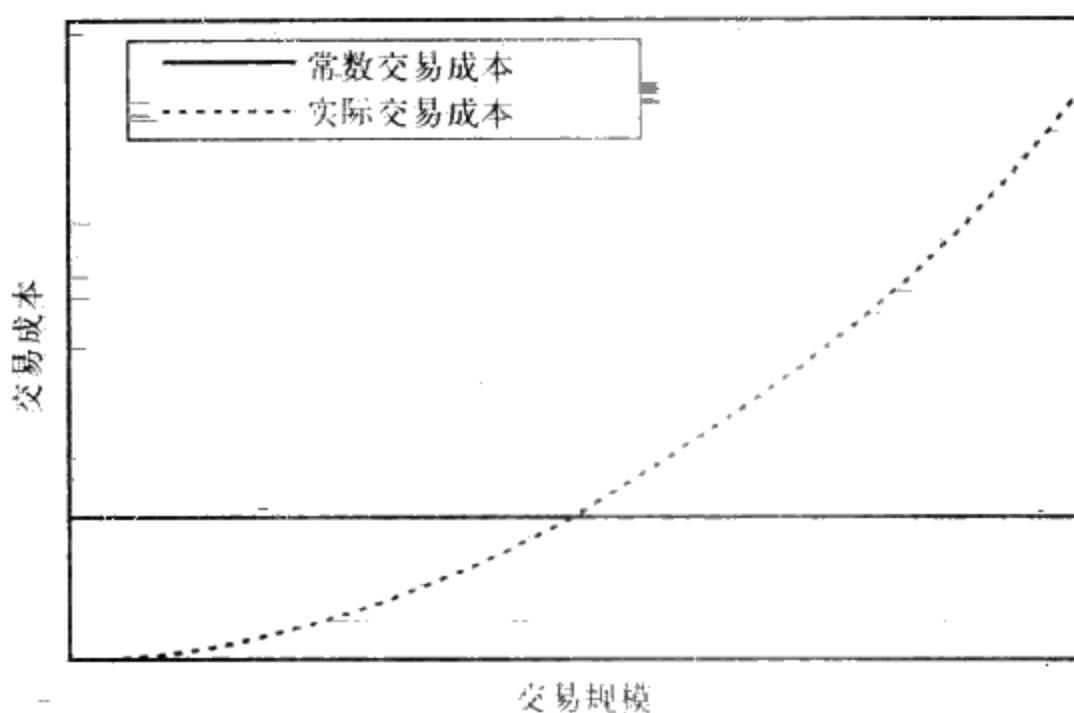


图5-1 固定交易成本函数

线性交易成本模型

第二种交易成本模型是线性的，也就是说交易成本随着交易规模的增加而以一个固定的斜率增长，就像图5-2中所展示的。这个更适合于真实交易，但是仍然只是一个合适模型的近似情况，不过它大部分情况下还是有用的。

正如你所见，线性交易成本模型必须做一下权衡，是在很小的交易规模情况下过高估计成本，还是在很大的交易规模情况下过低估计成本。这再次表明，实线穿越虚线时模型是正确的，或者在即将接近交叉点时也是近似正确的。就像常数交易成本模型一样，如果已经完成的交易总

是在这个区域内，线性的总交易成本模型也是合理的。无论在什么情况下，在穿越曲线的点上，与常数交易成本模型相比，线性交易成本模型——看起来是对实际交易成本的一个更好的估计。

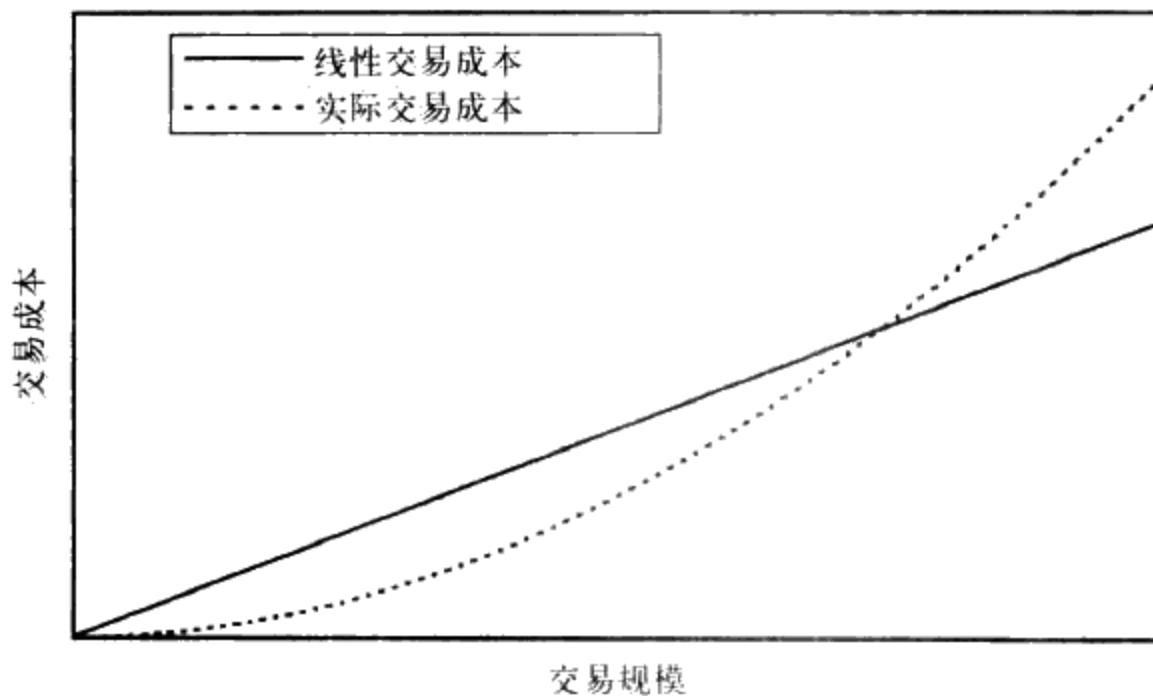


图5-2 线性交易成本函数

分段线性交易成本模型

分段线性交易成本模型是用来提高精确度的合理且简单的函数。分段线性交易成本模型的思想是，在某个范围内线性估计大概正确，但在某些点上，二次函数的弯曲程度将引起实际交易成本线有一个足够大的上升，以至于从这个点开始应该使用一个新的线性函数。这个思想如图5-3所示。

正如你所见，在交易规模范围更大的情况下，这类模型的准确性比常数交易成本模型或线性交易成本模型要好得多。所以，这个模型具有简单性和准确性之间很好的平衡，在宽客中相当流行。

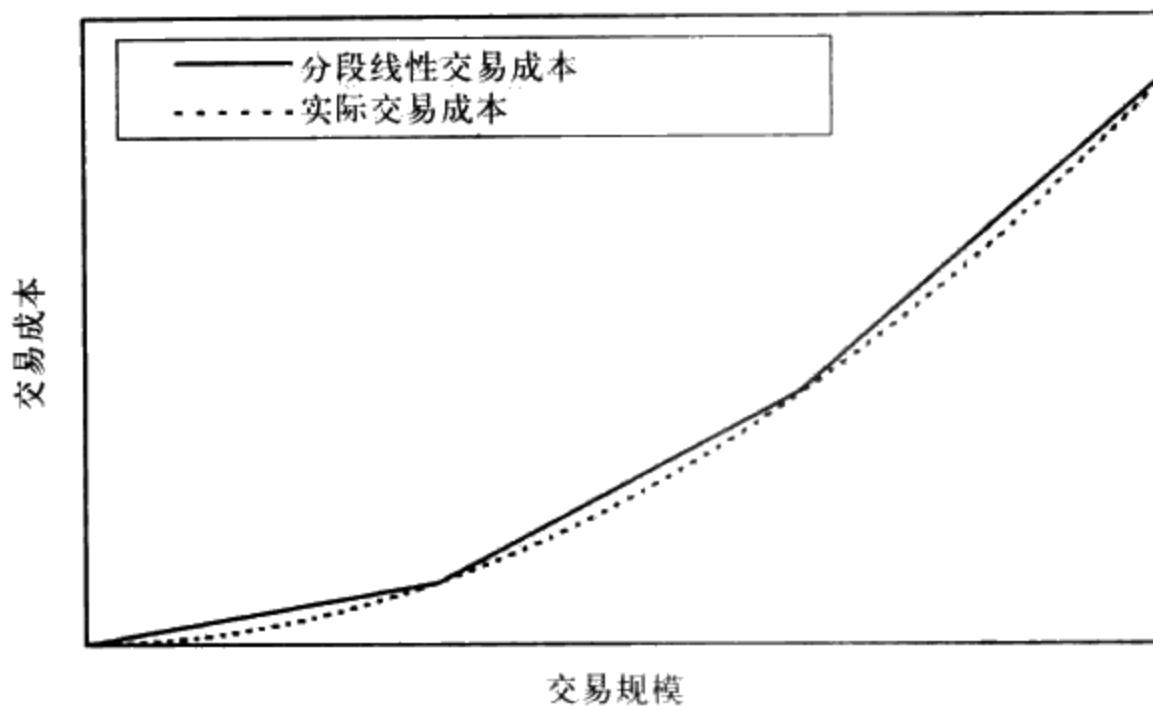


图5-3 分段线性交易成本函数

二次型交易成本模型

最后，宽客可以建立二次型交易成本模型。因为涉及的函数并不像线性甚至分段线性那样简单，所以该模型的计算量最大。它包含各种各样的形式和类别，建立起来也令人厌烦。二次型交易成本模型如图5-4所示。

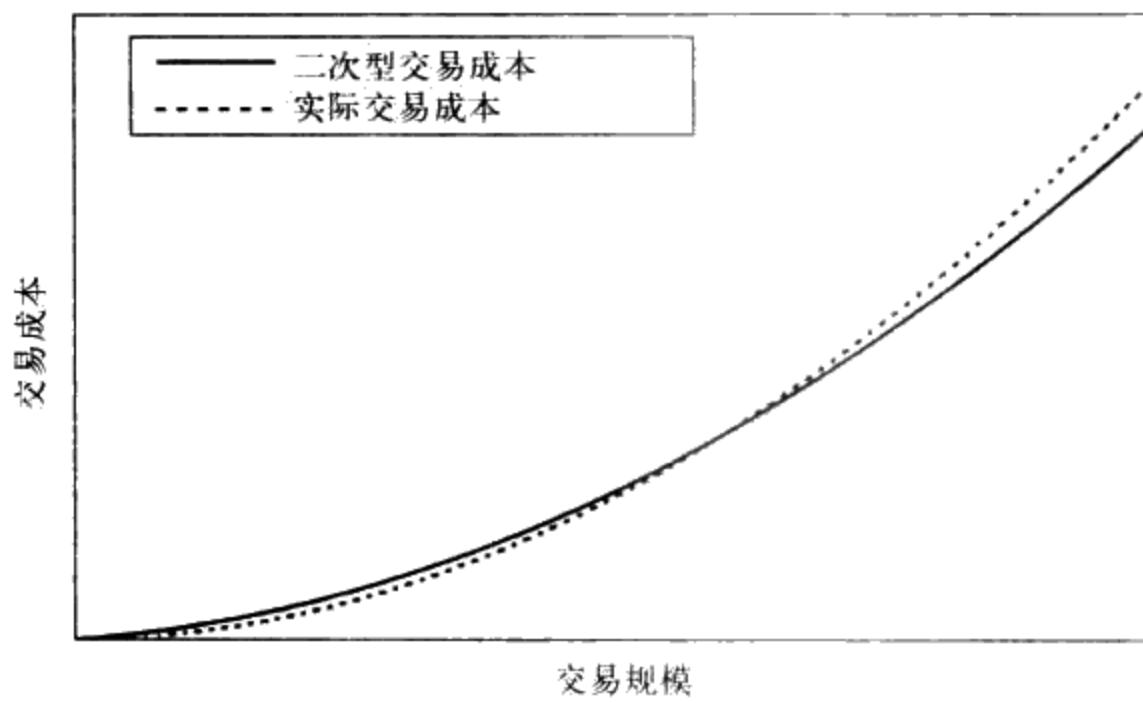


图5-4 二次型交易成本函数

很明显，这是我们看过的关于交易成本的最准确的估计，但也不是

完美的，建立和利用它都比线性或分段线性模型难得多。你可能觉得奇怪，我们已经用二次函数来估计另一个二次函数了，为什么对于真实成本还是不完美的估计呢。理由就是实线反映的是期望值，虚线反映的是事实的实际观察值。因为实线是在交易前准确确定的，而虚线是在交易后根据经验获得的观测值。因为实际交易成本是以经验为依据的观测值，而任何交易成本的估计都是预测值，预测值不可能是完美的。引起交易成本的估计值和实际值有所误差的原因，可能包括金融产品随着时间而发生流动性或波动性的改变，也可能随着时间变化，原来交易相同股票的交易者类型发生了改变（例如做市商、对冲基金、共同基金或散户投资者）。当然，宽客尽最大努力做准确的预测，但是因为知道预测不可能完美，并且速度和简单性都是我们期待的，因此准确性和简单性之间的权衡就需要宽客来做出判断。

无论使用何种类型的模型，宽客必须描述在他的投资范围内每种金融产品的交易成本。总体来说，交易欠缺流动性的低市值股票多半比交易富有流动性的高市值股票要贵得多，在决定每笔交易时这必然是一个影响因素。另外，宽客必须更新对交易成本的经验估计，既要使模型符合现在占主导的市场条件，也必须指明为了提高模型自身的准确性，什么时候需要更多的研究。

小结

交易成本模型的角色仅仅是为了给投资组合构建模型提供一个关于交易成本的建议。就像阿尔法模型的任务不是产生回报一样，它的任务也不是最小化交易成本而只是做预测，并且把这些预测提供给投资组合构建模型，使得成本最小化可以发生在两个阶段：第一阶段，投资组合构建模型阶段，利用交易成本模型提供的输入，说明在生成目标投资组

合时交易成本发生的原因。第二阶段，目标投资组合被传递给执行算法时，这个执行算法试图尽可能便宜地交易以达到期望的投资组合。

本章给出了几种交易成本模型，从最简单的到相当复杂的。对于每次交易规模大致相同的金融产品或者交易规模非常小的交易者来说，相对简单的模型是有用的，并且大部分情况都接近于正确。对于短期内有大规模交易或者交易规模变动较大的金融产品的投资者来说，相对复杂的模型是有用的。本章描述的四种模型中的任何一个，在合适的情况下都是有效的。需要考虑的问题就是，选定的模型是否适合于实际应用情形以及当时的环境。

下面我们把注意力转移到投资组合构建模型，它利用了此前三章描述的阿尔法模型、风险控制模型和交易成本模型所提供的输入，得到相对于风险而言回报最大化的目标投资组合。在此之前，让我们来看看揭示“黑箱”的进度，如图5-5所示。

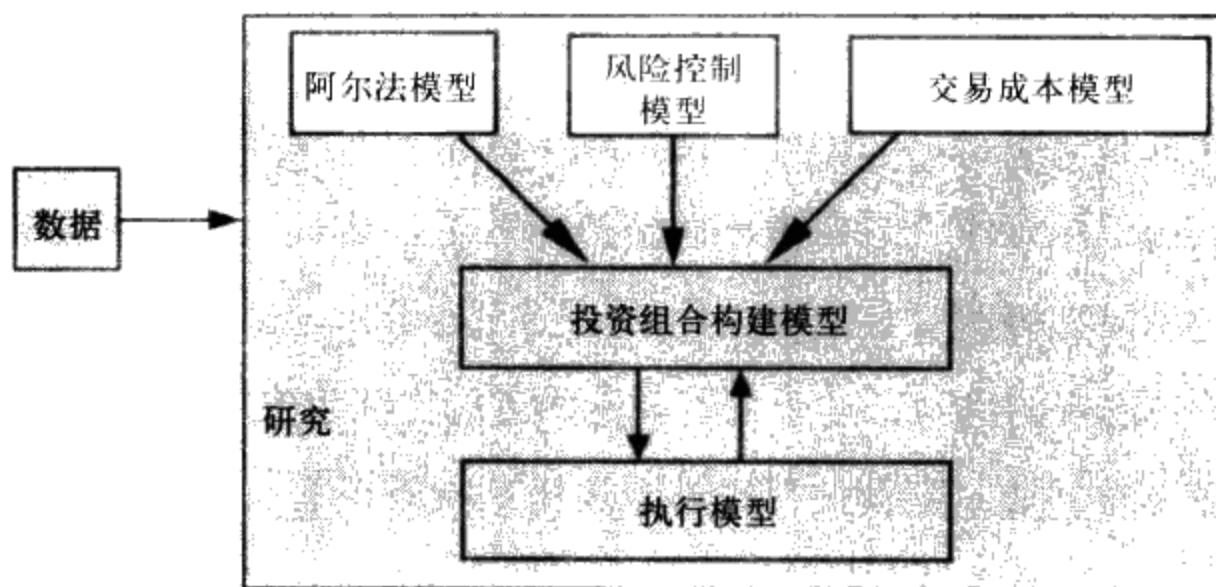


图5-5 “黑箱”结构

投资组合构建模型

不知世界的当下和未来，将无法准确决策。

——艾萨克·阿西莫夫

投资组合构建模型的目标是决定宽客将要持有的投资组合。这个模型像仲裁者一样，在听取了乐观者（阿尔法模型）、悲观者（风险控制模型）和富有成本意识的会计（交易成本模型）的观点后，决定如何生成投资组合。配置投资组合中不同资产的数量，这一过程大部分基于期望回报、风险控制和交易成本之间的平衡。过于强调机会则可能导致投资会毁于被忽视的风险，过于强调风险则可能会因为忽视机会而表现不佳，过于强调交易成本则会使得交易者僵化地持有现有头寸，而不去考虑合理的承担更新投资组合的成本，从而导致投资组合长期不变。

量化投资组合构建模型有两种主要形式：第一类基于规则。规则化的投资组合构建模型基于宽客事先拥有的直觉，可能极其简单也可能相当复杂。直觉都是来自于人们经验中的一般原则，诸如试错法。

第二类量化投资组合构建模型是采用最优化工具。最优化工具使用算法来寻找最佳的路径以实现宽客定义的目标，算法就是一组帮助使用者从起点走到期望的终点的一系列规则。这个目标就是目标函数，对于

经典的最优化工具来说，目标函数的一个例子就是寻找单位风险下回报尽可能最大的投资组合。在细节繁杂的情况下，最优化工具可能更难于理解，但是其本质概念是如此例一般直接明了的。

正如在第3章中曾经讨论过的混合阿尔法模型的情形，投资组合构建模型是三个令人着迷的有待研究的领域。进一步地说，投资组合构建是投资过程中关键的组成部分。一个交易者虽然有大量的好的投资想法，却将大部分资金配置给最差的策略，最少的资金投给最好的策略。不难想象，这个交易者会得到很糟糕的业绩。如果他能够改进投资组合构建模型，最差的结果也会大有改观。然而，如何在不同头寸的投资组合中分配资产，这个问题的现实解决方案并不十分常见。相对于构造一个新的阿尔法模型来说，无论在许多学术期刊上还是在市场实践者的大脑中，这个问题获得的关注都是较少的。本章将会让你明白大多数时候宽客如何解决这个问题。

基于规则的投资组合构建模型

投资组合构建模型可以有四种规则：相等头寸权重、相等风险权重、阿尔法驱动的权重以及决策树权重（模型）。前两者是最简单的且它们的核心是等权重，区别仅在于等权重的对象不同。阿尔法驱动的投资组合构建模型大体上依靠阿尔法模型来提供有关正确的头寸规模和投资组合构建方面的指导。决策树依据一系列特定规则的顺序来决定头寸规模，可能十分简单，也可能惊人的复杂。下面我将会按照从简单到复杂的顺序依次介绍这些模型。

相等头寸权重

相等头寸权重模型十分普遍，采用这些模型的宽客一般默认或明确

认为，一个头寸看起来不错并可以持有，那么并不需要其他信息甚至十分有用的信息来决定它的规模。我们前面已经讨论过，信号强度这个概念与给定的金融产品的预期回报幅度有关。若非到了信号足够强表明值得构建头寸，否则信号常被忽略。乍看起来，这可能过于简化了问题，但的确如此，一些认真而严谨的宽客已经注意到这一问题。相等头寸权重模型背后的基本假设是，任何在头寸上差异化的尝试都有两个潜在的负面结果，反而超出任何一个非相等头寸权重的回报。换句话说，因为宽客看到了非相等头寸权重模型中大量的不利之处，所以才决定选择相等头寸权重模型。

非相等头寸权重规则的第一个潜在问题就是，它暗含假定在统计上有足够的能力，不仅能预测头寸未来的方向，而且还能预测幅度及其相对于投资组合中其他预测值变动的发生概率。相反，利用相等头寸权重规则的宽客认为，只有阿尔法模型值得信任，可以用于预测方向，而且只要方向预测的准确性大到足以决定交易什么金融产品，那么交易和其他头寸相等规模的数量就是值得的。

非相等头寸权重投资组合的第二个潜在问题是，它通常会倾向于在一些所谓最好的预测上承担一些大的投注，而在相对不那么好的预测上投注得小一些。但是，这个权重的不平衡可能会导致在一个看起来有吸引力的头寸的有关策略上承担一些过多的个体风险。这里有一个不考虑用阿尔法模型进行预测的例子。例如，在动量型策略中，最强的信号往往来自那些已经运动了最多的基础性金融产品（比如，已经呈现出最强的趋势行为）。换句话说，此时可能已经晚了，而且交易者会承担可能处在趋势末端的风险，即在它正要反转的时候，才获得最强的信号。同样，对于均值回复策略来说，最大的信号也来自于那些已经调整了最多而且预期将猛烈反弹的金融产品。但通常的情况是，大的运动之所以发生，是因为市场中存在能够持续延伸这种运动的真实信息。这种现象被统计

学家称为逆向选择偏误 (adverse selection bias)。在这种情形下, 均值回复策略就被刻画成“压路机前捡硬币”, 这是一个生动的比喻。在一个强趋势进行之时, 投注趋势胜极转衰从而趋势反转, 常常是很危险的。类似的讨论适合于大部分阿尔法策略, 使得反对非相等头寸权重的意见有着不错的论据。因此, 一个赞成相等头寸权重方式的基本观点是, 通过在最大可用头寸上分散化投注能够减小风险。值得提醒的是, 相等权重有时是受流动性约束的, 一个头寸的权重份额应与其流动性相适应。这种对流动性的考虑, 可以应用于本章提到的任何一个其他的基于规则的权重分配方法中。

相等风险权重

相等风险权重依据头寸波动率反向调整头寸规模, 或者用其他的风
险度量, 比如下跌幅度尤佳。较大波动的头寸分配权重份额较少, 波动
较小的头寸分配权重较大份额。这样看来, 根据头寸对投资组合风险所
做贡献来看, 任何一个头寸在投资组合中都是均等的, 而不是根据头寸
分配的规模。表6-1展示了两只股票的投资组合, 从表中可以看出, 较大
波动的股票GOOG相对于波动较小的股票XOM, 在投资组合中分配的比
例较小。

表6-1 一个简单的相等风险权重投资组合 (%)

	相等权重	波动率	波动率调整的权重
GOOG	50	2.5	39
XOM	50	2.0	61

原理是一目了然的。小盘股股票有较显著的价格波动, 可能不应分
配与波动性相当小的大盘股股票相同的头寸比例。投入相同金额的货币
到这两个头寸中, 可能是一次在小盘股上投注较大的赌博。这是因为小
盘股波动性更大, 分配到该股的单位货币金额将可能比分配到大盘股股

票的单位货币金额使得投资组合的价值变动更大。基于此，一些认为相等权重是最适宜方法的宽客，将会努力采用相等风险权重的方式来改进投资组合的分散化程度。

但是，相等风险权重方法同样有其自身的弱点。不管风险单位是如何定义的，它几乎都是一个根据历史数据回溯的度量，比如波动率。较高波动率的金融产品获得较少的权重分配，因而较低波动率的金融产品将会获得较大的权重分配。但是，如果较低波动率的金融产品突然变得更具波动性了怎么办？这不仅仅是一个假设。多年来，银行股曾十分稳健。然而在2008年，它们突然变得剧烈波动，以至于超过许多科技股。

任何基于历史数据回溯的股票波动性的分析，如果不关注最近一次股灾（10年前，即1998年），可能都会一直被这些股票2008年之前的多年稳健表现所误导。因此，相对于考虑到2008年波动率飙升的情形，相等风险权重的模型可能会持有银行股更大的头寸。

阿尔法驱动的权重

第三个基于规则的投资组合构建模型主要根据阿尔法模型的输入来决定头寸规模。它的观点是，阿尔法模型能够说明一个头寸可能如何诱人，那么这个信号就应该是决定头寸规模的最好方法。当然，大部分使用这个方法的宽客不会允许最大头寸的规模毫无约束，他们会使用风险控制模型提供单个头寸的最大规模上限。在给定上限后，信号的强度就决定了实际的头寸距离最大化头寸的程度。这就如同在曲线上评分，最好的得分者分配最大的头寸，次优者分配次级的头寸规模。

对这种投资组合构建方式进行约束的类型还包括，对整个投资组合（比如，行业或者资产类别）的投注规模进行限制。比如，投资者可以约束单个头寸在投资组合中必须低于3%，也可以约束任何行业必须低于20%。此外，还需要用函数将头寸规模与预测回报幅度相联系，

但是这些函数可能比较简明，一般来讲，预测值越大则头寸越大。阿尔法权重法之所以受到一些宽客的青睐是因为其强调赚钱，毕竟这是所有交易的目的，但是使用这种方法的量化交易策略，比如未来趋势跟随，可能需要承受偶发的连续剧烈下跌的风险。因为这些方法在一个价格趋势已经明确建立起来时，经常会发出最大的信号。而随着趋势的进行，头寸的规模也上升，这会导致在趋势反转之时，投资组合中持有最大的头寸。因此，使用阿尔法驱动的投资组合构建模型，预警是十分必要的。因为这样的方式太依赖于正确的阿尔法模型了，不仅依赖于对金融产品方向的预测，还依赖于对这个金融产品将会发生的幅度变化的预测。

决策树模型

第四个基于规则的投资组合构建模型被称为决策树。用一个例子来解释决策树投资组合权重分配模型大概是最容易的事情了。考虑一个基于趋势的阿尔法模型。假定一个金融产品的预期价格上升，则输出定为+1；价格没有明显变化，则输出为0；预期价格下跌，输出为-1。现在，如果我们想要嵌入另一个价值型策略的阿尔法模型，并且与我们刚才描述的趋势型模型（例如，+1，0或者-1）提供同样的输出格式。进一步假定未来我们拥有三项资产：资产A是一个低风险资产，资产B是一个中度风险资产，资产C也是一个中度风险资产，但是流动性低于资产B。我们希望模型最终得出我们在每一项资产上分配的额度（比如，每一项资产规模的权重）。关于此决策树分配系统如图6-1所示。

在这个例子中，我们看到有一条决策路径能得到给定金融产品所应分配的投资比例，这是根据阿尔法模型（趋势和价值）的预测和金融产品A、B或C自身特性而得到的。以下解释如何看这个决策树，假定资产A有一个趋势得分为+1和一个价值得分为0，意味着趋势型模型预测资产

A将会上涨，而价值型模型认为资产A将保持不变。那么我们应该在投资组合中持有多少资产A呢？这个答案是5%。答案是这样得到的：趋势阿尔法的+1分支，价值阿尔法的0分支，最终找到资产A的目标权重分配值为5%。

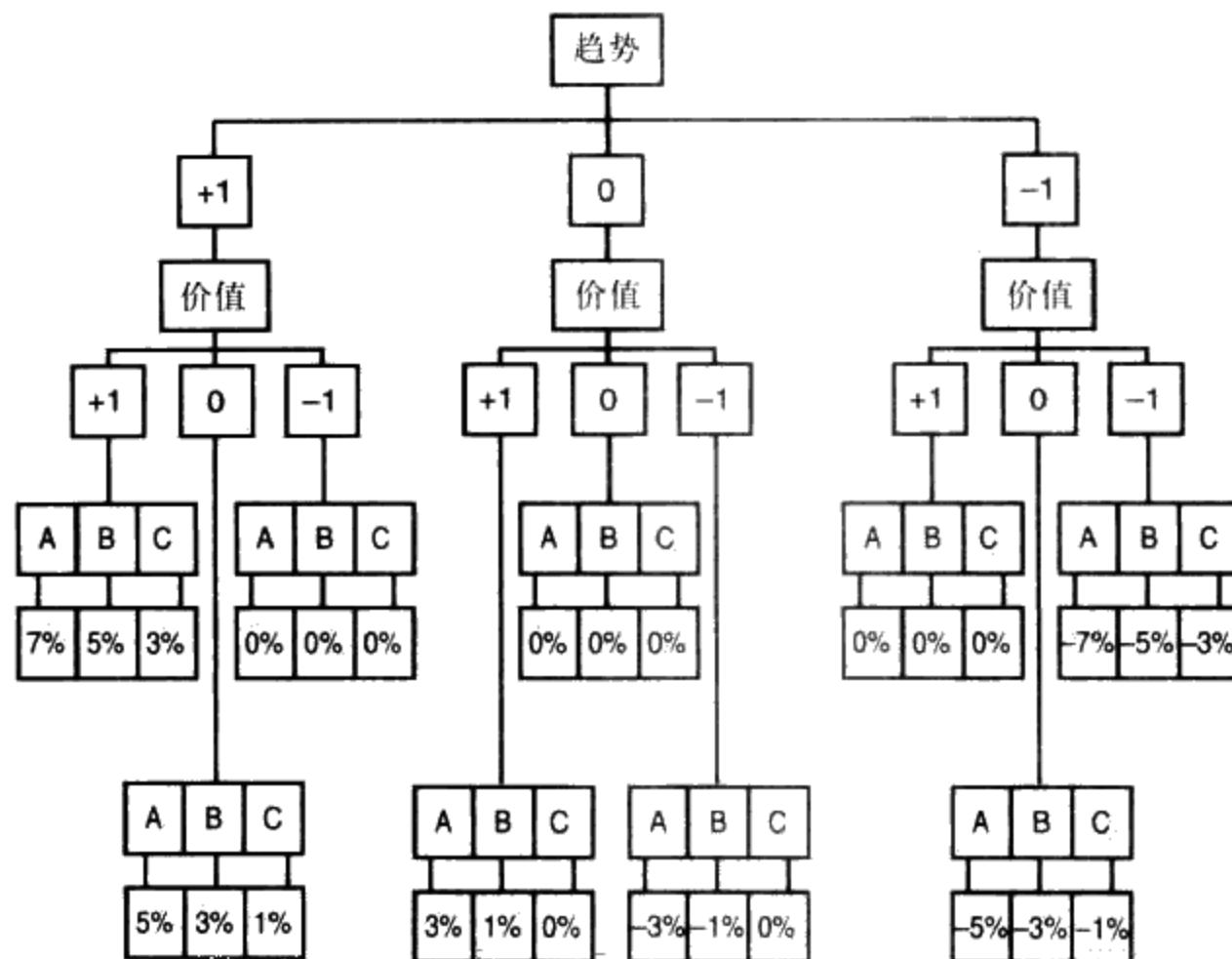


图6-1 决策树投资组合构建模型的例子

值得关注的是，投资比例的限制可能本身也是风险控制模型或交易成本模型的函数。比如，资产A可能风险最低、流动性最好，如果价值型模型和趋势型模型都具有同样分数，则无约束的决策树可能赋予权重15%。但是，如果我们假定风险控制模型限制，不论头寸多么优异，任何金融产品的最大头寸的权重不超过投资组合的7%，而非15%。或者考虑这种情况，资产C与资产B波动性相同，但是资产C的流动性比资产B差。在这样的情景下，交易成本模型可能限制资产C的最大持有头寸规模，因为持有较大头寸规模的欠缺流动性的资产C，当面临市场冲击增加时可能会有较大的交易成本。

这是一个十分简单的基于双重阿尔法模型和三项资产采用决策树构建投资组合的例子。很容易想象，如果更多的阿尔法模型或者更多的资产纳入考虑，计算量会急剧上升。正因为能够想象出来的并能有效使用的决策树的多样性，我们不可能给出一个有关其优势和劣势的全面判断。简单的决策树，可能会过于简化投资组合构建的问题，然而复杂的决策树又可能会难于找到关键问题，甚至都难于准确建立。显然，两者需要折中运用。

基于规则的投资组合构建模型小结

不论使用哪种基于规则的投资组合构建模型，阿尔法模型、风险控制模型或交易成本模型都需要作为输入。比如，在相等权重模型中，根据交易成本模型发现，特定金融产品太贵而无法交易，那么就会存在对相等权重的约束。显然，投资组合构建模型和“黑箱”的其他部分之间互动的特性，完全取决于投资组合构建模型的类型。例如，根据风险控制模型给出的约束，在利用风险控制模型的方式上，决策树模型可能采用完全不同于主要依赖阿尔法模型的投资组合构建模型所采用的方式。

总而言之，基于规则的投资组合构建模型可能极其简单（正如相等权重投资组合）或者十分复杂（如多层次决策树）。它们的共同挑战都是如何解释驱动它们背后的经济原理和规则的合理性。在本章接下来的部分，我们继续讨论更多宽客用于投资组合构建的选择方式。

投资组合最优化工具

投资组合最优化是量化金融诸多重要的问题之一。这是量化金融最早接受严肃的学术成果的领域。其诞生的标志是量化分析之父哈里·马科维茨曾经发表的一篇名为《投资组合选择》（*Portfolio Selection*）¹的论

文。他发明的“均值方差优化模型”(mean variance optimization)，时至今日仍然得到普遍运用，并且许多围绕其核心思想的理论纷纷建立起来。1990年，因为对投资组合构建量化分析的创见，他与威廉·夏普分享了诺贝尔经济学奖。

投资组合最优化工具是基于现代投资组合理论(modern portfolio theory, MPT)的原理，它是资产管理行业的经典。MPT的核心含义是，因为投资者本能地规避风险，所以如果两项资产的风险程度不同但是具有同样的回报，那么投资者将会选择风险较低的资产。一个必然的结果就是，只有能够获得超额回报作为补偿，他们才会承担额外的风险。这就引入了风险调整回报(risk-adjusted return)的概念。均值方差优化(mean variance optimization)是一个基于MPT建立投资组合的常用方法。输入均值和方差，输出一系列对应于每一个风险程度上回报最高的投资组合。均值是待评估资产的回报期望。方差是每项资产的风险期望，计算结果一般是用人们考虑持有的各种资产回报的标准差。第三个需要考虑的是这些资产的期望相关系数矩阵(expected correlation matrix)。使用这些输入信息，最优化工具给出一组不同风险程度下期望回报最高的投资组合，也就是熟知的有效边界(efficient frontier)。宽客在实际交易中还用到的其他几个输入因素包括：①货币度量下的投资组合规模；②承受的风险水平(通常用波动率或者预期下跌来衡量)；③其他限制条件，例如主要经纪商提供的股票买卖的“卖空限制”列表(hard to borrow)，这缩小了最优化工具可选的范围。这些输入并非是最优化工具所必要的，而且前两个输入大部分情况下也是可有可无的，但是它们有利于宽客找到一个可行的、有用的投资组合。

这些策略被称为“最优化工具”的原因是，它们寻找研究人员指定的函数的最大值(最优值)。这个函数称为目标函数(objective function)，对象就是目标。最优化工具通过算法在诸多可行金融产品的各种组合中

直接寻找目标。当它分析某个给定投资组合的回报和风险特征后，将其与最近研究过的投资组合进行比较，检测哪些因素看起来可能会使投资组合表现得更好或者减弱。通过这个办法，最优化工具能够快速找到一系列最佳投资组合，这些投资组合的回报是那些风险给定下任何其他投资组合都不能达到的。最后根据阿尔法模型、风险控制模型和交易成本模型来决定哪些可以或者哪些不可以投资。许多宽客使用的不同目标函数的本质是相同的，即把与波动率相关的投资组合回报最大化。

有很多不同的目标函数都可能采用。比如，我们采用的目标函数可以是在峰谷之间幅度而非波动率的约束下来最大化投资组合回报。回报和风险的对比本身也是完全可以选择的，我们甚至也可以选择仅仅关注投资组合期望总回报的目标函数。

最优化工具的输入

正如前面已经提到的，一个最优化工具需要的输入包括期望回报、期望波动率，以及投资组合要考虑的各种金融产品之间的协方差矩阵。既然宽客对模型本身十分挑剔，那么就有必要理解他们从何处得到估计值和期望值。以下我们逐一讨论。

期望回报 在传统金融领域中，例如私人财富管理行业，期望回报一般设置为与长期历史回报相等，通常依这个目标而创造的战略资产配置是不需要动态调整的。相比之下，宽客倾向于利用他们的阿尔法模型，阿尔法模型输出的结果主要包括一个期望回报抑或一个期望方向。通过使所有正预测的权重相等和所有负预测的权重相等，我们就可以得到方向预测。

期望波动率 不论是在传统金融还是在量化交易中，市场都倾向于使用历史数据度量波动率，并将其作为第二个最优化工具的输入。但是另有一些人会发展并使用他们自己的波动率预测方法。最常用的预测波

动率的方法是利用随机波动模型 (stochastic volatility models)。在统计学里，随机过程是指一些可以预测但是内含了一些不能预测元素的过程。众多随机模型对波动率预测方法的基本观点是，波动率的高水平波动期紧随着低水平波动期（即存在某种可预测的波动率周期），同时伴随偶然的跳跃（某种随机和非可预测的部分，jumps）。广泛运用的技术有广义自回归条件异方差技术 (generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH)，最早由丹麦经济计量学家提姆·伯勒斯列夫 (Tim Bollerslev)²于1986年发表在《经济计量杂志》 (*Journal of Econometrics*) 上的论文提出。其他随机波动模型和以GARCH为原始版本的预测技术也是多样化的。所有这些技术的理念都是，波动率经过相对平静的集聚期 (clustered periods) 之后，将经历显著增大的集聚期，然后又归于平静，周而复始。图6-2表明，这是一个描述市场波动率相对有用的办法。2000~2003年，标准普尔500指数波动性相当厉害。随后2003年中期到2007年中期经历了平静期，而此后，另一个极端波动的时期贯穿了2007年中期到2008年。即使在相对平静的时期，波动率看起来短期的突破也会周期性地发生。GARCH类模型对于这类波动率的预测是较为合理的。

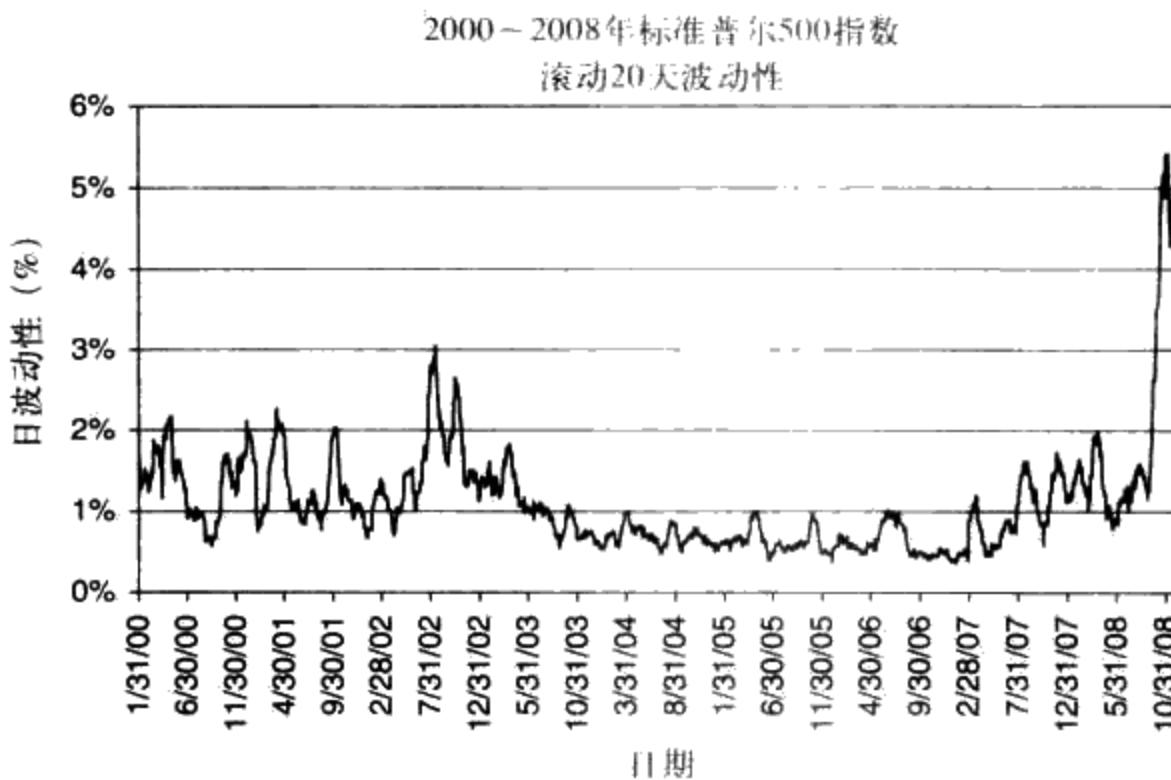


图6-2 历史上标准普尔500指数波动性

事实上，还存在许多其他方法来预测波动率，而且它们可以按照我们评估价格预测策略的方式来加以理解。它们一般基于趋势型模型、回复型模型或者一些基本面模型的观点对波动率做出预测。这些预测可以是不同投资期限的，并且这些预测也可以是关于单个金融产品的，抑或是关于两个以上相关金融产品的波动率，等等。比如，GARCH预测就是结合了趋势现象和均值回复现象来预测波动率。

期望相关性 第三个输入最优化工具的信息是相关系数矩阵，在这方面可供研究人员用于计算和预测的方法比较少。本质上，相关性是衡量两个金融产品回报变动相似性的度量，取值范围在-1和+1之间。+1的相关性表示完全相关；-1的相关性表示两个金融产品完全相反，或者反相关；0的相关性为完全无关，表示两项金融产品完全不相似，但并不是相反。

使用相关性度量量化交易面临着许多问题，我们后面将要讨论其中大部分问题。其中最实质性的是，不同时期两个金融产品关系的度量值可能非常不稳定，甚至从长期来讲都不可靠。例如，一个投资组合有两个资产，一个是标准普尔500指数基金，另一个是日经225指数基金。选取从1984年1月开始以来的历史数据，我们可以看到，两个指数的相关度为0.37。图6-3示意了按一年365天连续滚动日期计算的周回报的相关性范围。

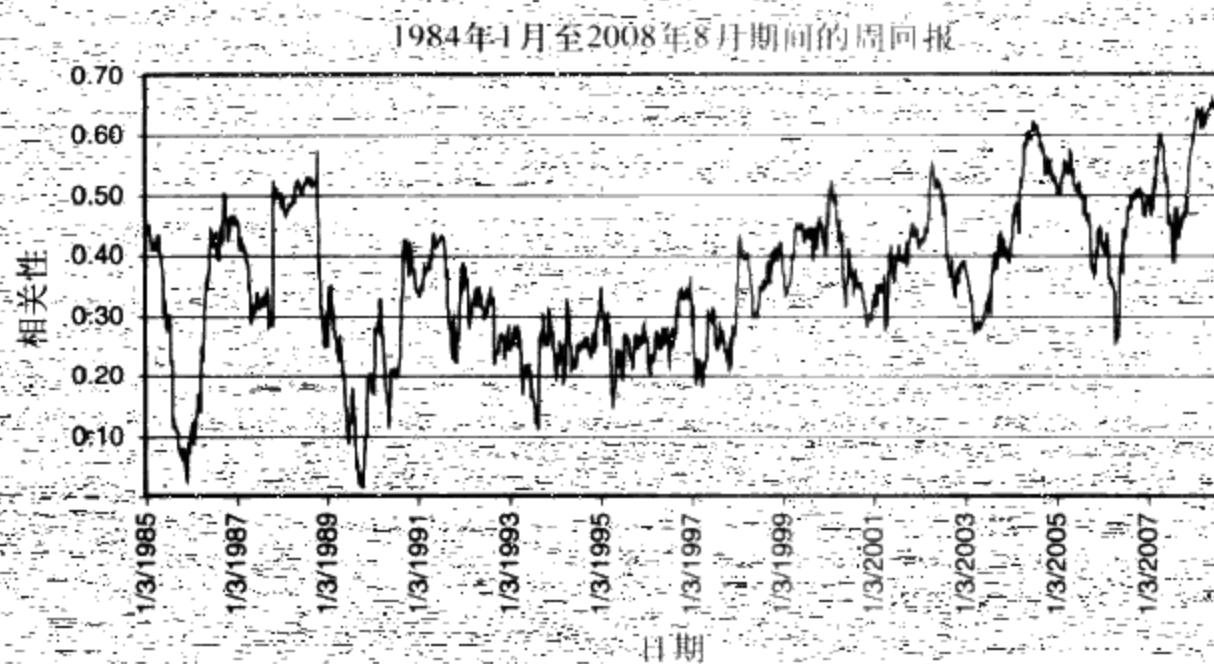


图6-3 标准普尔500指数和日经225指数滚动年度数据相关性

从图6-3中可以看到，标准普尔500指数和日经225指数的相关性取决于所选取的时间段。事实上，从样本中看到，这个相关性在1989年10月到达最低点0.01，而在2008年中达到最高点0.66。更糟糕的是，这些指数间的相关性经历了从0.02到0.58而后又回到0.01，这一过程仅仅用了4年，即从1985年11月到1989年10月，甚至使用一个5年滚动的时间窗口，这个范围也是0.21~0.57。

如同我们前面关于行业分类的例子一样，如果这些策略给定了合适的金融产品分类，那么便会改进不同时期的相关性的稳定性。可能从两个方面得到这个明确的设置，或者在一个相对阿尔法模型中有关“相对的”定义中得到，或者在风险控制模型的有关设置中得到。举个例子来说，如果模型把埃克森美孚（XOM）和雪佛龙（CVX）公司组合起来，这可能被视为是合理的，因为这两家公司有很多共同的方面。两者的市值差不多，都是石油企业，又都是总部设在美国但全球运营。然而，基于基本面因素对CVX和Sun微系统公司（JAVA）的比较，则可能不太有说服力，因为JAVA不是一个石油公司，是一个市值更小的技术行业公司。从图6-4中可以看出，理论上关于这些股票的两两比较（XOM和CVX，CVX和JAVA）不同，在数据上也得到了印证。

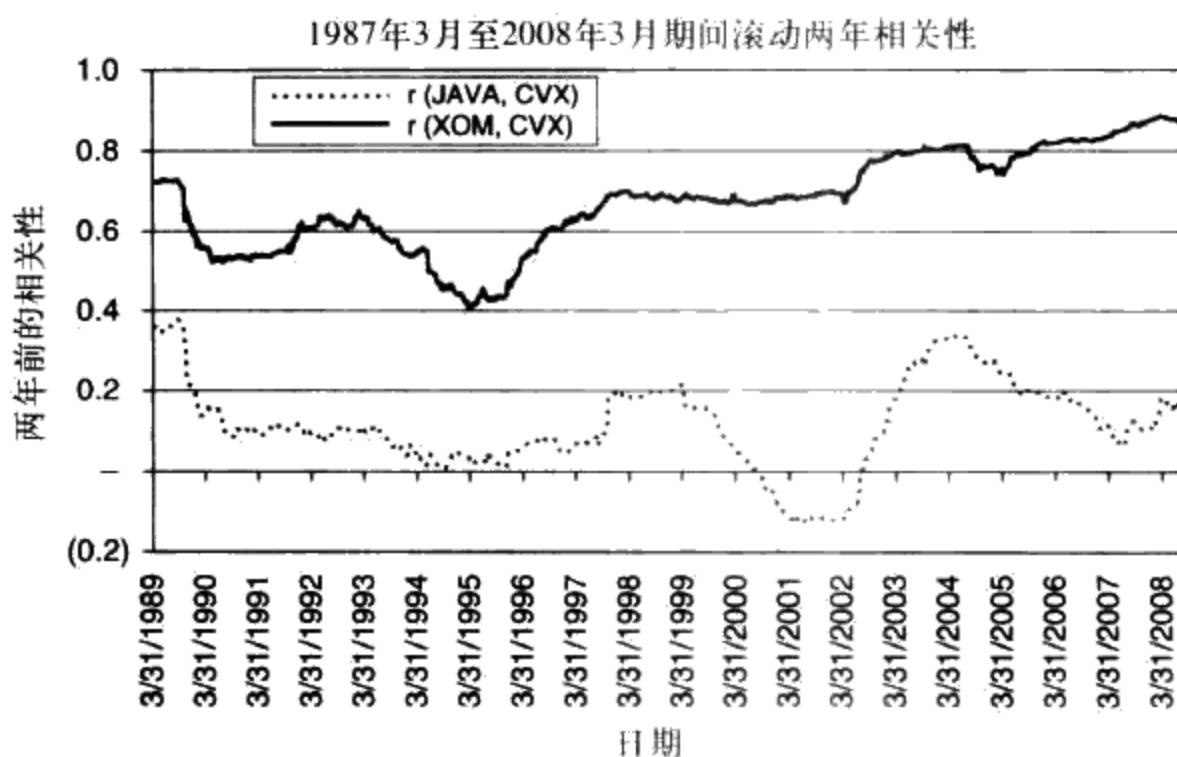


图6-4 相似金融产品和不相似金融产品间的相关性随着时间的变化

我们容易看出, CVX和XOM在整整20年内相关性都较好。最低的相关性水平近似为0.4, 而最高达到0.89。整个时期的相关性为0.7。然而, CVX和JAVA相关性较差, 整个样本期仅仅为0.14, 最大时为0.36。更进一步, 相对于CVX与JAVA的相关性来说, CVX和XOM的相关性变化较为平缓。虽然两组都可能存在某种程度的不稳定, 但显然CVX与XOM配对相比CVX与JAVA配对更不容易产生问题。更明确地说, 金融产品之间相关性的不稳定, 或多或少就是世界的本来面貌。它并非是最优化工具的错误, 或者并非是用相关性来作为统计量本身的错误, 不稳定在金融行业里是本该如此。

最优化技术

有许多类型的最优化工具, 从基本的马科维茨1952年提出的原始模型到复杂的机器学习技术。本节将对这些最常见的方法作一概览性介绍。

无约束条件的最优化 最优化工具最基本的形式是无约束条件的。需要的话, 它可以把投资组合全部配置在单个金融产品上。事实上, 模型如此行事, 使得无约束的最优化工具可能出现如此巧合, 建议投资组合持有单个金融产品, 这个投资组合的所有资金都投入到具有最高风险调整回报的金融产品中。

有约束条件的最优化 宽客们设计出向最优化过程增加约束条件和惩罚条件的方法, 这样能够得到更合理的解决方案。约束条件可能包括头寸限制 (例如, 任何头寸不得超过投资组合的3%) 或者在各种分类金融产品上的限制 (例如, 在某一个行业投入金额不超过投资组合的20%)。

但是对于宽客来说, 有趣的问题是, 如果无约束最优化工具选择了一个无法接受的解决方案, 那么约束条件增加到什么程度, 才会对投资组合选择起作用呢? 例如, 想象一下, 一个有着100种金融产品的投资组合, 那么平均头寸自然也就是大概1%, 而最优化工具得到的结果是任何一个

头寸分配不超过1.5%。因此，每一个金融产品的最优头寸（根据阿尔法模型）是平均头寸的1.5倍，相对来说比较接近等权重。虽然这还不错，但是好像基本没有用上最优化技术。

布莱克-莱特曼最优化方法 因为布莱克-斯科尔斯模型而出名的费希尔·布莱克（Fischer Black）在1990年和高盛公司的鲍勃·莱特曼（Bob Litterman）一起提出了一个新的最优化方法，该方法最初是在高盛的内部备忘录里提出的，随后1992年在《金融分析师杂志》（*Financial Analysts Journal*）³中发表。他们的布莱克-莱特曼最优化工具解决了一些与最优化工具输入的度量误差有关的问题。最重要的是，他们提出了整合投资者的期望以及对这些期望的置信度的方法，并且将期望值和历史数据的相关信息综合考虑。例如，假设CVX与XOM的历史相关性为0.7，但是一个交易者的阿尔法模型预测未来XOM将会上涨而CVX将会下跌。在这种情形下，以后一段时间CVX与XOM两者间的相关性可能会非常低，甚至为负数，而不会在乎它的历史相关性如何。布莱克-莱特曼提供了调整历史相关性水平的方法，该方法通过使用投资者对涉及的各种不同金融产品的回报预测来实现。进一步讲，在某种程度上，投资者对一些事情的预测更有信心，而在其他一些事情上的预测则没有那么可靠，那么这两者就能够结合起来应用。如果投资者对历史上曾经相关性很高的金融产品的预测产生了重大的分歧，但同时又对它们未来的相关性水平没有信心，那么将会采用更接近历史水平的相关性。从某种程度上讲，投资者的信心程度将影响布莱克-莱特曼最优化工具判断预测回报在决定相关性系数中所起到的作用。一些宽客更喜欢这种最优化的方法，因为它把阿尔法模型和其他输入更加有机地结合到最优化过程中。

格里诺德-卡恩方法：最优化因素投资组合 另一个值得一提的最优化工具是格里诺德和卡恩在《积极投资组合管理》（*Active Portfolio Management*）⁴一书中提出的。许多最优化工具试图决定头寸规模，而这

个投资组合的最优化技术直接瞄准如何建立信号的组合。这个最优化方法当前得到了广泛的应用。该方法的思想是，建立一些因素投资组合，这些因素投资组合都基于规则（事实上，常常用到相等头寸权重或者相等风险权重），并且是基于一个阿尔法预测的单独的投资组合类型。例如，你可以尝试建立一个动量型投资组合、一个价值型投资组合、一个成长型投资组合。这些投资组合都是用历史数据模拟出来的，因而都是从过去的类型中挑选股票。例如，价值型投资组合将会回顾历史数据，并且根据历史样本模拟买入低估的金融产品，卖空短期内被高估的金融产品，就如同历史上真的出现过这些买卖一样。根据这种方法，模仿的因素投资组合的回报时间序列得以生成，并可以作为最优化工具的基本输入。

这种方法的一个好处是因素投资组合的数量是可管理的，通常不超过20个，与个体因素的数量一致。因此，最优化的对象就不是上千万金融产品的一个投资组合，而是一组因素的投资组合。这是对原本需要大量数据问题的一个更简单的突破。因素投资组合最优化过程允许包含风险控制模型、交易成本模型、投资组合规模和风险目标作为输入，与其他最优化工具描述的大体相同。

给定每一个模型的权重，我们最终只需要确定每一个头寸的权重。通过例子可能更容易理解这种方法如何计算每一个头寸的权重。想象一下，我们有两个阿尔法因素，每个仅产生一个方向性预测（如，+1为买入信号，-1为卖出信号）。在因素投资组合中，我们有100只股票，为了简单起见，我们假定股票的权重相等。这意味着每一只股票占投资组合的1%。假定因素最优化过程告诉我们，应该有60%的权重放在第一个因素投资组合上，40%的权重放在第二个因素投资组合上。在这个例子中，分配给任何股票的权重为1%（任何因素投资组合的任一只股票的权重），乘以那个因素的信号（比如，看多或者看空），再乘以那个因素投资组合的权重。我们假定，第一个阿尔法因素对某个公司的预测为+1，第二个

阿尔法因素对该公司的预测为+1。因此分配给这个公司的总的权重是： $[(1\%) \times (+1) \times (60\%)] + [(1\%) \times (-1) \times (40\%)] = +0.2\%$ ，这意味着我们将在投资组合中持有该公司的权重为0.2%的多头头寸。

重新取样的效率 在《有效资产管理》(*Efficient Asset Management*)一书中，理查德·米肖（Richard Michaud）提出了另一个投资组合构建模型的方法⁵。但是，米肖尝试改进最优化的输入，而不是提出一个新的最优化模式。他的有关“重新取样的效率”(resampled efficiency)技术解决了对估计偏误的过度敏感问题。米肖认为，这就是最优化工具所面临最大的问题。早些时候，我们举例介绍了标准普尔500指数和日经225指数相关性的不稳定情况。这意味着，如果我们使用过去的数据为未来设定期望，即估计这些金融产品未来将要发生的相关性，那么相对于未来才揭晓的真实相关性，我们很可能在任何给定的时刻得到的都是错误的估计。在阿尔法预测、波动率预测和相关性估计中，宽客都会出现这样的估计偏误。结果表明，均值方差最优化工具对诸如期望的微小扰动这类误差极端敏感，最终会导致准备构建的投资组合出现巨大变动。

米肖提议用蒙特卡罗仿真技术重新提取数据样本，以减少输入到最优化工具数据的固有估计误差。蒙特卡罗模拟过程自动记录多次真实的观察结果，基于这些观测值产生大量的时间序列数据。例如，我们检验一个基于标准普尔500指数1982~2008年收盘价的趋势跟踪策略。但是现在我们想要了解，如果未来看起来不像过去那样，这个策略还会有多可靠。如果我们能够得到标准普尔500指数的回报分布函数，它能够告诉我们赢利或亏损的概率，而且可用它来产生大量可备选的指数历史数据，即依据真实的历史数据，生成模拟的历史数据。通过这种方法重新得到回报，我们对历史的依赖是否就如对未来一样变得较少，因为我们现在有上千万个“历史”来检验我们的策略。有趣的是，在所有这些可备选的历史数据下，回报的均值和波动率将保持不变，因为它们是基于同样

的回报分布函数得到的。但是，现在我们能够通过这些假定的情景，看到策略的表现有多么好或者多么差，因此即使未来不会与过去精确地相似，我们也能知道策略在未来表现好或者坏的可能性。因为研究人员捕捉了金融产品行为更多的信息，所以这个技术可以生成更多可靠的预测，强于仅仅简单地使用金融产品真实的历史回报的结果。

基于数据挖掘的最优化方法 最后我们简明地介绍一下数据挖掘方法如何应用到投资组合构建模型中。一些宽客使用机器学习技术来帮助解决最优化问题，比如监督学习（supervised learning）或者遗传算法。为什么可以将机器学习技术用于投资组合构建呢？因为均值方差最优化也是一种数据挖掘形式，它搜寻许多可能的投资组合并且试图找到表现最符合特征的那一个投资组合，这个特征由最优化工具的目标函数来详细描述。机器学习也是做大致相同的事情，而且这个技术比投资组合最优化技术接受了来自更多学科中庞杂的、严谨的科学营养，而后者几乎只是一个纯粹的金融问题。因此，我们有更好的理由相信，机器学习方法寻找到的最优化投资组合的质量，比其他那些相关算法尤其是均值方差技术寻找到的要更好。

关于最优化问题的最后思考

投资组合最优化的一个有意思的负面效应是，即使阿尔法模型预测一个金融产品未来有正的回报，仍有可能会在最终决定构建的投资组合中作为空头，反之亦然。这为什么会发生呢？考虑我们正在交易美国市场的一组股票，其中一个风险控制模型对最优化过程施加的约束条件是，投资组合必须对某行业分类的因素呈现风险中性。换句话说，对于包含在该投资组合中的每一美元的多头头寸，比如软件行业股票的多头头寸，我们必须在同样的行业也有一个对应金额的空头头寸，即在软件行业构造一个净额为零的头寸。但是如果我们对软件行业每一只股票的预测都

是正的回报期望，那该怎么办呢？最优化工具将可能对那些有最高正期望回报的软件公司建立多头，而对那些有最低正期望回报的软件公司建立空头。

当然，那些使用最优化工具来构建其投资组合的高级宽客中，使用最简单的最优化技术的（尤其是无约束模型）只占少数。诚然，尽管最优化模型背后的直觉含义很好理解，但技术本身可能最容易被认为是量化交易系统的“黑箱”部分。因为阿尔法模型、风险控制模型、交易成本模型以及对规模与所承受风险程度的约束等条件之间交互影响的复杂性，有时输出相对于输入而言更令人困惑。由于复杂度一再复合，我们还不得不考虑在阿尔法模型中各种阿尔法因素之间的交互作用。也就是说，宽客很可能赋予那些期望回报最大的金融产品在投资组合中较大的头寸。此处描述的奇怪现象，即投资组合与阿尔法模型的预测有个反方向的头寸，与投资组合中有较小的头寸这种现象一样，大体上也是可观察到的，因为较小的头寸的期望回报可能被交易成本或者风险管理方面的考虑所超越。

投资组合构建模型的输出

无论使用哪种类型的方法来构建投资组合，量化投资组合构建模型输出的结果是一个目标投资组合，即投资者想要的每个头寸和各个头寸的目标规模。将目标投资组合与现有的投资组合进行比较，它们的差异就是交易者所需要的。如果构造的是一个全新的投资组合，所有这些由投资组合构建模型推荐的头寸都需要被执行。相反，如果宽客是重启投资组合构建模型，就像周期性地完成各项业务的相关进程一样，只需要完成新推荐的投资组合和当前持有的投资组合之间的缺口的增量交易。宽客最优化其投资组合的频率也同样是有趣的问题。

宽客如何选择投资组合构建模型

我注意到，绝大部分采用基于规则的权重分配系统的宽客似乎采用了绝对阿尔法方法，即他们预测单个金融产品而非预测金融产品之间的相互关系。这些宽客大部分是期货交易者。同时，采用最优化工具的宽客倾向于关注相对阿尔法方法，尤其在股票市场中性策略中最为典型。对于相对的和绝对的阿尔法交易者，没有明显的理由能说明他们在投资组合构建方法偏好上的区别。但很有可能的是，采用相对阿尔法策略的宽客内在地相信他们分析的金融产品之间关系的稳定性。毕竟，在一个相对阿尔法范式下，对一个给定金融产品的预测更像是预测该金融产品行为相对于与其比较的其他金融产品行为的函数。如果这些关系不稳定，该策略注定无法实施，因为它的前提之一就是不同金融产品间的比较是可靠的。如果关系稳定，宽客以此来构建投资组合则是完全合乎逻辑的、一致的。

同时，如果宽客采用绝对的阿尔法方法，他内在地认为投资组合主要由独立的投注构成，因此依赖相关系数矩阵就不太可能有用，而这正是输入最优化工具的一个重要信息。相反，这类宽客会努力关注在交易成本约束下的风险控制和阿尔法预测。投资组合构建更直接的方法通常是基于规则的模型。值得注意的是，宽客建立的这类阿尔法模型，很可能直接影响到投资组合构建模型的选择。

小结

我们已经描述了两大类投资组合构建模型。基于规则的模型采用了直觉的方法，而投资组合最优化工具则采用了基于现代投资组合理论的逻辑思路。在每一类中都有很多技术，而且这些技术在运用中，也都面

面临着无数的挑战。宽客怎样采用一种基于规则的方法来纠正他选择规则的任意性？他们如何运用最优化技术解决大量的与估计值波动性和相关性有关的问题？在选择正确的投资组合构建技术时，面对给定的阿尔法模型、风险控制模型和交易成本模型，宽客必须评判存在的问题和有利之处，并且决定哪一个投资组合构建模型才是最合适的。

从图6-5可以看出，我们已经快要游历完“黑箱”内部的旅程，将要到达终极站点。下一步，我们将了解宽客如何在实际中执行那些他们在投资组合构建模型中得到的投资组合。

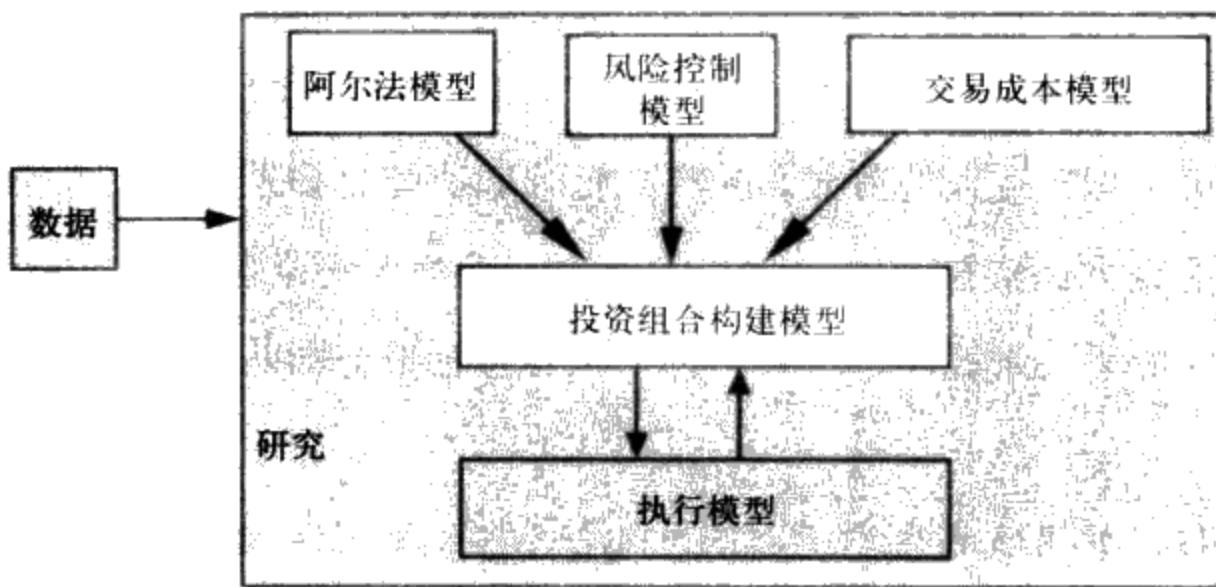


图6-5 “黑箱”结构

执行模型

第7章

高品质永远不是偶然所得，而是持续的关注、勤勉的付出、充满智慧的导向和技艺高超的贯彻之结果。

——威廉·福斯特

迄今为止，我们的旅程几乎穿越了“黑箱”，已经看到宽客如何决定他们想要的投资组合。宽客建立阿尔法模型、风险控制模型和交易成本模型，这些模型的结果都输入到投资组合构建模型中，用来决定目标投资组合。但是，在纸上或者在电脑屏幕上的目标投资组合显然与真实拥有的投资组合不同，“黑箱”最后的部分就是执行由投资组合构建模型做出的投资组合决定。

执行一项交易有两种基本的方法：第一种是电子化交易，第二种是通过人工中介交易（比如经纪商）。大部分宽客都选择利用电子化交易，因为交易频率非常高以至于人工无法胜任。电子化执行通过直接市场通道（direct market access, DMA）实现，允许交易者利用其经纪人的基础设施和交易链接设备直接参与电子化市场交易，比如ECNs。

有几点还值得说明一下。第一，每个交易者都可以使用DMA，不论是宽客还是主观判断型交易者，而且事实上许多主观判断型交易者也利

用他们经纪人的DMA平台执行交易。如果需要的话，交易信息既可以通过DMA提交，也可以通过人工递交，不过人工递交也是将信息由人工输入电脑软件，然后直接提交给电子化交易系统完成交易。在过去，交易者会通过电话通知经纪人，由经纪人填写单子。经纪人会选择最佳时间、规模和价格，或者在大宗交易的平台中临时与其他对手联系，以协商出更好的价格进行交易。现在，相对于填写交易单来说，执行算法更加可靠，尤其在电子化交易中。

可以有三种方法获得执行算法：自己建立算法，使用经纪人提供的服务，或者购买第三方的软件。本章将会详细介绍部分执行算法所要处理的事务。随后我们将简要介绍高频交易的有关情况。然后，我们将更多地讨论宽客用来执行交易的基础设备的最新发展。

虽然宽客执行的大部分订单都是算法提交的，但交易者偶然也会使用经纪人提供的服务，比如，投资组合一揽子报价。我简单描述一下这个思想，尽管它并不是宽客执行交易的方式。在一个投资组合一揽子报价中，交易者想要交易的并不是具体的投资组合，而是由它的特征来描述，比如多头与空头价值比例、行业和市值等。基于这些特征，经纪人报出一个交易手续费，通常以被交易的投资组合总市值的基点来报价（100基点=1%）。作为付出成本而得到的交换，经纪商向交易者保证按照给定价格来完成交易。换句话说，宽客根据这些协议，买入交易价格的确定性，而作为交换，为了这些确定性支付给经纪人一些费用。一旦在经纪人和宽客之间达成了协议，宽客从经纪人那里得到按照既定价格成交的承诺，经纪人收到宽客因享受到服务而支付的费用，这些费用补偿了经纪人自己承担投资组合未来市场价格波动的风险，因为相对于经纪人所保证的成交价格，未来市场价格可能有利于或不利于经纪人。通常人工执行量化投资组合看起来像一个投资组合一揽子报价，而非填写一组个别订单。

订单执行算法

订单执行算法决定投资组合现实中所采用的系统化执行的方式。我们可以检验算法实时决策的类型，正如检验主观判断型交易者如何执行其订单一样。在这两种情况下是同样的，而且正如本书介绍的，我们发现宽客与主观判断型交易者的不同主要在于执行的机器化程度而不是思想。一般来说，执行算法的主要目标和执行平台的主要功能，就是最小化买入和卖出投资组合的交易成本。

有两类订单可以选择：市价订单（market orders）和限价订单（limit orders）。市价订单提交到市场交易，一般是没有条件的，它一定会被满足。当然，可能部分被满足也可能全部被满足，而且无论当前市场价格如何，也无论其到达市场的时间。相比之下，限价订单允许交易者控制他所愿意交易的最差价格，但是交易者必须接受的现实是，订单可能根本不会被执行或者只有一部分被执行。还有其他各种订单的类型，比如收盘价订单（market-on-close）或者止损价订单（stop-limit orders），等等。同样，还有这些订单的变形，如“或全数执行或立刻取消”（fill-or-kill）、“整批委托”（all-or-none）和“撤销前有效”（good-till-cancelled）。“或全数执行或立刻取消”表示，订单的报出数量必须立刻满足，否则订单自动被取消。“整批委托”是没有取消命令的“或全数执行或立刻取消”，因此如果一个订单不立刻整体得到满足，它不会被取消，也不会部分被执行。“撤销前有效”是一个限价订单，不会在当天交易结束时被自动取消，订单持续多天甚至数周仍然有效，除非交易者明确取消它。

在执行订单的过程中，宽客必须决定在不同的环境下哪种订单会被采用。市价订单的主要好处是，他们可能会立刻得到执行，而且在任何情况下，肯定会在某个价格得到执行。但是，执行的价格是变化的，无法控制。另一方面，限价订单的好处在于，交易者可以控制他所愿意交

易的最差价格，但是并不能保证订单最终会被执行，因为相对市场的报买价和报卖价来讲，交易者指定的价格可能没有竞争力。

一个给定证券的所有可能的报买价订单和报卖价订单被称为限价订单簿，可以看成是一系列限价订单的排序。在电子化交易市场，每一个订单都是以最优价格成交。第一优先权赋予最优的出价者（对于买单来说，赋予最好的报买价，对于卖家来说，赋予最好的报卖价），报买价和报卖价不佳则优先级更差。对于两个报价相同的交易者来说，明订单交易者优先于暗订单交易者成交。对于没法从以上条件确定优先权的情况，让先到来的交易者达成交易就毫无疑问了。¹

积极主动和消极被动

执行算法要做的第一个决定就是积极主动还是消极被动行事。消极和积极表示交易者希望以多快的速度完成一次交易。市价订单被认为是积极的，因为交易者希望他的订单立刻得到市场满足，不论市场的价格如何。正因为如此，市价买订单很容易在报卖价达成交易，而市价卖订单大多数时候与最好的报买价成交。如果相对于当时报买价和报卖价的数量来说，订单规模较大，交易将会根据多级逐渐反方向上升的报买价或报卖价进行撮合。如果交易者的确希望交易即刻实现，那么支付这种交易成本是值得的。但如果不是那么迫切的话，这种积极的订单可能就是不必要的，因而交易可以通过不同的方式来实现。

限价订单同样可以体现不同的积极程度。例如，限价买订单在最佳报卖价购买也是十分积极的，因为市场上任何时候都会有一些卖家可能愿意在较低的报买价卖出。因而，这种尝试在更高的报卖价立即买入成交的订单，就是那种积极型限价订单。对比之下，在当时报买价的水平下的限价买订单则是消极的，因为交易者的意图表明了他不在乎成交的可能性降低，如果他确实成交了，则只需按他指定的价格支付。

更加复杂的情形，正如我们在交易成本模型中提到的，许多交易所向提交消极订单从而提供了流动性的交易者支付一些费用，而收取使用流动性的交易者一些费用。从另一种角度来说，以报卖价执行的买单或者以报买价成交的卖单被称为对手价订单（cross the spread），这是消耗流动性的，因为以这种方式被执行的每一个份数或者手数消掉了一个消极订单，这个消极订单是由另一个交易者提交的，这会降低市场的流动性。但是，只有在订单被执行时，消极订单才会为提供流动性而得到甜头。消极交易者不仅获得更好的成交价格，还会从交易中获得一个佣金返还，一般是每股0.2美分。但是，这是以成交可能性下降为代价的。一般来讲，动量型阿尔法策略与积极主动的执行策略配对。因为如果交易者不积极，市场趋势将离开交易者本想成交的价位。同样，均值回复策略使用更多消极执行策略，因为它们要承担现行价格趋势会持续下去的风险，采用消极策略至少可以在更好的价位执行，也会减少因为“站在压路机前面”而面临的下行风险。

另一个驱动交易者采取消极还是积极执行策略的因素，是信号的强度和模型对信号的置信水平。更强劲的且可靠的信号相对较弱或者不确信的信号而言，更可能得到执行。可以用一个极端的例子来阐明这个观点。如果你掌握了股票下一日将会公布并购的内幕消息，这会引起股价飙升。另外假定根据内幕信息进行交易是合法的（实际情况当然并不是这样），你必然十分乐意在市场上投注大订单购买这只股票。当股票价格以美元的数量级上涨时，对每股几美分的成本而斤斤计较似乎是不合常理的。另一方面，如果你对一只股票没有足够信息，当被问到你愿意支付多少给愿意卖它的人，你当然会在保证一些盈利的情况下，尽可能报出一个足够低的价格。

一个十分常见的折中方案是在最好的报卖价和报买价之间下置限价订单。这样一来，交易者跳到等待执行订单队列的前面，虽然这使得他

的支付要稍微多于他愿意等待订单消极执行的情况，但限价订单总胜过更差的情况。同时，相对于他仅仅在当时的报买价或者报卖价上提交订单来说，被执行的可能性会更高。对当时的买卖价增加订单，市场俗语叫做“跟”（joining），而下置一个订单从而生成一个新的报买价或者报卖价叫做“推”（improving）。

总而言之，订单执行算法的第一个特征是它的积极主动性水平，而且可以看成是一个频谱。在频谱最激进的一端是市价订单，在最不积极的一端是限价订单。积极性水平通常是所选择策略类型的函数，而且依赖于信号的强度和系统对信号的置信水平。

大订单和小订单

不论是市价订单还是限价订单，宽客都要决定某一次下单的数量。回忆一下，我们讨论过的交易成本模型，相对较小的订单来说，较大订单花费更多的执行成本，因为流动性需求会支付越来越贵的流动性供应。因此，目前流行的自动执行技术是，将要执行的一个大的交易，比如100 000股股票，拆分成1 000个单子，每单100股，然后在一个合适的时间窗口分散挂出这些订单。当然，在一段时间内分散挂单，交易者会冒一定风险，因为订单被分散开可能比立即执行面临更大的价格变化，甚至会面临额外的市场冲击成本。但是一般来讲，分散交易是降低交易成本的有效方法，而且这也是执行算法非常常见的特征。抛向市场的大订单的确切执行规模，取决于交易成本模型对交易中所涉及金融产品的不同规模订单的交易成本的估计。每个订单规模也与积极性水平的选择有关。与不那么吸引人的交易相比，一个高度吸引人的交易值得越多越快地执行。

明订单和暗订单

相对于相同报价的明订单 (visible orders)，暗订单 (hidden orders) 是一种伪装自己限价头寸的方法，它以牺牲优先权为代价，目的是“隐藏自己的手”从而不引起其他交易者的注意，进而从他们手中交易仍然可得的头寸。交易者任何时候输入明订单进入交易队列，他就公开了这一交易意图，因为他允许市场上其他人看到订单。如果大量头寸已经被买了，而且另一个交易者继续提交买订单，你可能想象这样的情景，金融产品的价格将上升很快，结果使得交易成本更大。换句话说，广义的市场冲击依赖于当时的买者和卖者之间的总体不平衡。提交一个暗订单但不泄露信息给市场，有助于打破这些不平衡。但是它降低了交易排队的优先权，导致更低的执行可能性。

一种利用暗订单的算法交易技术，称为“冰山一角” (iceberging)，即将单个的大订单切割成许多小订单，大部分被当做暗订单进入订单簿。按照这样的方法，庞大的订单从别的交易者的眼皮底下瞒天过海，就如同只能看见冰山在海面上的一角。值得注意的是，不是所有的交易所都允许暗订单。

何处下单

在一些市场上，同样的金融产品有多个流动性供应的池子。例如，最近爱尔兰及一些群岛国家就是交易美国市场股票的两个备选池。关于灵活订单处理 (smart order routing) 方面，有很多相关工作来决定当时给定的订单送到哪个流动性最好的池子会更好。在大部分情况下，决定是简明、直接的。如果一个流动性池子相比另一个流动性池子已经有你想要的更好的价格，那你选择在前一个池子里进行交易。最近，美国金融监管机构已经尝试消除这个恼人的问题，即同一个证券在不同的流动性池子中有不同的最优价格。新提出的监管规则要求，对同一个证券的

所有合法的流动性池子，最好的报买价和报卖价必须在所有的流动性池子同时发布出来。这可能在一定程度上减弱了灵活订单处理的请求，但是不同的流动性池子仍然存在区别，比如，不同的电子通信网络的流动性深度或者连通速度。因此，在这种环境下，仍然需要灵活地决定。

在其他可以借助多样化手段进行交易的市场，同样的金融产品还多少有些独立的流动性池子，是灵活处理能起作用的有趣地方。

撤销和重置订单

如果订单未被完全执行，交易者可以撤销。这也使得宽客之间有不同的心计。有些宽客有意提交一些大订单，其实并不指望全部执行，然后又快速撤销并以其他订单替换。这种做法可以测试市场对流动性深度变化的反应，从而为依赖反应模式而获利提供有效信息。这也隐藏了交易者的真实意图。如果交易者意欲买入大量股份，他有可能在远离市场价的位置提交很多小规模的卖出订单，这将改变市场对买卖平衡的看法，同时他又可以快速地撤销这些订单。需要指出的是，很多交易所不主张交易者频繁地撤销和重置订单，并对这种行为进行惩罚。

高频交易：阿尔法模型和执行模型之间的模糊界限

一些宽客尝试做出一些有关市场极短期限的投注（比如，未来几秒或者更短）。驱动这些策略的阿尔法主要被称为“微观结构阿尔法”（microstructure alphas），并且关注目标证券和相关证券订单簿中的流动性情况。规模较大的宽客同样使用这些微观结构来预测并指导他们的执行模型，从而减少其投资组合构建模型所认为的必要的交易成本。例如，两个交易的期望回报同样具有吸引力，但是其中一个因为期限极短而更有吸引力，那么更有吸引力的交易则会更积极，而没有吸引力的交易会更消极。

虽然这种细微的差异仅仅能够对给定的交易产生很小的差异，但是长期来看，这些成本节省可能会积累成显著变化而影响投资的长期表现。以微小、短期、高概率投注为特征，一些宽客实际交易中的这些微观结构阿尔法也就是独立的高频策略。为了做到这一点，他们的大部分投资花在基础设备和研究上，并且因为市场冲击所产生的问题，一般只管理小规模资产。换句话说，如果高频策略规模太大，它将会大幅度地改变市场，以至于预测价格与最终执行交易的价格非常接近，从而使得交易没有了实际利润空间。

通常，高频预测并非迥异于更长时间尺度上的预测，尤其在动量或者均值回复方面。但是一些专门研究该领域的专家则认为，它与主要的动量或者均值回复理念还确实有些不同。高频交易策略是一种“削头皮”(cutting-edge)的电脑游戏，其算法的名字有很多，比如“游击队”、“狙击兵”、“鲨鱼”。例如，“鲨鱼”策略是用来侦测隐藏的“冰山”大订单的。它通过发送一系列非常小的交易来发挥作用。如果这些小订单每一个都很快被匹配，这可能就是一个大订单和隐藏“冰山”订单的信号。利用这一发现，“鲨鱼”可能只是通过提交更优于隐藏大订单的价格的明订单，就会蹦到“冰山”大订单与暗订单的前头，根据交易优先规则而获得优先的交易队列位置。为了成交，冰山策略将会推高价格（对于买订单而言是推高，而对卖订单则是压低），以获得足够的流动性供应来满足余下未执行的交易。与此同时，“鲨鱼”保持相对于“冰山”稍高的报买价，然后依附在它身上，试图随着趋势而建立小头寸。当大“冰山”订单最终完成，它将会为“鲨鱼”推高价格，这样便会存在一个快速且相对无风险的利润头寸。

还有其他高频交易者使用机器学习技术来识别市场中其他交易者的订单模式。执行算法倾向于一次次地重复它们的行为，留下的踪迹可能会被机器学习技术跟踪到。交易执行模型越差，越容易被发现。一旦模

型被发现，机器学习策略将会在未来利用这些模式的持续性而获益。

相对于长期交易，机器学习技术在高频交易领域已经应用得相对更加成功。其原因可能是，对于使用日内数据和订单簿数据的高频交易者来说，可用的数据量很大。另一个原因是，在非常短的时间内表现出来的交易行为，较难被动量和均值回复思想所描述。进一步而言，正如前面已经提到过的，由于它们是由计算机算法驱动的，在这个时间尺度上的交易行为，一般而言模式比较稳定。事实上，很多市场决定是在毫秒级的时间尺度内由机器（其他市场参与者的执行模型）做出的，以至于统计学习算法可能是真正擅长利用这一空间来赢利的好方法。

所有上面讲到的听起来像是一个机器人大战的游戏：移动缓慢并且更传统的机器人（如冰山）被鲨鱼掠食，被机器学习特工监听。听起来有点儿那种感觉，因为事实正是如此。高频交易通常被贴上“军备竞赛”的标签，它们有能力在稍纵即逝的时间内拥有巨大的优势，至少在对手水平相对提高之前是如此。

交易基础设施

我们已经讲过，执行和处理电子化交易需要建立交易者与交易所之间的联系。进一步讲，需要有这两者之间信息交流的协议。宽客在执行其交易策略时所用的硬件和软件是基础设施的最后部分。在大多数情况下，宽客都要面临自己建立或者购买这三个方面基础设施的决策。因为监管和其他约束，大部分交易者使用独立的经纪公司的服务，经纪公司是他们策略的交易代理人。使用经纪人服务的一点好处是，基础设施的各种需求都由经纪人来处理，而重置一套基础设施可能费用高昂。

最常见的提供给交易者的交易连接类型就是已经讨论过的直接市场通道（DMA），这包括使用经纪人的服务和通过他们递交订单到达各种不

同的流动性池子。但是一些宽客，尤其是那些专注于高频交易策略的宽客，会利用一个最近更为流行的被称为“同地结点”(colocation)或者“互助访问”(sponsored access)的连接形式。通过DMA平台，经纪人提供便捷的市场接入方式，但是这会导致更大的延时。对接入方式的延时比较敏感的量化交易策略，一般利用同地结点改进交易执行。在同地结点配置下，交易者尽量在地理位置上使这些交易服务器接近于交易所。许多时候，这意味着数据中心的服务主机几乎和交易所的一样。这种对物理距离的严格需求，是希望缩短订单在宽客的设备和交易所之间通信线路上传递的路程，尽管传递速度是光速。一个典型的相对高质量的DMA平台，在宽客发送订单和到达交易所之间大约会产生10~30毫秒的延迟。相比之下，设计良好的同地结点解决方案可能使订单从宽客设备到交易所的时间缩短为1/4毫秒(250微秒)或者更短。在军备竞赛中，比的就是高速度的交易，良好的同地结点设计就是一个有效的改进速度的办法。

关于通信，电子化交易最重要的基础设施就是《金融信息交互协议》(*Financial Information eXchange*, FIX)。FIX协议起源于1992年，当时是富达投资公司(Fidelity Investments)和所罗门兄弟(Salomon Brothers)公司之间的通信框架，现如今已经发展成为世界大部分银行、资产管理人在电子化执行中进行实时电子化通信所选择的方法之一，也是提供电子化证券或者期货交易的交易所的选择之一。FIX协议是各种市场参与者在交易过程中进行通信的标准方式。因为使用FIX传递的信号每天数以亿计，很显然这就必须采用标准格式。使用FIX协议的软件本身是免费而且开放源代码，也就是熟知的FIX引擎。宽客必须选择是自己建立还是购买这样的引擎，这两种方式的宽客各占一营。一般来讲，对延时极其敏感的宽客，比如高频微观结构交易者，会建立他们自己的特色化FIX引擎来保证最优交易速度。

交易基础设施最后的部分与使用的软件和硬件有关。与前面一样，宽客可以选择自己建立或者购买各种解决方案。比如，购买使用现存的硬件（比如微芯片和数据存储器等）、订单管理系统（处理和管理交易）或者第三方的执行算法。另一方面，我所知道的几个宽客的例子，他们发明了自己的微芯片来运行专门化的交易功能，速度比购买的传统的芯片更快，而且，宽客也努力使算法、数据库和执行软件更精简以减少在处理市场数据和发送订单之间的内部延时问题。在写本章的时候，我碰巧收到一篇关于优化多核处理器算法的程序化方法方面的论文。论文中，甚至都考虑了计算机最基础的选择，例如操作系统的选择。例如，大部分宽客要么使用Linux操作系统，要么使用UNIX操作系统，因为相对于PC/Windows架构的系统，它们更加有效率，因此能提供更好的计算表现。

小结

我们已经详细地说明了量化交易策略执行订单中的各种问题。宽客必须做的第一个选择便是，是否自己建立或者购买交易解决方案。由于专门的技术和建立一个全面的执行模型在基础设施上所需要的成本，许多宽客选择购买这些服务，尤其是那些使用长期交易策略的或者那些交易较小投资组合的宽客，这些服务要么来自经纪人，要么来自提供服务的供应商。事实上，经纪人和算法供应商都会为提供执行算法和交易连接方面的服务收费。收费通常是以增加佣金的方式。使用第三方算法进行交易的宽客可能是用自己的设备进行交易的宽客数量的五倍多甚至更多倍。另一方面，对于擅长这一领域的交易者和那些管理大额资金的人来说，建立都有自己特色的执行模型和基础设施可能也是值得的。

对于量化交易系统来说，执行就是让轮胎上路，以及让宽客如何与其他市场参与者互动。正如过去几年那样，这个领域的研究成果还会继

续丰富。然而，这是一种军备竞赛，一个世界上最优秀的赛手加上每年数百万美元花费而获得的一些优势，可能会被下一轮技术或者软件革新所超越。毫无疑问，这本身也是量化交易系统的一个重要部分。

本章我们漫游了“黑箱”内部的最后一部分，如图7-1所示。下面，我们将把注意力转移到如何理解量化交易策略的数据上。

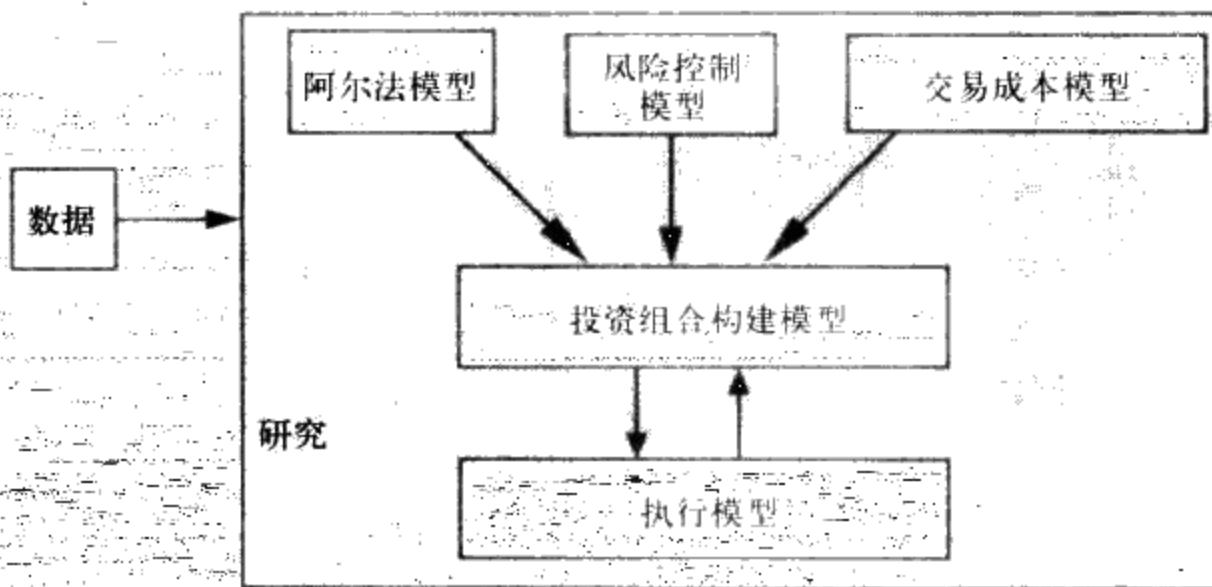


图7-1 “黑箱”结构

数据比我的孩子还重要，孩子都不会卖，何况数据呢。

——佚名，期货宽客

大部分宽客使用输入/输出模型，至今仍然被计量经济学所借鉴，这最早是源于计算机科学中的形式。输入/输出模型指的是信息处理器（比如计算机）与外部世界沟通的方式。向模型提交100万次同样的输入数据，每次得到的输出结果都相同，这就是我们喜欢用输入/输出模型的原因之一。在量化交易中，将输入数据转化为输出数据的过程就被称为“黑箱”的部分，我们在前面的章节中已经看到了“黑箱”的内部结构。本章我们将考虑量化交易模型所依赖的输入数据。

数据通过服务器到达“黑箱”，数据服务器通常连接着一个或多个信息源。一旦接收到这些数据，“黑箱”就会处理它们，以用于阿尔法模型、风险控制模型、交易成本模型、投资组合构建模型和执行模型这些量化交易的内部组件。数据服务器经常使用一些被宽客称为数据馈送处理器（data feed handlers）的软件来处理数据，这种软件可以将数据转变为一种能被量化系统存储和利用的标准形式。

数据的重要性

尽管很难夸大，但还是可以从多个角度去论证数据的重要性。首先，我们知道数据是量化交易系统的输入。系统的输入从本质上决定了你能用这个系统做些什么。例如，用一堆生菜、番茄和黄瓜这些输入，不可能制造出一台喷气式发动机。你可能会认为这些输入最适合做一盘色拉。为了制造喷气式发动机，你需要发动机的一些部件，至少是一些可以耐受高速度、高加速度、高海拔和宽域温差的材料。量化系统也是如此。一定程度上，想用反映宏观经济活动的数据来构建丝毫不体现宏观经济概念的有效模型，这是一件极其困难的事情。

数据的特征常常决定了模型的许多细节。回顾我们前面的例子，如果你有一些低频的宏观经济数据，比如美国GDP的季度数据，甚至在数据公之于众后仅一周你就得到了数据。在这种情况下，你不可能构建一个持有头寸在几分钟内的高频交易模型。你得到的美国宏观经济数据可能对预测债券和货币之间的关系有用，但可能不足以构建一个有用的股票市场模型。同理，美国的GDP数据当然也不会告诉你乌拉圭和波兰的证券市场上正在发生哪些事。

当你考虑选择哪一种数据库技术作为存储和读取的手段时，数据的属性将是一个重要的决定因素，这个问题我们将在本章做更细化的讨论。有时，数据甚至决定了什么类型的硬件和软件最为适用。我们还发现，数据的属性很大程度上也决定了数据能用来做什么以及处理它的方式，即使是它传输的方式也是如此。

如果没有做好数据的收集和处理工作，就会产生不良的后果，这也从另一个角度说明了数据的重要性。前面指出，量化交易系统是输入/输出模型这一思想的体现，如果你将不良的数据输入模型，那就别期望能得出精确的结果，甚至结果毫无用处。火星气候卫星（Mars climate

orbiter, MCO) 项目的例子就是很好的说明。当时该项目的一个团队的软件工程师负责编写控制卫星助推器的程序，该程序要求输入的是公制的力学单位（牛顿），而另一个团队却把以英制单位（磅）计量的数据输入程序传给卫星，导致两亿美元的卫星因大气摩擦而烧毁。控制卫星助推器的软件运行无误，但是因为输入数据的单位出错，卫星偏离了轨道，与火星表面靠得太近而被烧毁，数据几乎要乘以4.5倍才足以消除这一影响。事故过后，美国国家航空航天局（NASA）的官员没有将事故的原因归咎于软件错误，而是归咎于用来反复核对软件和数据一致性的处理流程。¹

无论怎样，有些问题很容易被忽略。第一，有可能当你审慎地查看结果时，它们总是以很多小数位的数字形式出现，不过这是虚假的精确度。我们称这种效应为“错误的前提导致错误的结论”（garbage in, garbage out）。第二，因为我们关心的总是有关交易的时机选择，所以即时性至关重要。如果你构建了一个极好的模型去预测明天股票的价格，但是一周以后才能得到数据，那这个模型又有什么意义呢？这虽然是个极端的例子，但也充分说明，如果你将数据的即时性作为交易计划的一部分，那么你越早得到信息并将之代入模型，你就可能得到越好的回报。

不良的数据也会导致在研究上花费无数的时间，在某些极端情况下，甚至得到了丝毫无效的结果。发展一套关于市场和科学及其他领域的理论，一般都要求数据支撑。毕竟，科学家是基于对世界观察后得到的记录而产生了理论。因此，如果提供给科学家的信息是错误的而他却不知晓实情，那么他发展出的理论可能相对于现实世界就是错误的。不良数据产生不好的结果。如果数据存在严重的问题，不管检验多么复杂，模型多么优美，都不可能判断检验结果的好坏。

许多宽客在他们的交易行为中认识到这一点。大多数优秀的投资公司都是自己收集第一手的数据，而不是购买供应商的数据服务。他们花费巨大，致力于更快地获取数据和整理数据，甚至是研发更好的存储数

据的方式。一些公司雇用许多员工专心致力于获取、整理和存储数据的工作如何更加优化。

数据的类型

基本的数据类型有两种：价格相关数据和基本面数据。事实上，价格相关数据不仅仅是金融产品的价格，还包括从交易所中得到的其他信息。比如，股票的交易量和每笔成交的时间和规模，也是价格相关数据。事实上，整个订单簿都被认为是价格相关数据，它显示了某一金融产品在一天内所有买方报价和卖方报价持续的时间序列及相应的数量。另外，尽管指数本身不是交易的金融产品，但我们把由各种指数数值所生成的数据也归属在价格相关数据的范畴之内，比如标准普尔500指数每天变化的百分比。

基本面数据包含的范围很广，所以很难对它进行有效的分类。从某种意义上来说，基本面数据是除了价格相关数据以外的所有数据。但是所有这些数据有个共同点，即它们有助于判断金融产品未来的价格，或者至少描述了金融产品现在的状况。我们也可以再进一步将基本面数据进行合理分类。最常见的基本面数据的种类有财务稳健状况 (financial health)、财务绩效 (financial performance)、价值 (financial worth)、情绪 (sentiment) 等。举个例子，对单个股票而言，公司的资产负债表通常表明了公司的财务稳健状况。同时，对于反映宏观经济的金融产品（比如政府债券和货币），财政预算、贸易赤字或个人储蓄的数据则表明了一国的财务稳健状况。利润表和现金流量表的某些部分（总的净利润、自由现金流）说明了财务绩效，而其他部分（例如应记科目与总收入的比率、现金流与利润的比率，则表明了财务稳健状况。同样，美国GDP数据属于宏观经济的财务绩效数据，而贸易盈余属于宏观经济的财务稳

健状况数据。第三种类型的基本面数据是关于某个金融产品的价值的。在股票市场，这类数据的例子有面值、库存现金金额等。最后一类基本面数据是情绪。分析师如何评级、公司内部人员买进还是卖出等都是股票市场的情绪数据。经济学家如何预估下一季度的GDP增长，则是宏观情绪数据的例子。

我们不想过于简化这一问题。聪明的研究人员总是在寻找新的并具有创造性信息来源，而这些信息来源并不被其他研究人员使用。在更广泛意义的市场中，技术进步大大地支持了这类活动。比如最近一些公司（甚至一些数据供应商）量化地分析新闻报道，因为这些新闻是用平实的英语写成的，宽客可以系统化地对这些报道进行语法分析，提取出可量化的信息，并基于这类数据形成投资策略。但是相对于获取情绪或者其他前面已描述的基本面数据更快的、更稳健的指标，这些还只是实验阶段，并且我们仍把这些数据来源视为基本面数据。有关信息来源更加新颖和有趣的发展，据我们所知，至少有一家公司正在试图使用全球定位系统总量数据以获取各种经济活动的数据，使之与政府公布的统计数据相对比，这种方法更快速并且准确。虽然这看起来似乎是在收集数据的方法上有了潜在的进步，甚至是革新，但从本质上讲，被搜寻的基本面信息和原来的信息没有根本的区别。这并不是贬低那些产生这些思想的天才，我们只想指出，不管结果如何，我们的分类已经很好地解释了既存的数据种类。

在我们关于数据的讨论中，有一个有趣的例子。很多归类于价格相关数据范畴的数据，倾向于关注更短的时间尺度。我们讨论日度数据甚至是连续日内数据的时间尺度是秒、分钟和小时，而在基本面数据范畴，我们则倾向于用周、月和季度的时间尺度。从这些不同周期性的数据分析中可以看到，一般而言，基于价格相关信息的交易策略要快于那些基于基本面信息的交易策略。很容易想到，这是因为价格相关信息的更新

比基本面信息要快得多。当然这也不完全正确，因为有些关注基本面和情绪变化的基本面策略也可能是短期的。不过在大多数情况下，这是正确的并且是量化交易策略的重要原则。

数据的来源

我们可以从多种渠道获得数据。最直接、最富有挑战性的方法就是从最初的源获得未加工的数据。换句话说，宽客可以从纽约证券交易所直接获得股票交易的价格数据。这使得宽客在整理和存储数据方面具有最大的自主权，并且也提高了获取数据的速度，这对他们有很大的好处。但是这样做要耗费巨大的成本。这要求宽客与每个最初的数据源建立连接，如果涉及跨多个地域的市场和交易所的几种金融产品（比如股票和期货），数据来源的种类则更加繁多，并且，必须有软件将最初的数据格式转化成量化交易系统可用的数据格式。

最初的数据来源及其数据类型包括以下几种。

- ▶ 交易所：价格、成交量、成交时间、持仓量、空头持仓量、订单簿数据。
- ▶ 监管者：各公司财务报表、大股东持仓报告、内部人员交易。
- ▶ 政府：宏观经济数据，例如就业率、通货膨胀率和GDP数据。
- ▶ 公司：财务公告和其他方面的公告（比如分红的变化）。
- ▶ 新闻机构：新闻稿或新闻报道。
- ▶ 专门的数据供应商，或数据发生器（data generator）：一些有用的公司生产数据，比如经纪公司经常发布一些有关上市公司的跟踪报告，一些评级公司跟踪并发布投资基金的现金流数据。

因为工作涉及的范围，从最初的数据来源直接获得数据是有难度的，

许多公司使用二手的数据来解决这方面的问题。比如，一些数据供应商从世界各地的监管当局的文档资料中获得金融报表数据，并创建量化的数据库，供宽客有偿使用。在这样的例子中，数据供应商为商业机构建立一致的数据结构，并且对来自各个直接来源中的数据进行分类，它们因为这些工作而获得收益。想象一下，宽客想要收集到世界各地公司的价格相关数据和基本面数据，一般情况下经常是由不同的公司提供不同方面的数据。例如，对于一只股票，可能会有一个数据供应商提供价格相关数据，而另一个完全不同的供应商则提供其他基本面数据。这些数据供应商往往在股票标志方式上有所不同。一方可能用标签，而另一方可能用SEDOL码或一些其他标志符。²当有两个或更多的关于同一证券的不同数据集时，宽客需要找到一种方式确保所有的数据最终能统一起来，并且与内部数据库同一公司的记录相一致。用来做这一数据统一工作的工具常叫做“证券主管”(security master)，主控制程序将多种数据供应商标志股票的方式汇总到唯一的标志模式，从而宽客可在交易系统中应用。

你可能已经想到，出现了一些公司提供统一的数据库，融合多方数据供应商和多种数据类型。这些公司我们称之为第三方数据供应商(tertiary data vendors)，它们使得宽客获得数据更加简便，从而获得收益。它们与很多原始的和二手的数据供应商建立联系，并建立和维护“证券主管”，甚至开展一些数据整理工作(我们将在接下来的部分详细介绍)。因此，它们受多数公司欢迎。然而我们需要意识到，虽然它们提供了很大的便利，但第三方数据供应商在宽客和原始数据之间又多加了一层。这一层将导致获得数据的速度降低，并减弱了投资者对整理数据、存储数据或获得数据方式的控制。

数据整理

已经建立起了对数据类型和重要性的认识以后，现在我们转向宽客在处理这些原始资料时遇到的一些问题，以及他们怎样解决这些问题。尽管有了原始数据供应商、二手数据供应商甚至第三方数据供应商的工作，数据仍经常有所缺失或不准确。如果忽略这些问题，将对投资者造成灾难性的后果。这一节将讨论一些常见的错误问题以及常用的解决方案。对人脑来说，以下讨论的这些显而易见的数据问题可能根本不值一提。但是在一个每小时处理这么多数据量的电脑中，对高频交易者来说甚至是每分钟处理着成千上万个数据点，真正注意到这些问题也不是件容易的事。

正如前面提到的，第一个常见的数据问题就是数据缺失。数据缺失是指由于某些原因，一部分事实上存在的信息，数据供应商却并未提供。这显然是一個重要问题，没有了数据，系统将无以进行计算。更糟的是，仅仅凭已有的数据的一部分，系统可能做出错误的计算。有两个常见的解决数据缺失的方法，一是建立一个能够识别数据缺失的系统。在系统运行之中，当遇到一有限时段内没有数据时，系统将不再运行那么迅速。例如，很多数据库自动赋一个0值给数据缺失的点。尽管“0值”和“未知”有很多相似之处，但是当模型认为这一时刻的价格为0（例如，作为多头，在这一价位点上将表现为百分之百的损失）和价格未知，这两者却有一个非常不同的含义。

为解决这一问题，很多宽客对他们的数据库和交易系统编程来识别“0值”和“未知”之间的区别。这通常用最近的已知的价格，直到一个新的价格可用为止。第二种是插入一个可以替代缺失值的合理值。这种方法对历史数据特别有用，但这里描述的是这种方法的改良版，同样也适用于实时交易的数据。

以一个半导体公司的股票为例。假定我们已知这个半导体股票在缺失数据时点前后一丁点时间的价格（这也是为什么这种技术可以用于恢复数据库里缺失的数据点），则我们可以用在缺失时点前后一丁点时间的两个价格的中间值来插入缺失时点的价格。进一步假定，我们已知股票指数、技术股板块、半导体行业，以及主要竞争者在这一缺失时间段内是怎样变化的，那么通过结合在缺失点附近时期内的信息，以及相关价格在缺失时期内的行为，是有可能计算出一个合理的股票价格缺失点的估计值。

第二个数据问题是存在错误值。例如，进位制错误就很常见。拿英国股票举例，它们有时以英镑标价，有时以便士标价。显然，如果一个系统期望接收以英镑计的数据，而它接收到的数据又不标明是否以其他单位标价，问题就会很严重。如果不是以10英镑计价，取而代之记为1 000，也就是1 000便士。这将导致模型以为价格戏剧性地往上飞涨，从而导致各种其他混乱。另外，价格可能本身就是错的。交易及其他数据来源往往会排除掉奇异数据点，这些往往是不会再出现的或至少不再以数据来源所表明的方式出现的数据点。

目前解决这个问题最常用的工具是“奇异点过滤器”(spike filter)。它寻找价格异常大的、突然的跳动，并对这些进行平滑或消除。更复杂一点的情况是，需要注意到有时奇异值确实存在。在这些情况下，“奇异点过滤器”会拒绝一个有效值，要么忽略它，要么以一个错误值代替它。图8-1展示了一个有趣的例子。在这个例子中，在2008年7月15日这一交易日，美元兑墨西哥比索快速下降了三个百分点，之后又在瞬间内重新上升。

然而，这样的价格行为并不是仅在交易不太活跃的金融产品中发生。10年期的德国债券期货，世界上流动性最好的期货合约之一，曾在2008年3月28日这一天，在几秒内下降了1.4个百分点，而后又立刻反弹回来（见图8-2）。

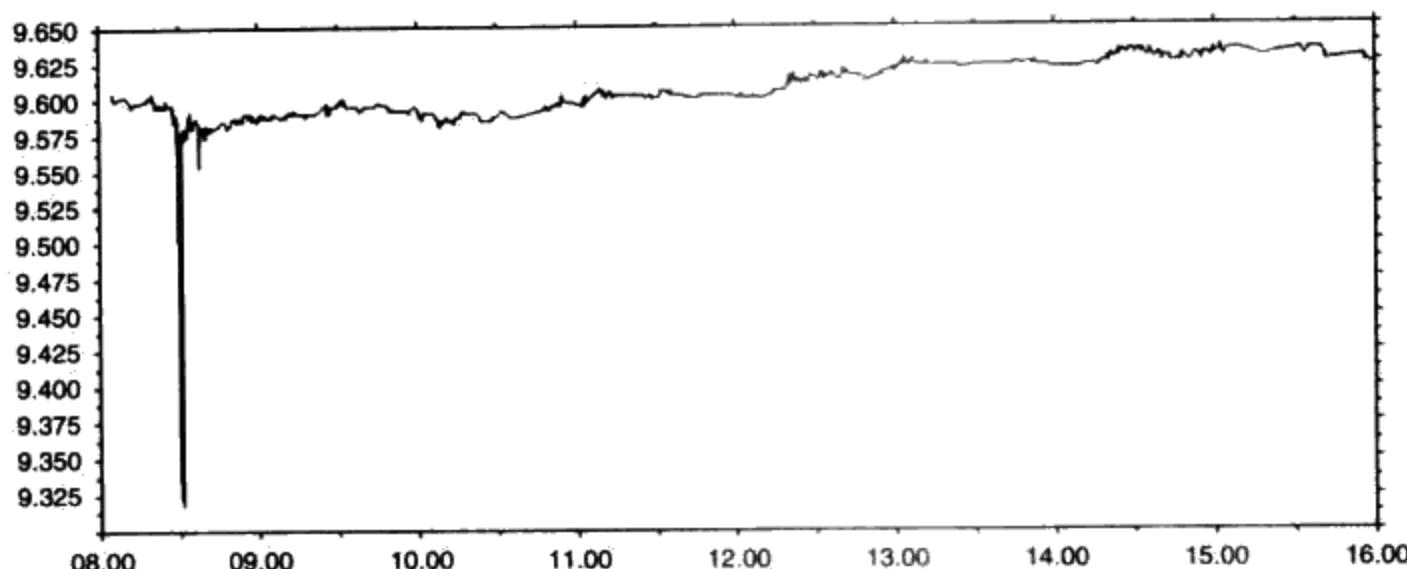


图8-1 2008年7月15日墨西哥比索9月到期合约的价格异常

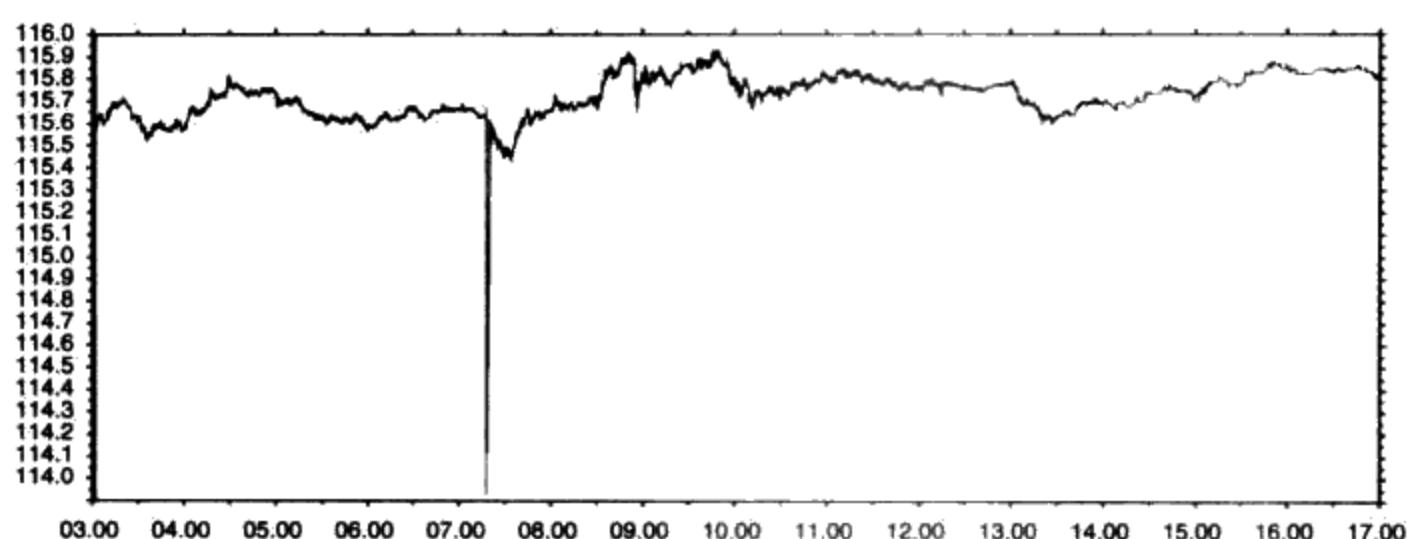


图8-2 2008年3月28日德国国债期货6月到期合约的价格异常

“奇异点过滤器”将这样的点称为“坏点”(bad print)，但它事实上却发生了。为了降低这一问题的影响，一些宽客用“奇异点过滤器”来预警，辅以人工监测以进一步检测这一问题，人工可以基于所观察到的现象从而决定怎样处理这一奇异价格。还有另一种常用的解决方法就是，交叉检查不同的数据来源提供的数据集，当然前提是需要有一个以上的数据来源。如果它们一致，则这一奇异价格可能是正确值。如果它们不一致，某个或所有的数据来源给出的这一值可能是错的。当然，当两个供应商的数据不一致时该怎么做，那就另当别论了。还有一种方法是利用之前讨论过的类似解决缺失值问题的方法，观察在奇异数据点前后的数据，并观察相关金融产品的价格行为，在此插入一个近似值。

另一种常见的数据错误问题与公司行为有关，如分股和分红等。例

如一只股票以一股拆分成三股，一般来说，价格会下降2/3来抵消股份数的增加产生的影响。³假设数据供应商并未记录分股信息，因此不会调整过去的历史记录以反映公司的行为。在这种情况下，宽客的系统可能会被误导，单纯地认为股票价格在一夜之间下降了67%。这个问题的解决主要靠独立地跟踪公司行为，并且要有人工对奇异值的关注。

还有一个问题是，数据往往会包含错误的交易时间记录。这个问题一般发生在日内数据或者实时交易数据，但也有可能发生在其他类型的数据中。这也是一个十分棘手的问题。显然，时间序列的路径非常重要，尤其是关注阿尔法的宽客，目标就是决定何时做多、做空和清仓。因此，如果由于时间序列某个数据来源的错误而被弄混乱了，将会引发各种问题。宽客可能会相信那些在他的系统事实上运行错误的结果⁴，或者系统事实上运行正常时却认为它运行错误⁵。一个最有效的解决问题的办法是，量化投资公司可以自己实时存储数据，从而跟踪校对接收到的时间序列和存储在机器上的内部的时间序列，确保正确的时间序列路径。但要做到这一点，需要自己可靠地存储数据，并且编写软件去校对交易时间和各个数据点相对于系统时钟的精度，但同时又要保证不至于减慢系统的速度，这其实也是一个难题。

最后，还有一个更微妙的数据问题值得一提，即“前视偏差”(look-ahead bias)，我们将在本书中多次讨论这个术语。“前视偏差”是指，人们往往错误假设在一个数据可能被获知之前就已经获知它。另一种表述是“在昨天之前得到昨天的信息”。我们将在第9章深入研究“前视偏差”，现在我们先来看一个来自数据特殊形式的偏差。特别地，这个问题主要来源于数据的异步性(asynchronicity in the data)。

关于美国公司季度财务报告在监管当局的文档，这是一个常见的异步性的例子。公司在每季度末都会公布财务报表。然而，这些报告往往在每季度末之后的4~8周才披露。我们假设2010年第一季度刚刚结束。

在2010年5月1日，顶点（Acme）建筑公司报告它的第一季度盈利是每股1美元，而一般的分析机构预期只有每股0.5美元，这使得市场有着正的超出预期的惊喜。此后，当数据点可用时，大部分数据供应商会报告顶点建筑公司在第一季度末的3月31日那一天每股盈利是1美元，而事实上这一数据直到5月1日才披露。

三年后，一个宽客尝试采用从供应商那里获得的盈利数据来检验交易策略。数据显示顶点建筑公司在第一季度末即3月31日的盈利是每股1美元，投资者的模型也假设这一点是可信的，尽管事实上他要到一个月后即5月1日才能知道所公布的实际值。在回溯检验（back-test）中，如果假设他还能返回过去进行交易，我们将看到模型会在4月购买顶点建筑公司的股票，因为这个公司的市盈率在4月1日之前是如此吸引人，其实模型是直到5月1日才知道1美元的盈利。在5月初，该策略因为这个头寸而突然获得了巨大的盈利，因为这时整个市场和模型都会发现这个超出市场预期的盈利惊喜。

类似的问题也经常发生在宏观经济数据上（比如失业率），这些数据经常在公布之后的几个月中进行修正。因为没有仔细对这些数据的修正历史过程进行追踪，这些宽客遇到了在股票市场中出现的同样问题。他们相信在过去能够获得修正过的数据，可事实上当时他只能得到不准确的初始数据。

如果宽客忽略了这些数据错误，那么他就会犯第一类错误，即相信他的投资策略是正确的、可以赢利的，而事实上只是看起来是这么回事，因为犯了一个很大的数据错误。为了解决数据的前视偏差问题，当有新信息到达时，宽客们会记录下来，在合适的时机对数据进行检验。另外，宽客们会在数据中掺入人为的滞后因素，让模型知道这个信息是延迟来到的，以克服前视偏差。数据的前视偏差问题在研究工作当中是非常特殊的，我们将会在第9章中继续讨论这个问题。在现实交易中，没有所谓

的前视偏差，事实上宽客希望交易系统可用的所有相关的数据能够越快越好。

另外一种前视偏差源于市场的异步性，原因在于世界上各个市场有着不同的收盘时间。SPY（跟踪标准普尔500指数的ETF）在下午4点15分收盘，而标准普尔500指数的成分股在下午4点前就停止了交易。欧洲市场在纽约时间的上午11~12点关闭，亚洲市场在纽约市场开市的时候早就已经闭市了。在许多情况下，美国市场的新闻和交易活动对欧洲或者亚洲市场的影响，直到下一个交易日才能发生。

举个例子，2008年10月10日周五那天，日经225指数下跌超过9%。在纽约市场开盘的时候，日经指数的股票已经不再交易了。欧洲市场在同一天下跌了7%~10%。在欧洲市场收盘时，当天标准普尔500指数下跌了6%。尽管如此，就在美国东部时间10日下午2点以后，距离美国市场收市还有两个小时，但是世界其他国家已经到了周末，下跌效应传导到标准普尔500指数，最后下跌1%收市。13日周一那天日本市场休市。欧洲赶上周一，几个关键市场以反弹超过11%上涨收市，但是美国的纽约市场午盘时仅上涨了6%。但是在这一交易日的尾盘，美国市场跟在欧洲市场后面上涨了11%收盘，涨幅超过了欧洲市场。日经指数在14日开盘，上涨14%收盘。当日，欧洲市场上涨3%收盘，美国市场在尾盘时轻微下跌。在分析收盘价格数据时，忽视这种异步性将会导致非常严重的问题，因为收盘价尽管产生于同一天却产生在不同的时间。

大量有关前视偏差如何影响到研究过程与资产管理甚至是主观判断型交易者的众多例子中，这些都是很小的一部分。对于宽客来说，一个重要的挑战就是如何处理这些以纷繁复杂的形式而出现的问题。

数据储存

数据库用来储存收集到的数据以备后用，并且有几种不同的类型。

第一种类型就是著名的平面文件夹 (flat file)，这是一个二维的数据系统，像一个普通的表格。许多宽客很喜欢这种数据库，因为这个数据库并不会因为数据量太大而变慢，而且维护的费用很低。它的结构很简单，可以进行很快的搜索；通常以一个线性的序列方式，即从第一行排到最后一行。尽管如此，想象一下，如果你想要搜索的那个数据处在最后一行的某一点上，而且还拥有数百万行的话，那么这种搜索方式是很费时间的。为了解决这个问题，许多宽客使用指针型的平面文件夹 (indexed flat files)，虽然增加了额外的一个步骤，却使搜索大的文件夹变得比较方便容易。指针给予计算机一个“虚拟的表格” (cheat sheet)，提供了一种算法以更加智能地开展大规模的数据搜索，显然这比线性的搜索方式要好。

另一种非常重要的数据存储类型是关系数据库。关系数据库允许不同的数据集之间存在复杂的联系。举个例子，设想一下我们要跟踪一只股票，其不仅包括自己的信息而且还将作为行业中的一部分、作为部门的一部分、作为国家指数构成的一部分以及作为整个投资范围的一部分。这是宽客经常要做的。在平面文件夹里，我们将这些数据表单机械地组合在一起，但它们之间没有联系。如果一张表的一部分没有什么变化还好办，但是在现实中，每一次公司行为都让我们必须更新这些表中的这只股票，比如一次并购或者其他事情，并且我们还必须记得要全部更新。而在关系数据库中，我们只需创立一个表单包含一只股票的属性 (attributes)，它所属的行业、部门、市场还有全局投资范围等。设定了这个表单，我们就可以很轻松地管理这只股票和它的属性特征等有关的信息了。数据库还会注意到其他已经建立关系

的数据表单。不过，关系数据库尽管可以进行强有力的搜索，但是很慢而且很麻烦，这种搜索会扫描很多表单和元表单，因为这些表单之间都存在已经建立的关系。

关系数据库的一个重要类型就是数据立方体 (data cube)。这个名称源于苏德·齐亥卡拉 (Sudhir Chhikara)。他是Stark投资公司量化交易的负责人。数据立方体保证关系数据库的一致性，将所有金融产品的所有属性和取值放置在三维表单中。在一个给定的日期，所有的金融产品都可以在这个表单的其中一维上列表。第二维则可以根据给定的属性给出不同的值，比如某一天的收盘价，当然这些都是不同的金融产品的。第三维则储存其他属性，比如某一天的市盈率。这种有利于简化关系的方法非常有用。换句话说，就是将各种关系硬连 (hardwire) 了起来。进一步地，每天保持更新每个金融产品的各种属性，所以说就没有必要在给定属性与给定证券后，还要搜索到表单的最后。每天数据立方体将会记录所有相关的数据。这种方法也有它潜在的弱点，即将各种关系硬连起来会导致不灵活，如果关系的性质改变了，或者说查询数据的方法改变了，将会出现问题。

每一种储存数据的方法都有优点和缺点。理论上好像可以判断哪一个更好，但是现实中只有能解决问题的方法才是最好的。就像“黑箱”的其他部分一样，宽客的主观判断决定着成败。

小结

本章我们解释了用于量化交易系统的数据的一些基本概念。数据很难成为量化交易策略中最激动人心的部分，但是数据对宽客来说必不可少且至关重要，以至于对给定的量化系统来说，也都是值得去深刻理解的。

下面我们会进入探索“黑箱”的终点站，这是关于研究过程的（见图8-3）。

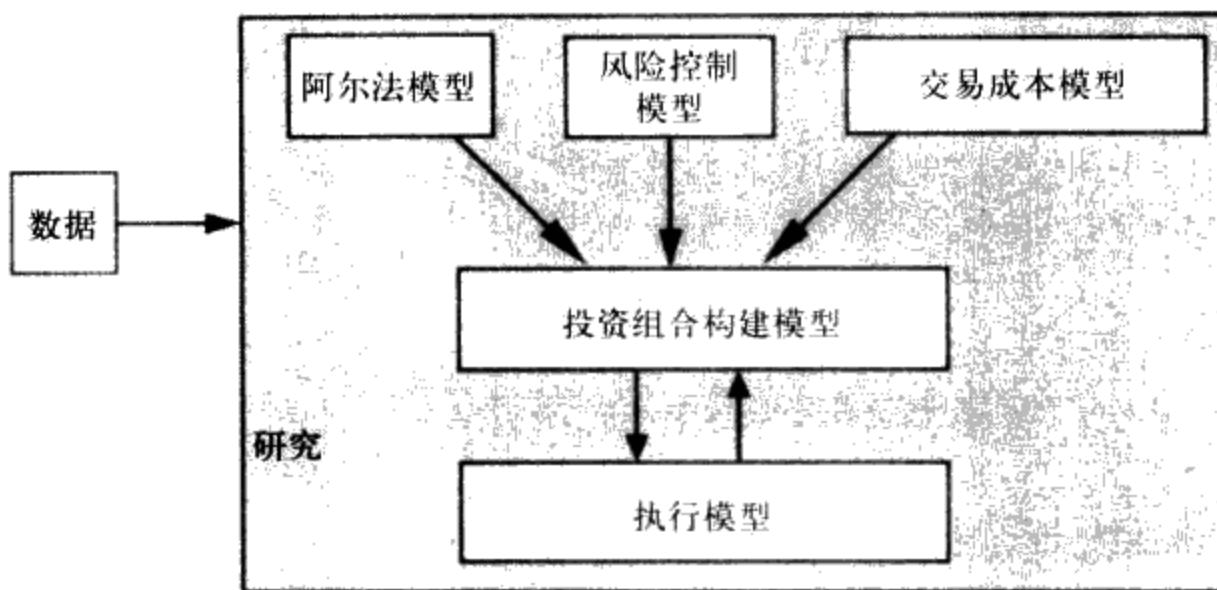


图8-3 “黑箱” 结构

每件事都应力求简单，但不是过于简单。

——阿尔伯特·爱因斯坦

研究是量化交易的核心。最好的宽客获得成功很大程度上得益于精心设计的、缜密的和从不懈怠的研究。本章将概述研究对“黑箱”交易者的意义，集中阐述旨在开发交易策略的阿尔法模型方面的研究。研究也涉及风险控制模型、交易成本模型、投资组合构建模型、执行模型和各种监视工具。如果有必要，我也会提及其他领域的相关研究。本章的主要结论在“黑箱”内所有部分都是成立的。

研究的目的是审查经过深思熟虑的投资策略。策略是长期行动的方向，旨在到达成功的目标。在大多数应用环境，策略可以有无数个可供选择的方案。几乎每个领域都会发现类似的有趣例子，比如癌症治疗、棒球比赛、战争、官司或财务规划等，都有多种策略，那应该选择哪一种呢？量化交易策略的选择是基于研究的，而研究有着自然科学的基础。

研究范围：科学的方法

表现良好的量化投资都有一个共同特征，即在研究中坚持科学的方法，这当然也是其他领域进行研究的方法。这一点至关重要，因为在整个量化交易过程中几乎很少有人为的判断，科学的方法迫使这一过程必须具有严密性和规范性。如果没有严密性，量化交易很容易被痴心妄想和情绪带入歧途而丧失逻辑性、一致性。这一点恰恰也是对各个领域科学家的研究有用的要求。

首先，科学的方法始于可以被解释的世界中科学家所观察到的现象。也就是说，科学家在他们的观察中发现了事物发展或运动的形式。例如，在通常的情况下，如果物体处于地面之上而又没有支撑，它将朝地面方向下落。其次，科学家形成理论去解释观察到的现象。回到我们的例子，科学家可以提出理论认为，物体内部存在着某种力量使它们互相朝向对方运动。这就是熟知的万有引力定律。然后，科学家必须根据理论的结论进行推断。如果存在万有引力，使用万有引力定律的结论就可以预测行星的轨道。最后，也是最重要的一点就是理论需要进行检验。但又不是力求证明理论，而是试图找到理论所推断出的结果的反例，从而完成该理论的反证。回到万有引力的例子，由于天王星运动的轨道不能被当时已知的其他天体所解释，牛顿的理论预测到海王星的存在。但是这种成功充其量只是为牛顿的理论提供了支持，它永远无法证明这个理论的正确。著名的科学哲学家卡尔·波普尔将这一过程称为“证伪”。一个还没有被反例驳斥为不正确的理论，只能暂时认为是正确的，但是我们永远不能保证下一个观察到的现象不会证明其错误。事实上，到目前为止牛顿的万有引力理论从未被证明过，而且已经被爱因斯坦的广义相对论所取代，后者至今也没有被证明过。有些问题是既不能用牛顿定律也不能用爱因斯坦相对论当前的形式去解决的，因而科学家提出了其他的理

论来解释这些问题，比如宇宙的加速膨胀现象和银河星系外围星体极高的运动速度现象。

观察市场后，我们很容易发现宽客研究的方法与上述情况类似。首先，让我们想象一位宽客研究人员观察了市场经历的各种不同阶段，发现在一个阶段价格趋向于在持续的一段时间里上涨，而下一阶段又在一段时间内趋向于下跌。他从这种现象中抽象出趋势理论，即不管原因是什么，市场最近的历史表现决定了市场未来的表现会趋于与历史相同的方向。如果只能获得市场的历史表现信息，该理论可以使他得到一个优于随机预测的对市场未来表现的预测。随后，他准备检验这个理论。令人惊讶的是，他发现事实并没有和他的理论相抵触。使用某些标准去定义历史趋势（比如在第3章例子中使用的移动平均线的交叉点），他认识到该理论确实能够以优于随机的方法进行预测。但是他从来不敢肯定地得出结论，最多是他有足够的信心认为，检验是严格的，以至于值得基于该理论的有效性去承担风险。

不过，宽客和科学家存在一个重要的差异。科学家进行研究有很多目的，包括探求自然世界的真理。在科学领域内，一个好的理论会得到相关证据很好的支持，并在实际应用中表现出广泛的实用性，不需要为了继续有效而被修正，比如爱因斯坦的相对论。相反，宽客的研究人员必须进行持续的研究并采用各种度量方法来确保研究成果的产出丰富。因为自然是相对稳定的，而市场却不是，市场中有着来自各处的变化，比如监管规则的改变、投资者和交易者总体心理的诡异变化、交易者对阿尔法的竞争，等等。因此宽客必须进行经常性的研究，以使他们在发展原创性的交易策略中能够严密性地、前瞻性地持续演进。

思想的生成

理想的情况是，宽客在他们的研究中遵循科学的方法。在这个方面，发展出解释理论或在理论上合理的数据挖掘方法，是研究过程中关键的第一步。我们发现交易思想有四种常见来源，即市场的观察、学术文献、挖掘其他量化交易投资机构的交易者并向其学习，以及来自主观判断型交易者的教训。

宽客提出他们自己思想的主要方式是观察市场。这种方式体现了最多科学方法的精神。量化交易策略史上，一个最古老的杰出例子是期货的趋势跟随。理查德·多奇安是趋势跟随策略之父。他原先买卖股票，但在1948年他创立了未来(Futures)公司，这是第一只公开募集的商品基金。1960年12月，他在新闻通讯中撰写了《商品趋势择时》¹ (*Commodity Trend Timing*) 一文，将他的交易思想付梓出版。他观察到市场中存在着弧线式的运动，人们俗称它们为牛市或熊市。他认为人们可以建立起这样一个系统用以发现这些趋势并利用趋势。他将这一思想表述为跟随策略，即如果市场价格高于过去两周最高的收盘价，那么就买入；如果价格低于过去两周最低的收盘价，那么就做空。之后就一直持有市场中的头寸。这一难以置信的简单策略，在1950~1970年，为他创造了成功的业绩记录，并催生了现在管理着无数客户资产的行业。

量化金融和更广义上的金融学学术文献充斥着大量能够引起宽客兴趣的论文。例如，许多金融学论文都研究了公司的首席财务官捏造公司的盈利和其他财务数据这种用以维持投资者信心的巧妙方法。宽客将这些方法记录下来，某些公司现在已经有了这方面的策略，通过寻找学术文献中描述的此类行为来挖掘交易机会。许多公司投入大量时间查找学术期刊、工作论文和学术会议的演讲来收集思想，这些思想可以用科学的方法来检验。他们可以找一些诸如题目为“财务报表管理”的论文，

并且检验从这些论文中了解到的思想。可能最经典的例子是，哈里·马科维茨的标题为《投资组合选择》的学术论文在宽客界所引起的巨大反响。我们在第6章讨论过，在《投资组合选择》这篇论文中，马科维茨博士提出了一种算法来计算最优的投资组合，称为“均值方差优化”技术。在这篇论文发表之后的几十年，所有关于投资组合构建的论文中，他的技术及其变形仍然是量化交易工具箱中的重要工具。除了金融学方面的文献，宽客也经常从其他科学领域的学术文献中获得可能适用于解决量化金融问题的一些思想，比如天文学、物理学和心理学。

另一个常见的新思想来源是研究人员或投资组合经理在公司间的跳槽。尽管许多公司试图采用禁止同业竞争和签署保密协议的方式增加一些困难，但仍然无法杜绝员工会将思想的某些要点从一个公司带到另一个公司。任何理性的投资公司都想知道竞争对手在做些什么，特别是那些成功的竞争对手。曾在别处工作的潜在的新雇员，他们最起码的吸引人之处就是可以通过他们了解竞争对手的活动甚至可能是一些机密。这类事件有着无数的例子。高盛发明了用于全球战术资产配置和全球股票市场中性交易策略的AQR量化方法。理查德·丹尼斯为了和朋友威廉·厄克哈德（William Eckhardt）打赌并做一次社会实验，训练了一批称为“海龟”的交易员实施趋势跟随策略，而这些人没有任何交易经验。肖氏公司是其创立者在摩根士丹利的统计套利交易平台的职位被撤以后才创建起来的，而这家公司自身也培养了几位成功的同行，包括Two Sigma公司和Highbridge公司的量化股票基金经理。在这方面一个很好的例子是文艺复兴科技公司，它以能够留住人才而著称，一定程度上是因为它迫使研究人员签署保护性的禁止同业竞争协议。曾经流失了两名研究人员到千年合伙公司，文艺复兴科技公司为这件事起诉了千年公司，不过结果是研究人员在文艺复兴科技公司时并没有签署禁止同业竞争的协议。无论怎样，这两位研究人员最终还是被千年公司解雇了，因为千年公司认

为他们惹来的麻烦高于他们的价值。有时投资者通过暗中窥视来评价某个量化交易公司，并与他人分享自己的发现，这样他们就扮演了在公司间传播思想的角色。

最后，宽客从成功的主观判断型交易者那里吸取了教训。例如，成功的交易员中间流传着一句古老的格言：截断亏损，让利润奔跑。这种思想被概念化并得到检验，逐渐以“止损策略”（stop-loss policy）被人所知晓，它涉及如何用系统处置未结算头寸的已实现损失。很多宽客与成功的主观判断型交易者密切合作，试图将后者的行为法则整理成交易系统。我们没有必要给成功下准确的定义。技术交易者（technical trader）指的是主观分析市场价格图形的交易者，他们根据图形的各种形状所隐含意义的法则做出买卖决策。这些图形有各自的名称，诸如头肩形（head and shoulders pattern）、上三角形（upward triangle pattern）。许多量化投资基金试图将这些图形的模式纳入系统性的交易规则。不过因为这些规则的思想并没有什么有效理论，也可能因为人工实施时就根本没有什么规则，所以有时会抱怨系统化实施并不成功。不过，从中我们可以得到一些有价值的教训，并非所有成功的交易者都有技巧。一个能够找出到底是什么因素在起作用和什么因素不起作用的判断方法是，将思想放到整个研究过程中，看看能不能生存到最后。

检验

检验过程对研究来说至关重要。乍一看，研究过程的平常之处看起来相当简单。首先，构建一个模型，以可用数据的子集数据（样本内数据）来训练这个模型。然后用另一个子集数据（样本外数据）检验它。无论怎样，研究是一种富于冒险性的活动。有时研究人员总是喜欢痴心妄想而放弃严密性。本节我们将讨论在研究过程中所遇到的一些工作和挑战。

样本内检验、训练

在量化交易中，模型是世界的近似。将数据输入模型可以预测未来。检验过程的第一步是用样本内数据来训练模型以找到最优参数。这听起来难以理解，下面我们将对术语逐个进行解释。

让我们设想一下，我们想检验这一思想，即便宜的股票表现优于昂贵的股票。我们甚至可以将这个标准理论化并加以使用，定义便宜的股票就是收益率 (earning yield (收益/股价)) 高的股票，因此更高的每股收益率意味着更便宜的股票。那么什么水平上的收益率足够低以至于可以认为这只股票未来表现更好呢？什么水平上的收益率足够高以使得这只股票价格过高，从而未来表现较差呢？[⊖]这些水平值就是参数。一般来说，模型的参数就是定义模型各个方面并可以影响模型表现的变量。这些变量可以根据需要而设置在想要的水平上，通过改变这些参数，模型本身发生变化并会得到不同的结果。

设想一下，你雇用了某个顾问来帮助你购买理想的最令人满意的房子。顾问列出了所有会影响你决定的相关变量，比如，房屋的大小、购买时的房屋状况、位置和学区。如果你没有告诉他关于每个变量的最理想的水平值，顾问可以通过观察你对各种房屋的反应来推断出你的偏好。穷人社区的大房屋可能不会引起你的兴趣，而富人社区的小房屋可能让你产生更大的兴趣。据此，顾问能得到这个结论，即你不喜欢前一个社区而更偏爱后者，而且你认为社区是比房屋大小更重要的因素。如果顾问能反复做这些实验，他会继续调整备选目标，直到他找到与你的要求最匹配的房屋。由于顾问连续地致力于这种过程，他将工作完成得很好。

同样用这种方法，量化模型的最优参数是那些能够带来最好表现的变量，而衡量模型表现的标准是事先选定的。模型的训练涉及如何找到最优的参数集合，这通常需要检验甚多的参数集合，直到至少找到一个

[⊖] 原文有误，应该此两反向的条件对调。——译者注

参数集合能够显示出良好的效果。而具有良好效果的模型包括哪些方面的标准呢？我们将在下面详细讨论。我们首先考虑一下关于样本内研究的其他方面问题。

某种意义上，样本内研究对宽客来说是件有趣的事。在真实的世界里，量化模型总是遇到新信息和不可预测事件的挑战。但是样本内区间的所有历史数据对于模型来说都是已知的，因而没有必要进行预测。样本内区间数据就好像是学校考试题的答案。模型在这个区间内运行得最好，因为模型不需要做任何预测。模型要做的就是选取参数使其能合理清楚地解释整个样本内数据。这是研究过程中值得期待的一部分。

样本内检验的过程包含一个重要的决策，即用于拟合模型的样本应该包括哪些内容。样本有两个特征：宽度和长度。想象一下，研究人员计划构建一个交易大约5 000种公开上市股票的策略，他有从1990年至今的可以处理的数据。就宽度来说，研究人员必须选择使用多少只股票，并决定怎样去选择这些要用的股票。他应该使用更多的跨不同部门和不同股本水平的股票的横截面样本吗？还是使用横截面更小的样本，或者选择所有的股票？就时间长度来说，研究人员必须考虑拟合模型所用的可以得到的数据时间窗口。使用最新的数据还是过去的数据？使用1990年以后所有年份的数据，还是随机抽取某一时间段的数据？宽客通常最偏好应用某一时间段内所有金融产品的价格，但这也不是绝对的，因为这里有利弊需要权衡。

通过使用更多的数据，宽客将更多的情景和市场事件纳入模型，这使得模型更有解释力。模型在真实的条件下之所以仍能够具有解释力，是因为它已经见过并且适应了巨大的样本内区间的各种情景和环境变化。另一方面，拟合模型时用的数据越多，模型可能越只能解释过去，这也是一种风险。由于这个原因，许多宽客为了更好的样本内检验和模型拟合而使用合理范围的横截面数据。

好模型包括哪些

宽客使用很多标准来判断模型的好坏。无论对样本内数据还是样本外数据，这都同样正确，我们将在下一节讨论后者。在这里我们讨论宽客使用的一些统计量（和其他输出变量）。我将用一个预测标准普尔500指数走势的策略来说明这些度量标准。预测的投资期限是一天，使用大家熟知的股票风险溢价调整方法，由每天标准普尔500指数和10年期美国国债的回报率价差计算得到。如果标准普尔500指数的回报率高于债券回报率，这被看成是做多股票的信号。如果标准普尔500指数的回报率低于债券回报率，就被看成是做空股票的信号。我在20世纪90年代中期构建了这种策略用于战术性资产配置目的，但我从未用这种策略进行交易。我们用这些度量评价它之后，就很容易知道我不使用这种策略的原因。这种策略表现出的结果是基于1982年6月到2000年12月每日收盘价数据得到的。

有关累计赢利的曲线 图表中所表示的累计赢利就是检验过程最有说服力的输出变量。从累计赢利的曲线中，你可以看到，这种策略是否可以赚钱、策略运行的平稳情况、有哪种下行风险，以及可以描述哪些情况。就像我们从图9-1中看到的，标准普尔500指数策略在检验区间内显示出可以获利，但回报率波动很大，并呈现出长时期的惰性（某些情况下持续几年），有时突然的损失或获利很多。很快地，研究人员就会发现这种策略有些现实的问题。比如，从1989年后期到1995年的早期，以市场旁观者的态度而不做任何交易，这当然也无法获利，不过这一做法是否现实呢？

平均回报率 平均回报率说明了交易策略在过去实际的表现，也就是它的获利如何。如果交易策略在检验区间内表现不佳，那么就没有理由相信在实际应用中能发挥作用。我们将在后面看到，检验让研究人员以为在很多情况下从交易中获利似乎是件普通、简单的事情。不幸的是，

这种对价格的失察主要是由很多致命陷阱造成的。在我们的标准普尔500指数策略的例子中，模拟交易获得的总的累计盈利达到746%，在没有扣除掉交易成本与费用的前提下，年平均回报率达到12.1%。

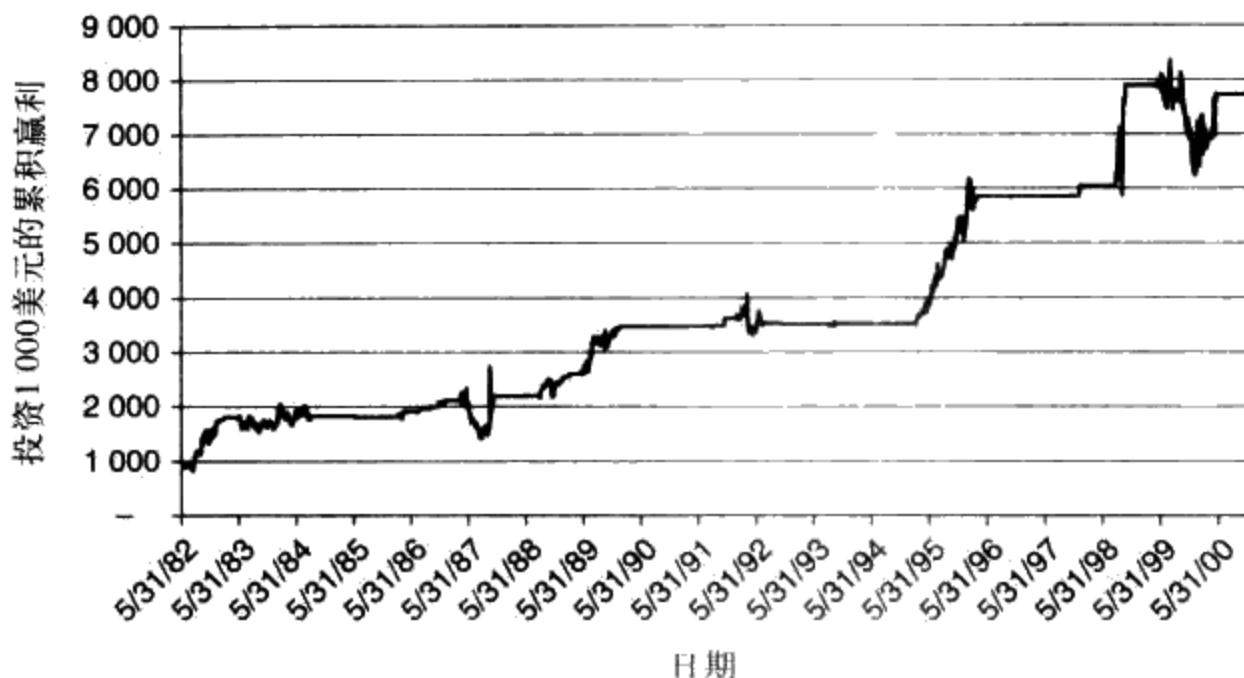


图9-1 标准普尔500指数策略样本内检验的累计盈利

回报率随时间的变化 回报率随时间的变化，说明了平均回报率的不确定性，这个特征有助于我们决定是否持有某项投资策略。一般来说，回报率水平变化越小，这项策略就越好。举个例子，如果一个投资组合的年平均回报率为20%，这个回报率每年的标准差为2%（也就是说在67%的时间里，年回报率将在平均20%上下浮动两个百分点的区间内，或者说年回报率处在18%~22%）。这比那种标准差为20%（也就是说在67%的时间里，年回报率的范围在0~40%）的交易策略好多了。这个思想是说，人们应该对那些回报率不确定性比较低的策略更有信心，更有信心才是好事。

在我的公司里，我们关注一项统计指标，即凹凸度（lumpiness）。该指标是回报率显著高于平均值那段时间中的回报在策略总回报中所占的比例。这是另外一种检验回报一致性的方法。尽管这个度量很重要，但一致性并不总是首要的目标。然而，如果没有比辨别清楚策略行为何时

会改变的更好的理由，那么知道投资者和策略实施者所期望的也是不错的。在我们的标准普尔500指数策略中，整个检验过程中，日回报率的年化标准差为21.2%。

峰谷间的最大损失 峰谷间的最大损失这项度量是指盈利曲线从累计盈利波峰的最大回撤。如果一项策略赚了10%，又亏损了15%，然后又赚了15%，那么在这段时间内的复合回报就是+7.5%。尽管是正回报，但是峰谷间的损失是15%。也就是说，一个投资者为了获得7.5%的盈利而冒着损失15%的风险。一项策略的峰谷间最大损失越少越好。许多宽客不仅分析一次峰谷，还分析多个以了解他的策略历史当中那些极端的、一般的下行风险。损失之后的恢复时间也是重要的度量，可用以了解模型表现不佳之后的行为。如果策略的回报在某时发生大损失，那么就会有很长一段时间内的回报是负的，这种长时间才能将盈利得以恢复的现象是不受欢迎的。在历史数据的检验中，标准普尔500指数策略的最大峰谷间损失是-39.7%，这是因为在1987年夏天卖空所造成的。在1987年10月的崩塌之前，策略还表现得很好。

预测力 R^2 这个重要的统计量表示的是，用于预测的量能够解释需要预测的量的变差程度。换句话说，就是目标变量的变差被信号解释的程度。这个统计量取值范围是0~1，用相关系数的平方能够简单计算出来。等于1就意味着，用于预测的量的数据百分之百地解释了需要预测的量的变差。不加特别说明，我们说到需要预测的量时，是指股票、期货或者其他我们想要交易的金融产品。在量化金融中，因为我们很自由地预测金融产品未来的价格，除非方法有误，否则 R^2 等于1的情形不会出现。事实上，现实中 R^2 等于0.05就已经非常令人兴奋了（可参见本章后面将要讨论到的样本外数据）。我公司的一位前雇员说道：“如果你没有犯错而得到 R^2 超过0.15的预测，那么你最好换个方法去预测，否则美国证券交易委员会可能以为你进行内部交易而逮捕你。”注意， R^2 等于0.15意味着用

于预测的量的数据预测了未来15%的变差。就像另一个宽客所说的，“人们已经习惯了0.02的 R^2 ”。从图9-2上可以看到，标准普尔500指数策略1982~2000年的 R^2 不到0.01。

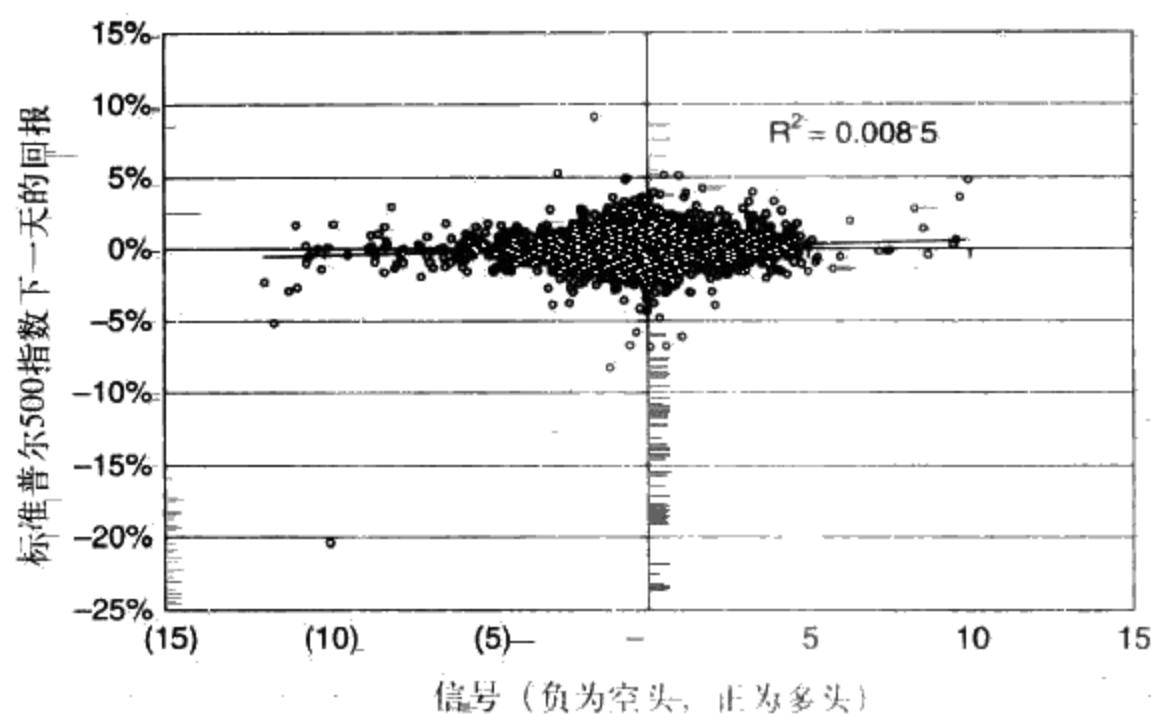


图9-2 标准普尔500指数策略的 R^2

宽客也经常使用一些其他方法来对预测的效果进行检验。这种方法在检验中，经常把不同金融产品的回报按照潜在的预测结果的十分位数分成组（或者按研究人员喜欢的其他分位数进行分组）。一般来说，一个具有可靠的预测力的模型所预测到的最坏的回报情形恰恰是实际最坏的，按照十分位数分组的顺序排列也有这个结果。如果金融产品的回报和预测到的结果之间不是单调关系，就意味着这个策略只对偶然事件有反应。

图9-3反映的是按五分位数分组的标准普尔500指数策略的研究结果。从中可以看到，在这个研究中，策略至少看起来是合理的。最左边的分组信号的平均值是-2.35%，事实上，在接到信号之后的当天，标准普尔500指数策略的平均回报是最低的。从左边的第二个分位数组表示的是平均回报次低的，仅为-0.19%。正如我们跟随看涨的信号，这个指数的回报不断上升，与预测出现涨势一致，恰如策略所期望的。事实上，分位数组的每一个分组都比之前的要好，正表明阿尔法信号（前面所描述的

调整的股票风险溢价) 和预测目标 (标准普尔500指数的隔天回报) 之间的单调关系。

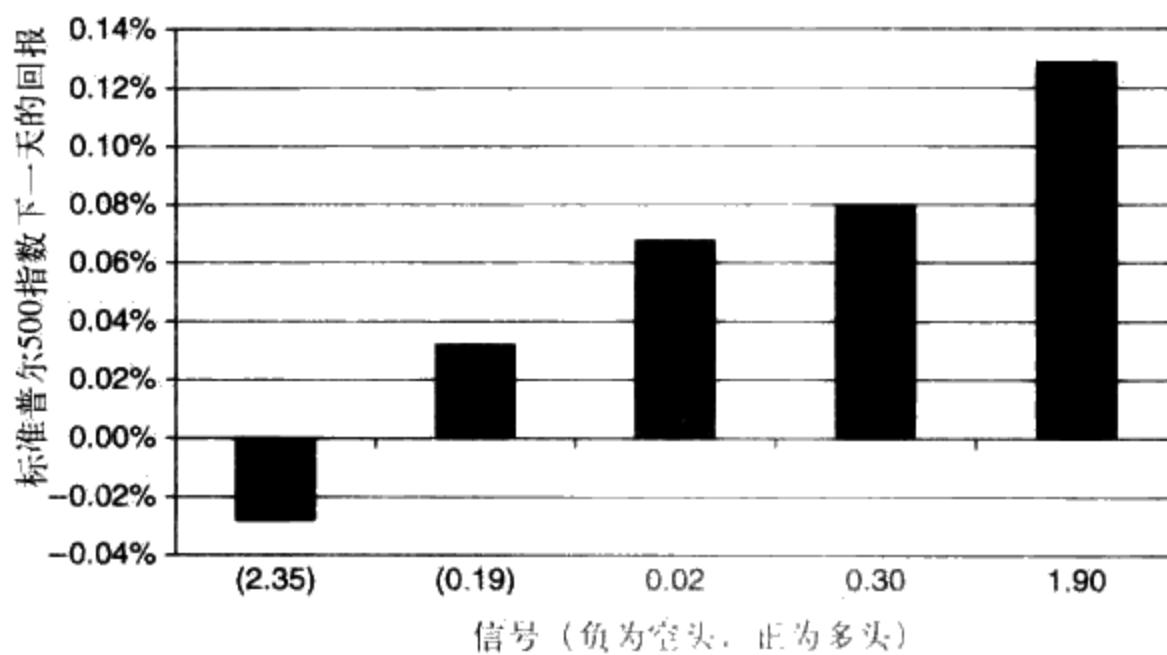


图9-3 标准普尔500指数策略信号和标准普尔500指数回报的五分位数

胜率或者赢利时间占比 胜率这个百分比是另一种对一致性的度量。它告诉研究人员策略的赢利是来自于很小比例的、偶尔表现不错的交易, 还是来自大量的、每次表现一般和赢利贡献很小的交易。类似的简单度量是赢利时间占比, 即赢利的时间 (正的) 在整个时间周期中的比例。这些度量指标被称为胜率或者赢利天数。在两个指标度量中, 人们对一致性更强的策略有更高的置信度。在标准普尔500指数策略中, 这项研究的结果好像并不十分常见, 因为这项策略并不是每天都发出信号, 而是对偶尔出现的足够吸引人的信号做出反应。正因为如此, 这个模型在65%的时间里不发出交易信号。这个模型做出的交易在19%的时间里赢利而在16%的时间里亏损。在非零信号的时间里, 大约有54%的时间在赢利。这是一个不太糟糕的结果。

回报相对于风险的不同比率 许多统计方法用来衡量风险调整后回报, 即度量取得回报的成本 (以风险表现)。公认的经典例子是以威廉·夏普的名字命名的夏普比率 (sharpe ratio), 夏普与之前曾经提及的哈里·马科维茨在1990年分享了诺贝尔经济学奖。计算夏普比率是用期间

超出无风险回报率的平均回报率除以期间回报波动率。一般夏普比率越高越好。宽客（多见于投资管理行业）通常为了简化而去掉“比率”二字。具有两个单位夏普的策略的意思是，每一个点的波动率变化能够带来高于无风险回报率两个点的回报率。如果能做到的话，这是一个相当好的夏普比率。

和夏普比率很相近的一个比例是信息比率（information ratio），不同之处是去掉了无风险回报率的部分。标准普尔500指数策略的信息比率为0.57，就意味着当承担的风险上升1%的时候，就会得到0.57%的回报，不过这是在扣除交易费用等其他费用以及实施这个策略的交易成本之前的回报。斯特林比率（Sterling ratio，平均回报/平均回报以下的方差）、Calmar比率（Calmar ratio，平均回报/最坏的峰谷回撤），还有Omega比率（Omega ratio，总的正的回报/总的负的回报）等，也是经常使用的风险调整后回报的度量指标。标准普尔500指数策略1982~2000年的斯特林比率、Calmar比率和Omega比率分别为0.87、0.31与1.26。在这些比率中，最令人失望的是比较低的Calmar比率，表明这种策略每经历1%的回撤只能产生0.31%的回报。

与其他策略的关系 许多宽客同时使用几种策略。通常宽客有效地管理这种策略组合，这种策略组合与其他投资组合一样都是为了分散化风险。因此，宽客会经常度量一个新的投资思想怎样与其他正在使用的选择策略相配合，确保那些新策略能够增值。毕竟，一个对投资组合没有改善的策略并不是彻底的一无是处。尽管测算新的投资策略与已经存在的投资策略组合之间的相关系数，在宽客中很流行，还是有很多宽客更看重度量这样一个结果，即相对于不增加新策略而言，在原有投资策略组合上增加新策略所能增加的价值。在结果中有显著的改善就意味着新的策略与既有的策略组合之间存在协同关系。

时间延迟 在检验投资策略时，一个有趣的问题是，这个策略对获

得即时信息的敏感性如何，以及在市场上这种预测的效应会持续多长时间。宽客们都想知道，如果必须在接收到市场交易信号之后有一些时滞才能开始交易的话，他们投资策略的回报会如何。这就是说，如果策略发出一个在2006年4月28日卖出微软（MSFT）股票的信号，宽客会观测他的策略在一天、两天、三天等多天之内不允许卖掉的条件下策略的业绩表现。通过这种方式，他能够确定他的策略对接收到的市场即时信息的敏感度，同时他还能够知道他的策略的拥挤情况。因为越是拥挤意味着到达新均衡的运动更加激烈，即潜在赢利的急剧下降。想象一下这种景象，一个研究人员发展了一种根据华尔街的分析师推荐建议的变化来交易股票的策略。如果对某个公司的推荐，分析师达成一致意见的人越多，那么策略就会在那个公司建立多头头寸，否则就建立空头头寸。这种策略非常流行，而且有很多宽客使用这种模型，也有很多主观判断型交易者也采用它。但是这个策略的效果是短期的，而且对于信息到达时间非常敏感。

图9-4描述了2006年4~10月微软股票的数据，反映的就是这种现象。

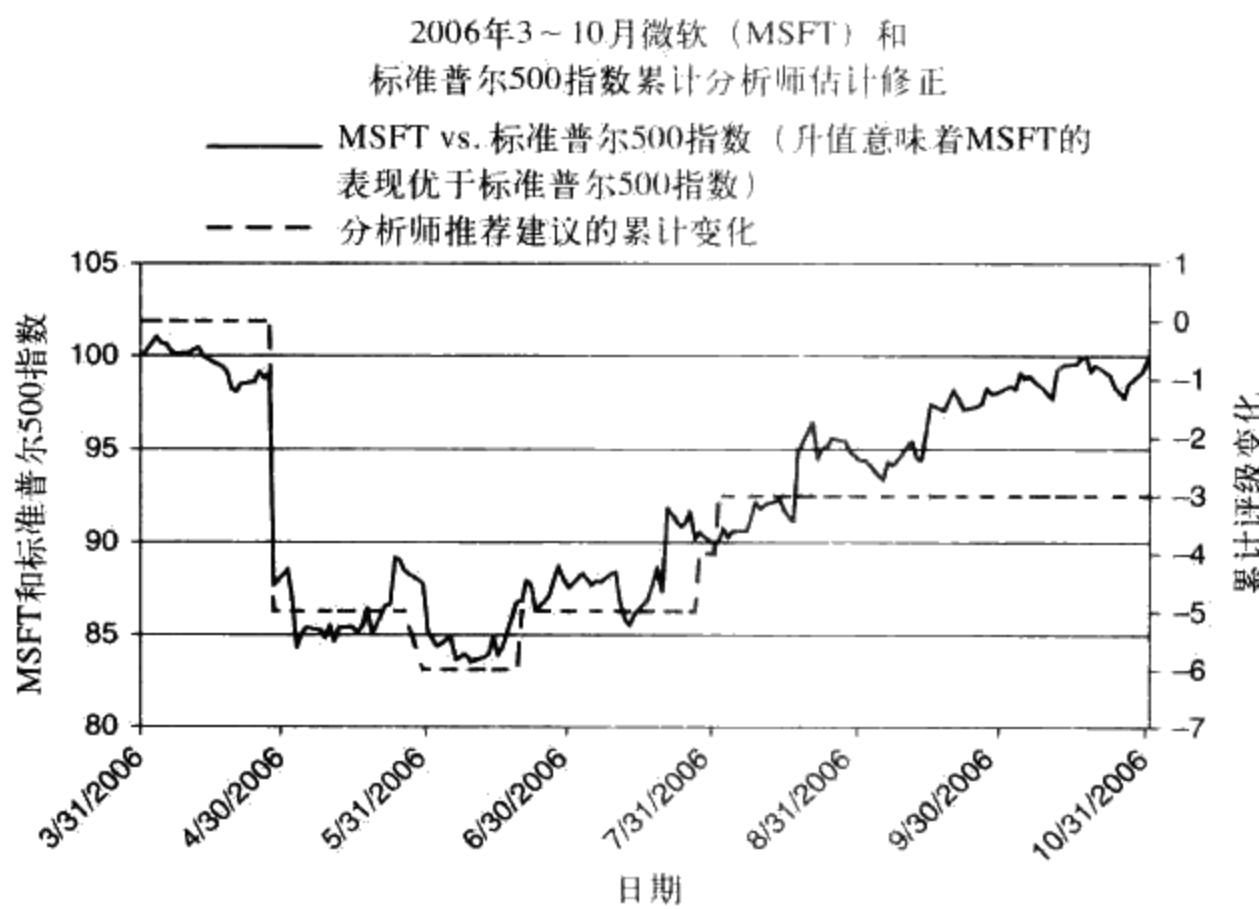


图9-4 阿尔法时间延迟的示意

可以看到，在分析师对微软股票的推荐级别被调低以后，在4月28日有五次下跌，导致微软股票的表现差于标准普尔500指数的表现，低了11.4个百分点。

事实上，当天微软的开盘价就开始走低，已经下跌了11.1%，因为在开市之前就已经宣布了降级的结果。因此，宽客一定要仔细地、谨慎地使用自己的仿真交易模型，而不能假设可以较早地捕获到交易机会。相反，要更保守一点，宽客应该检验在评级变化几天之后开始交易的两周表现。

如果宽客真的这样做了，他就会发现，在4月27日闭市之后（评级变化宣布之后）的任何时间段卖掉微软股票，这样的交易是非常失败的、平庸的。如果在4月28日、5月1日或者5月2日，在收盘价上卖掉微软的股票，他就会获利，不过5月3日到5月12日，同样的交易却会产生损失。这种现象充分说明，投资策略对信息时间窗口的依赖性的压力测试是非常重要的，而这通常并不那么可行。

有趣的是，延迟信号的作用并不一定总是负面效应。例如，标准普尔500指数策略总是希望越早交易。至少平均来看，即使市场随后的方向与预测的方向保持一致，不管是建立多头头寸还是空头头寸都会过早。于是建仓的时间仅仅延迟一天，就会大幅度增加这种策略的利润，总回报从大约746%（年均12.1%）到870%（年均12.9%）。对于使用这种策略的人来说，这并不必然是好处。一般而言，投资者并不是很容易知道交易策略是否得到了这样一个交易信号，这个信号不仅使得你在没有马上实施的情况下（这可能是更好的结果）能够不亏损，而且在忽略它至少一天后还能更棒。

对于参数设置的敏感性 前面提到过我们可以改变参数，并且可以通过改变参数得到不同的可能结果。通过观察参数的细微变化而导致策略的不同结果，我们可以清楚地了解到这项策略的质量。以前面的基于

市盈率P/E的投资策略为例，假定我们认为高于50或者是负的（由于负盈利）市盈率的股票价格太贵。同时，我们认为任何低于12的市盈率就认为是便宜的。如果我们检验策略，基于以前的度量标准，发现低市盈率（ ≥ 50 说明太贵， ≤ 12 说明太便宜）的投资策略会带来10%~15%的年回报率。

现在我们稍微改变一下策略中的参数，设置任何市盈率在11以下的股票就是便宜的，超过49就是贵的。采用此种投资策略，与上面的方案相比，仅仅在参数上稍微改变了一下，如果结果有非常大的不同，那么这两种结果都不可信，都不应该在模型中采纳。我们已经证明了这种模型对参数值细微的变化所做的反应过于敏感，在现实应用中基本没有什么意义。市盈率为10和11，以及市盈率为49和50之间的区别会有很大的不同吗？许多研究人员希望看到参数的变化导致结果优度的平滑过渡，参数在其邻域内的重新设置可以得到相似的结果。如果他们不能得到这种情形，研究人员就会质疑，因为这些结果可能意味着过度拟合（overfitting）。

过度拟合

请看图9-5中的各点。在这些点中，猜猜看哪一个点是参数值的最优选择呢？A点看起来不太好，因为在此投资策略的结果看起来很不好。C点看起来很好，因为它是一个比较平坦区域的最高点。但是C点处在一个猛烈下降区域的边缘，以至于不能确定我们是否正在做一个不明智的选择。D点看起来有最好的结果，但是不现实，因为这个点临近区域的结果都非常差，剩下的B点是最好的。虽然我们没有选择平坦区域上的最高点，但我们还是选择了处在这个平原中间的一个点，比较安全一些。现在问题来了，为什么安全性会如此重要呢？

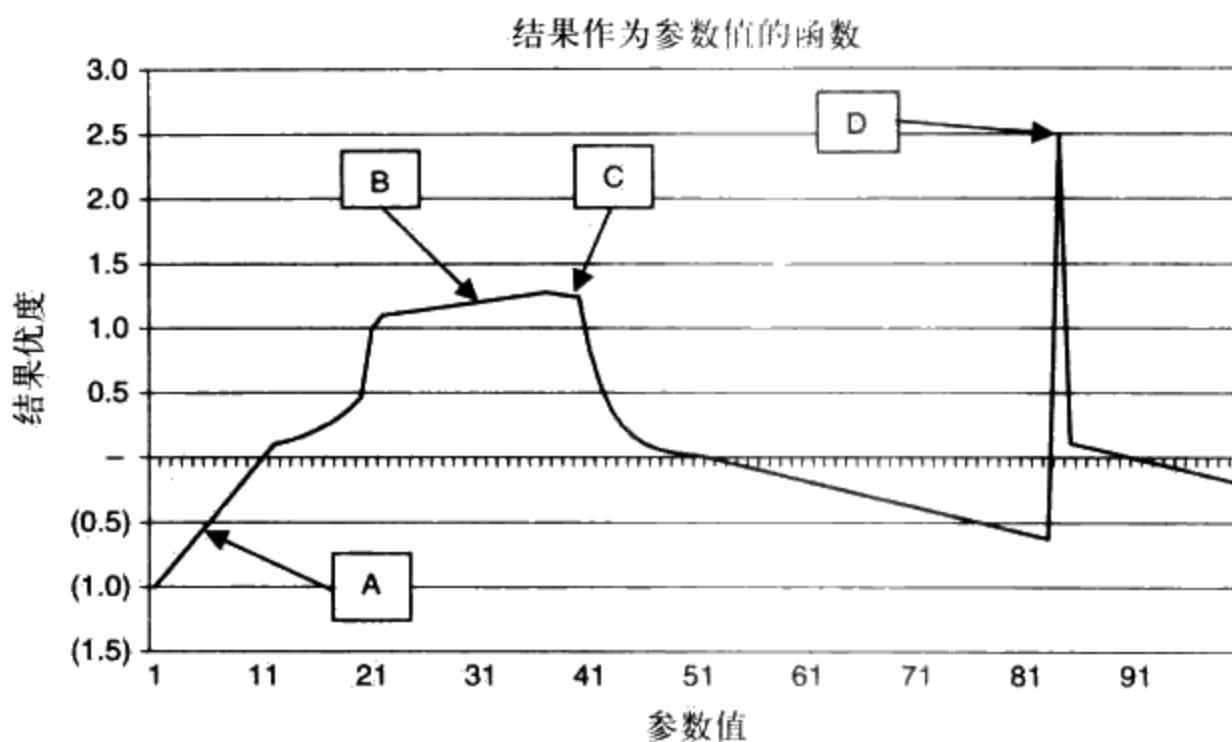


图9-5 如何选择正确的参数

我们来观察一下处在图9-5中的孤单峰值的D点。我们的检验很可能在拟合区间中包括了一些伪的拟合点，而这些点对这个参数值会导出最好的结果。但不幸的是，这种好结果只是昙花一现。也就是说，我们选择D点是在打赌未来将与过去完全相同。你可能非常熟悉这句标准的业绩声明：“过去的业绩并不预示未来一定如此。”然而，我们评价一个交易者总是倾向于依据其过去的表现，这种判断说明了我们还是认为过去的表现是对未来的一种预示。与此相同的是，一般来说，基于科学研究假设的前提，所有的量化交易（实际上，所有的科学也是这样）都暗地认为，过去对我们更加了解未来具有一定的参考价值。这就是为什么所有的科学研究都从观察开始，而后总结和归纳成一种理论。但是过去仅仅能够给予未来一种原则性的指导，未来并不是过去的一种完全复制。宽客之所以会选择B点，认为B点比D点更稳健，是因为在B点有更高的可能性保证，而不是一种样本数据的偶然性所造成的结果。任何一种对过去解释得很好的模型，同时也会因为太接近于历史而使得对预测未来没用，并且也会遇到过度拟合的问题，这个问题我们还会在第11章中再深入地讨论。

此前描述过一些度量标准，这些也是一部分经常被宽客用来判定一个模型是否足够好的度量标准。这些标准用来判断模型的质量，这种评测在模型被创造出来和使用的同时就在进行了。事实上，许多对冲基金的投资者都会依据大多数这些度量标准来评价不同交易者的业绩。

尽管如此，还有一条非常重要的用以衡量宽客投资策略业绩的指导性原则。这就是著名的节约原则（parsimony）。“节约”这个词源于拉丁词语“parsimonia”，意味着节约与吝啬（sparingness and frugality）。在宽客中，节约原则意味着在假设的时候应该谨慎。这个概念绝对处于宽客研究过程的中心位置。节约型模型就意味着这个模型的假设比较少，而且能够尽可能比较简单地解释未来。因此模型中如果包含了大量的参数或者大量的交易信号，这都非常值得怀疑，尤其是有过度拟合的危险。

节约还源于一个著名的原则，这条原则是方济会（Franciscan）修士、逻辑学家威廉·奥卡姆（William of Occam）提出的，被称为“奥卡姆剃刀原理”（Occam's razor）。“奥卡姆剃刀原理”翻译成原始的拉丁文，意思大致是：如无必要，勿增实体（Entities must not be multiplied beyond necessity）。在科学界，这就意味着，用越少的假设并且用越简单的理论来解释现实中的事情就越好。卡尔·波普尔在1992年指出，简单的理论更好，因为我们能够更简单地检验它。这就意味着，这些理论包含更多的经验在里面。普遍承认的一点是，科学家都认同，剔除不必要的假设和复杂性的节约原则恰恰是更好的科学。在本章开始引用的爱因斯坦的那句话，则是另一条重要的告诫，即将一种解释过于简单化也是没有用处的。再看看我们的这个例子，就是前面提到的你雇用一个顾问来帮助你购买一套房屋的例子。如果他把各种因素都考虑进来，比如像客人卫生间的地板颜色，或者屋顶的材料质地。假设事前没有理由表明你作为他的顾客，会把这些因素作为首要考虑的因素，那么他的分析就会变得自相矛盾和令人困惑。但是，另一方面，如果他仅仅用两个因素，即房

屋的大小与学区，尽管这两个因素都非常重要，这个模型还是不能很好地预测到你的偏好。类似地，宽客的大部分工作就是权衡这两个方面，一边要努力把过去解释得不太完全，一边又要尽力防止解释得太少。偏重一边就会让模型更加复杂化，偏向另一边模型就会过于简单化。

宽客一定要评价他们要检验的理论。虽然可以用各种各样的度量与技术办到，但是最终还是要用到大量的主观判断。毫无疑问，能够从其他人中辨别出一个成功的研究人员的方法，也给我们提供了一个有关问题的好的判断方法，这也是本章提出的问题。一般来说，一个好的研究人员必须具有足够的技能与信心，相信理论都是可以发展并且持续改善的。还有一点也是非常重要的，一个研究人员必须具有怀疑精神和谦逊的作风，并且能非常平静地接受这样一个现实，即大多数投资策略往往并不能起到作用。

样本外检验

样本外检验是检验程序的第二部分，这种检验用以告诉研究人员，在排除掉样本内检验过程中那些“虚拟的表格”（cheat sheet）带回报的情况下，理论模型是否在现实世界中也是那么准确。在前面，模型中的参数已经根据同一集合中的不同数据（即样本内检验期）被赋值。而现在这个检验主要是想弄明白这个问题，即这个模型在另外一个从未见过的环境中，是否也能起到应有的作用。换句话说，就是在全新的、样本以外的环境中是否有效。本章前面提到的许多统计量，将用来做这种判断。

宽客常用到的统计量就是 R^2 的比率，即样本外数据得到的 R^2 除以样本内检验得到的 R^2 。研究人员也用这一比率来衡量模型的稳健程度。如果样本外得到的 R^2 非常接近于样本内的 R^2 （例如这个比率是0.5或者更好），那么这种结果是非常好的。如果这个比率显著性得非常小，研究人员就必

须怀疑其模型的适用性。

样本外检验有很多方法。最简单的办法就是使用除了样本内检验数据以外的所有数据。还有的研究人员使用滚动式的样本外检验法，就是用一个新的数据点来代替样本内一个最老的数据点，并且这个新的数据点不仅在样本内用于拟合，还在样本外用于检验。这个检验不断地重复直至用完可使用的全部样本数据。这个滚动式的样本外检验法的主要想法是，随着时间而不断修正模型，所以并不只是依赖于一个单独的可能已经运行了好几年的检验。然而，这种检验依赖于环境，它的缺点就是模型不断地获取过去不久前一段时间的信息，这种方式会降低模型的稳健性。这种矛盾是非常敏感的，在任何个例中都可能存在，使得人们要对一个模型的效果做一般的评价是不切实际的。还有一些样本外检验方法使用不断增长的数据窗口，随着时间向前发展不断收集到新的数据，这种样本外检验就随着时间而不断地推进。

客观的样本外检验是有用的，而且是研究工作中必要的组成部分，但是这种检验要做好却非常难。设想一下，研究人员完成了一个新的模型，这个模型对样本内数据拟合得非常好。然后，对这个看上去稳健性非常好的模型进行样本外数据拟合检验。当使用一组新的数据集时，这个模型却给出了一组失败的结果。因为已经投入大量的时间与精力在模型上，研究人员肯定会去寻找模型在样本外检验失败的原因。然后发现，之所以模型在样本内拟合得很好，在样本外进行拟合时投资组合却在亏损，是因为环境改变了。当研究人员找出原因之后，就会修正这个模型，使其最终对新的信息也能够拟合得很好，然后再重新进行样本外检验。一般来说，随后这个模型会变得更好。

然而在我们开始庆祝之前，还要了解一下研究人员之前做过什么。通过研究样本外数据的信息，并使用这些信息重新训练模型，研究人员有效地使用了全部的样本外数据，也最终使这些样本外数据有效地成为

样本内数据的一部分。总的来说，在样本内数据和样本外数据上反反复复、来来回回是很困难的。这带来了更多新的、复杂的问题，其中一个问题关系尤为紧密。

可以用资本市场中发生的例子来看，我们用来建立模型并用来选择我们信赖的参数的样本数据是如何在样本外工作的。但是这种想法会扭曲样本外检验的目的，因为无论如何，我们做模型的目的是向前看。举个例子，我们回头看一下20世纪90年代后期互联网的泡沫，现在我们知道这个时期经济的基本面事实上并没有改变，从长期看，那些亏损的公司不应该大面积都有回报。如果我们现在建立一个投资策略，我们知道互联网泡沫可能会发生但最终会破掉。但是，我们在1999年当时却不那么确定。

现实中有很多新的有趣的情况发生从而扰乱我们的理解。正因为如此，根据过去已经存在的东西来检验现在想当然的情况，并且还想着能够拟合得很好，这只是我们自己一厢情愿罢了。这是一种非常复杂的性质恶劣的前视偏差，在研究当中这种问题非常致命。随着研究人员对他们用来检验模型有效性的样本外数据的情况越来越熟悉，如果他们被问起历史上同样的问题，他们很可能会暗地里认为已经对未来很了解了，事实上他们知道得却很少。一些宽客称这种行为是“加工数据”(burning data)。

为了减少因为加工数据带来的前视偏差，一些宽客采用了合适的大胆举动，把策略研发职能从策略选择职能中独立出来，从研究人员手中剔除掉一大部分数据。在这种情况下，研究人员并不清楚他有哪些数据，从而减少了他在建立模型时的一些前视行为(look-ahead activities)。为了不受诱导，研究人员不允许知道哪些数据要作为样本外数据，或者说数据中用于检验的样本外数据和用于拟合的样本内数据的分配是随机性的，研究人员并未被告知。不管怎么样，正如你可以很容易看到的，检

验中产生的问题是复杂的，如果想要成功通过检验就需要做很多事前的考虑。

检验的假设

研究中检验工作的另一个重要的组成部分是关于假设的，这些假设都在历史数据中检验过了。我们来讨论两个例子：交易成本与股票市场中性或者多/空策略的短期有效性。

前面我们已经讨论过交易成本了，它主要包括：佣金与费用、滑点、市场冲击。有趣的是，在研究工作过程中，关于交易策略在过去执行的交易成本并没有经验性的证据，这是因为这种交易策略在过去并没有真实发生，而研究这种策略却在使用过去市场中的数据。因此，研究人员必须做一些假设，根据订单对市场冲击的强度来确定它的交易成本大小。

这些假设对于判断交易策略的好坏是非常重要的。让我们再次使用极端的例子来说明一下为什么。设想一下，如果我们假设交易没有任何交易成本。这将会导致高频交易策略比较受欢迎，因为只要能够准确预测到价格上的任何波动，不管多么小，交易都是可行的。一个模型在一段时间55%的交易是正确的，每股能够有0.01美元的回报；另外的45%时间可能会有失误，导致每股损失0.01美元。所以，对于每100股的交易，就会产生0.1美元的期望回报。但是在现实中使用这种交易的时候，一般来说平均每股会有0.01美元的交易成本，于是这种交易策略在55%的交易上达到不赚不赔（理论上每股获利0.01美元减去交易成本0.01美元），但在45%的交易中每股会有0.02美元的损失。结果却不是每100股赚0.1美元，而是每100股亏损0.9美元，这明显是一个比较差的结果。一般来说，过高地估计了交易成本会让宽客持有头寸比较长的时间；相反，过低的估计交易成本就会使宽客不断地进行交易，超额的交易成本导致利润流失。如果在这个问题上，我们不得不犯错的话，过高估计交易成本也比过低

估计更有意义，但是大多数时候还是希望能够正确地估计近似交易成本。

第二类假设，就是宽客在检验股票市场中性策略或者多/空策略时，与空头的可获得性（availability of short positions）相关联。设想一下，一个美国的市场中性交易者，根据策略设计，做空的投资组合与做多的投资组合规模基本持平。随着时间演进，通过发现价格过高的股票，空头的投资组合就会显著地增加规模，而且在市场暴跌时会有正回报，同时也降低了策略的内在风险。尽管如此，这项策略往往会出现只是名义上做空，实际上最能成功做空的选择却出现在“卖空限制”列表（hard-to-borrow list）上。这个名单包括的股票，一般是经纪商限制做空的，可能的原因是准备卖空的股票在经纪商手中并不足够多。如果没有足够多的股票，这项交易就会被认为是一个裸卖空，而这在美国是违法的。因此，在做历史数据检验时，这个交易是不应该会得到预期执行的。如果这个模型忽略了禁止卖空的名单（让模型对过去这些问题有所留意并不是小事，因为这些历史数据很难被发掘（hard to come by）），研究人员就会愚蠢地认为做空策略会有回报，而这在现实中可能根本就不存在。这是因为，当他使用现实中的投资组合时，他会发现很难进行合适规模的空头交易，以至于被迫用更差的空头交易。

小结

我们已经对研究人员在研究中所要做的工作有了一个基本的认识。这些工作必须要做好，而且要一直成功。在宽客的投资过程中，研究是一个高度敏感的领域。在这里，他的判断才是最明显的且最有效率的。研究人员要仔细地工作，因为这是一个投资策略的形成阶段。研究中犯的错误会贯穿投资策略的始终，这种错误一旦被系统执行将会是灾难性的后果，而且，研究不是一蹴而就的。为了持续获取利润，宽客必须持

续进行严密的、丰富的研究项目。

如图9-6所示，现在我们已经完成了对“黑箱”基本的浏览，包括它的组成模型以及推动它的主要元素，即数据与研究。接下来的章节，我们将会集中在宽客及其策略的评价上。

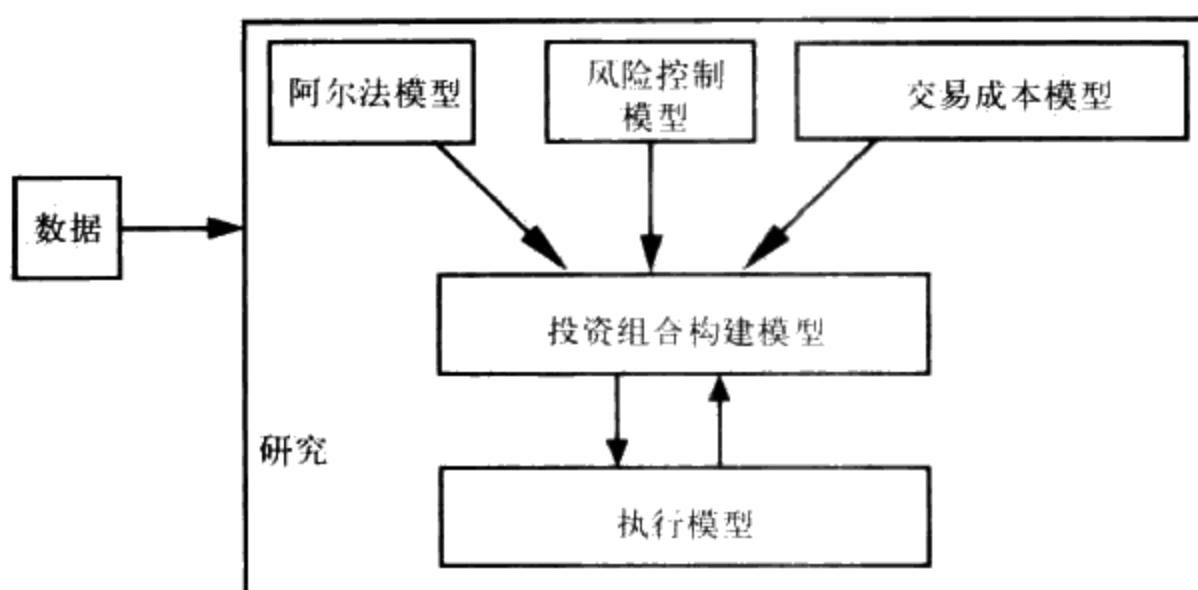


图9-6 “黑箱”结构

第三部分

量化交易策略的投资指引

量化交易策略的固有风险

如果对数字丝丝入扣地深究，它们就会表明任何东西。

——格雷戈·伊斯特布鲁克 (Gregg Easterbrook)

前面我们定义了两类宽泛的敞口：一类敞口可以带来长期回报（阿尔法和贝塔），这是人们有意接受的；另一类敞口不能带来长期回报（风险），是伴随策略而产生的意料之外的风险。像本书一直讨论的这种积极主动投资类型的宽客，通常会避免贝塔回报的敞口（因为这可以通过消极被动地复制低成本的、一般的指数化金融产品而获得），因此我们主要关注阿尔法敞口和风险敞口。

正如我们一直强调的，通常宽客试图捕捉的阿尔法敞口类型与主观判断型基金经理寻求的类型是一致的。然而，任何策略总存在这样的可能性，即在某一给定的时间，本来用于产生回报的敞口并没有从市场中得到相应补偿。这种不受欢迎的敞口所面临的风险，无论对宽客还是对主观判断型交易者都存在。

本章将帮助投资者理解一些风险种类，这些风险要么是量化交易特有的，要么是量化交易中常见的。从某种意义上讲，我们也为投资者自己提供了一个设计风险控制模型的框架，此风险控制模型可以用来帮助

决定如何将量化交易用做投资策略组合的一部分。我们将在第12章再次讨论这个主题。

模型风险

模型风险 (model risk) 是所有量化交易系统带给投资者的最基本的风险形式。模型是现实世界的近似。如果研究人员对一种特定现象 (比如动量) 的建模能力很弱, 那么该策略可能不会获利, 即使是在一个通常对动量策略有利的环境中。换句话说, 模型风险是指策略无法准确描述、匹配或预测它试图利用的现实市场现象的风险。更糟的是, 模型风险并不一定马上显现。有时候模型设置或软件工程上的小错误都会导致问题, 这些问题随着时间的推移而慢慢积累, 然后在某个繁忙的交易日突然爆发。模型风险有几个来源, 最常见的是建模的不适宜性 (the inapplicability of modeling)、模型的错误设置 (misspecification) 和执行错误 (implementation errors)。前面也提到了, 所有类型的模型风险不仅会出现在阿尔法模型中, 也会由策略的任何其他部分的误差所产生。回溯检验软件、数据馈送处理器、阿尔法模型、风险控制模型、交易成本模型、投资组合构建模型和执行模型里都可能有模型风险。

建模的不适宜性

建模的不适宜性是一个基本错误, 它有两种形式。第一种是对一个特定问题错误地使用定量建模。例如, 试图对一个音乐家的素质建模, 从一开始就是一个错误的想法。人们可以设想一些与培养音乐技能有关的相关因素, 比如天生素质和训练的持续时间。但是, 最终决定一个音乐家的优秀与否, 并不是一个可以用数学或计算机模型回答的问题。这是一个天然的主观问题, 把计算机模型运用到其中就是一个错误。

数学模型计算的精度会麻痹量化交易的实践者，让他们觉得很安全，但是这种感觉是虚假的。实际上，量化交易策略最重要的任务之一，就是挑出那些实际上可以使用历史数据和计算机模型来建模的问题。在某种程度上，部分诱因可以归为证券化抵押贷款业务的2008年全球金融市场动荡，就是一个典型的量化建模不适宜性的例子。尽管这些证券化抵押贷款业务一点儿也不像量化交易策略，但它们的繁荣部分归功于量化模型的工作。这些量化工作是针对全世界大量银行各种不同的结构化产品平台而展开的。银行对各种可能发生的情况建模，这些模型输出的结果获得支持之后，他们就发行了AAA级债券，而这些债券是由那些自身就有毒的金融产品做标的资产的。在对问题概念化的阶段，他们就犯了根本性错误，不过也可能是故意忽视问题，将贪婪合理化。

不适宜性的第二种类型不太容易清楚地描述。可能就是因为这种模糊，它才普遍存在于宽客之中。这种错误是指对某一特定问题误用了一个非常有效的技术。我们已经在风险控制模型中谈到过，此类型错误的一个例子就是VaR模型的广泛使用。VaR模型使用相关系数矩阵和历史波动率来决定某一给定时间里一个特定投资组合的风险程度。然而，使用VaR模型中的许多固有假设是无效的。例如，使用相关系数矩阵和历史波动率（定义为回报率的标准差）时，都假定描述一个投资组合各种影响因素的概率分布是正态分布。但是事实上，市场数据往往呈现出肥尾现象。换句话说，观测到的极端值显著地比正态“钟形曲线”分布所预测的要更多。从标准普尔500指数的数据中，可以看到这种情况的一个具体实例。以2000年1月3日到2008年11月30日的指数历史数据（剔除了股息）为例子，负的四个标准差日就是指标准普尔500指数的回报率低于-5.35%的那一天。在标准普尔500指数的回报率是正态分布的情况下，四个标准差日应该每隔33 333个交易日才会出现一次，假设一年有260个交易日，

则差不多每隔128年才会出现一次。然而实际上，标准普尔500指数表现不佳的回报率平均每13个月就会出现一次，这是正态分布结果下出现频率的119倍。

进一步地说，相关系数（VaR模型度量计算中的另一个关键因素）只有在两件相关的事情之间存在线性关系时才能使用。事实上，很多金融产品之间并不是线性相关的。图10-1展示了两种关系的一个有趣对比。

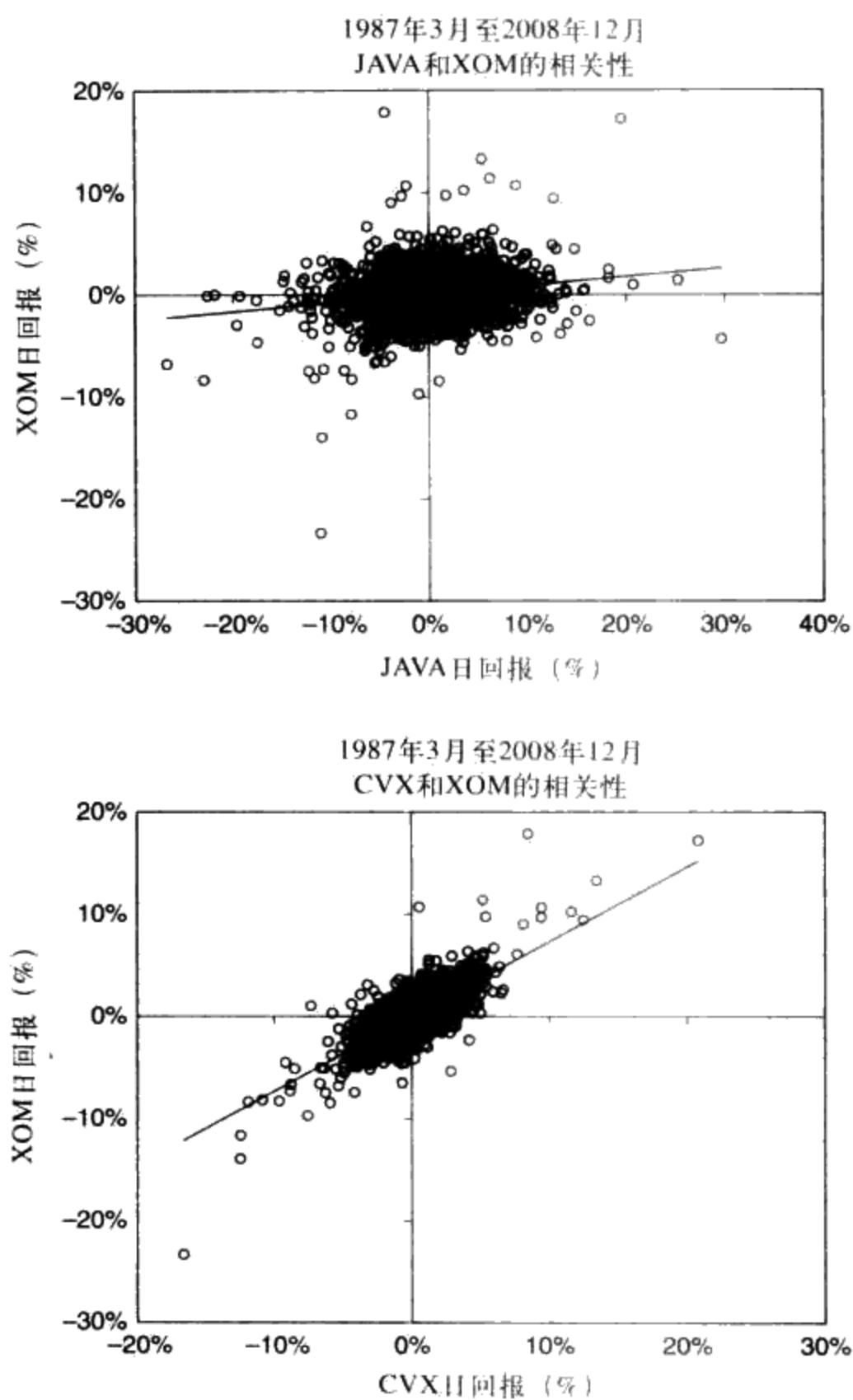


图10-1 非线性相关性和线性相关性对比

正如从图10-1中看到的那样，XOM和JAVA之间的关系并不是线性的。值得注意的是，对XOM来说最好的一天，正是对JAVA来说最糟的一天（大约-5%）。同样，对JAVA来说最好的一天，对XOM来说也有接近5%的损失。相比直线，最适合描述这种关系的曲线，更像是圣路易斯的拱门。对比之下，XOM和CVX之间的关系则似乎更接近线性。研究人员用相关性检验JAVA和XOM之间的关系，很可能会产生模型的不适宜性误差，因为它们的关系本来就不是线性的。

模型的错误设置

第二种模型风险是错误设置。模型的错误设置本质上是指，研究人员建立了一个不能很好描述现实世界的模型。从实践的角度来说，一个一点儿也不符合现实世界的模型是不可能赚钱的，因此用不了测试很久，它就会被停止使用。相比更复杂的也更普遍的错误设置是与不寻常的事件相关的。这些模型大部分时间正常运转，但在极端事件发生时它们就会出现差错。2007年8月危机的后果正好阐释了这种情况，当时许多宽客认为他们对美国大市值股票的流动性风险进行建模做得不好，这是因为他们只考虑了与自己持股公司相关的流动性风险。事后他们学到的是，如果许多大交易者同时清算相同股票，这些被清算头寸的总规模比任何单个交易者持有的规模都要大。

作为这一事件的直接影响，一些宽客发现了风险控制模型或者交易成本模型的错误设置，而且他们开始尝试去修正这些瑕疵。但是，此类事件的罕见性和独特性让建模变得极为困难。

执行错误

第三种风险可能是众多模型风险中最常见的一种，它来自执行中的错误。所有的量化交易策略最终都要成为存在于硬件和网络架构中的软件系统。执行错误，即系统编程或系统架构的错误，可以为宽客带来严

重的风险。例如，假如一个宽客打算用自己的执行软件发出限价指令以买入价买入或以卖出价卖出。但是他将相反的符号编入了自己的执行软件，就会以卖出价买入或以买入价卖出。由于这个错误，他为每笔交易支付等于买卖价差的损失，这是对他真实意图的扭曲。这就是程序设计错误的一个例子。

举例来说，一个成功的量化交易公司可能犯系统架构错误。该公司阿尔法模型和执行模型的服务器是相互独立的（我们忽略了其他模型，如风险控制模型和投资组合构建模型，因为它们此时并不相关）。正如我们之前讨论过的，投资组合构建模型是根据阿尔法模型的输入来得到应该持有的多头和空头的头寸。在一个交易日的某个时刻，如果需要重新启动系统服务器，当服务器重启时，执行模型的服务器先恢复上线了，几分钟之后阿尔法模型才恢复服务。由于没有来自阿尔法模型的信号，执行模型为了消除风险迅速自动清算持有的头寸组合。在阿尔法模型的服务器恢复服务之前的几分钟，公司持有头寸的80%被清算，接下来它们又不得不被再次重建。一直没有相关的警告来提醒这个错误的存在，最后它只能以这种不幸的方式显示出来。该策略一直回报颇丰，它的突然失败是由一个特定的离奇错误和当时的市场情况合力而致的。由于一个量化交易策略由如此大量的计算机代码组成，这样的软件和系统架构错误是最常见的错误类型，不过通常也是危害最小的。

市场逻辑变更风险

大多数量化交易模型都以历史数据为基础。即使那些使用分析师的预测或者其他“情绪”信号的模型，很大程度上也依赖于过去的数据，因为情绪通常会偏离历史趋势的方向。无论是哪类模型，宽客都使用过去的关联关系和行为方式来建立一套帮助预测未来的理论和模型。如果

一段时间内市场表现出一种特殊的行为，宽客就会依赖这种行为的持续性。如果市场逻辑发生变更，短期内宽客可能会遭受重创，因为他所依赖的关联关系和行为方式发生了改变。

在分析量化交易策略和决定如何使用它们时，以历史为依据确实是
最有趣的问题。在某些情况下，特别是在趋势跟随策略里，对持续的历
史行为的依赖非常明显。请注意，并不是这些策略必然如此。实际上，
这种策略已经赢利了几十年，迄今为止它们比股票市场表现出了更好的
风险调整回报。然而，如果一个原来的趋势发生反转，该趋势的跟随者
几乎必然会亏损。讽刺的是，侧重均值回复的宽客可能在大趋势反转时
也会遭受损失，特别是在他们采用了相对均值回复策略的情形下。我们
可以这样预期，如果发生趋势反转，这对均值回复交易者来说是好的，
因为他们与趋势对赌。然而，如果该反转与既定关联关系的破裂有关，
那么它也会因为策略中追求相对回报的部分敞口出现风险而损失惨重。

图10-2说明了这一点。

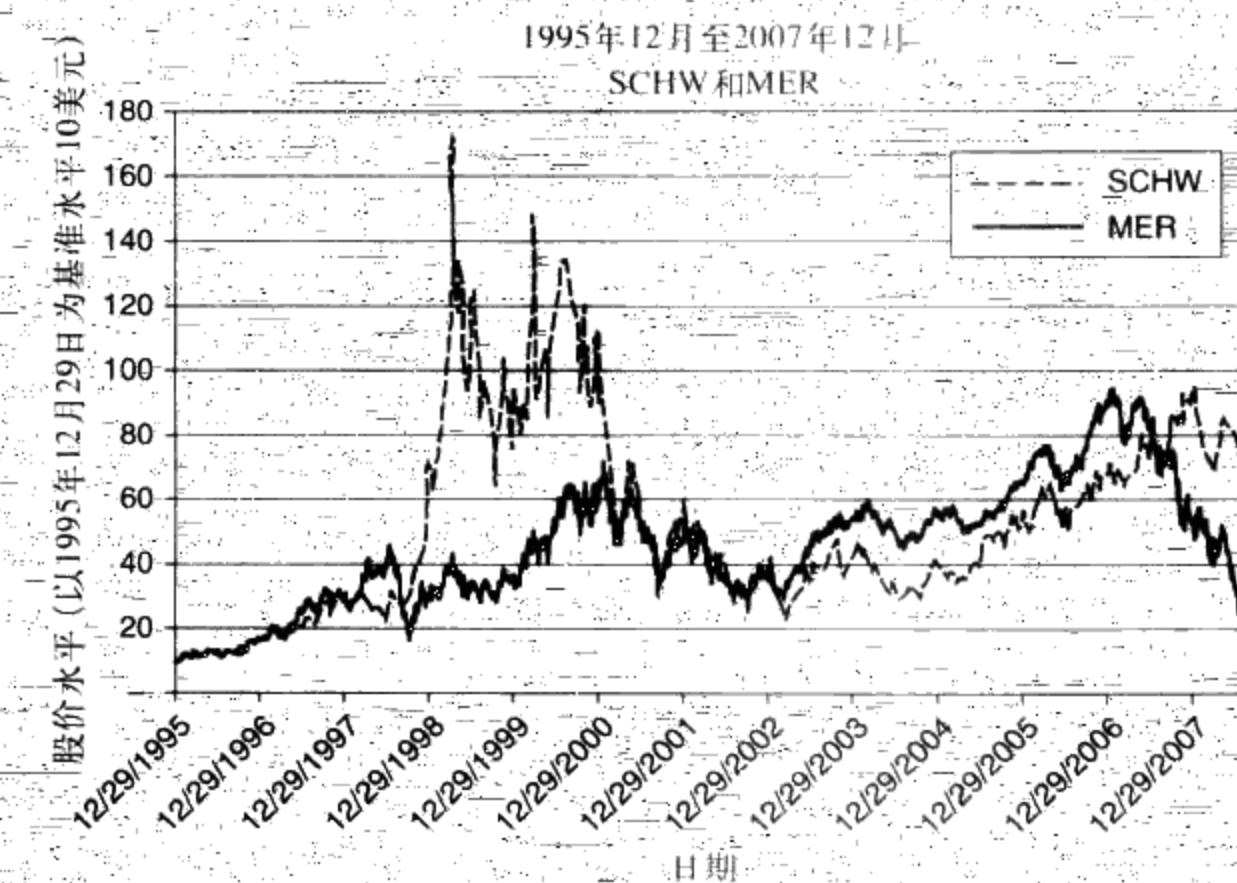


图10-2 两只股票之间关系的逻辑切换

正如你所看到的，嘉信理财（SCHW）和美林证券（MER）之间的关联关系有四个阶段。从1996年年初到1997年末，它们的股票合理相关且走势相似。而从1998年年初到2001年年初，它们的股票走势显著不同，特别是SCHW显示出了比它早些时候或晚些时候更为显著的波动。互联网泡沫似乎是这种转变的原因，在此期间投资者开始将SCHW当做一个在线经纪人，SCHW的股价涨跌跟随着像美国交易（Ameritrade）和电子交易这样的公司，而不是其传统对手MER。在互联网泡沫破裂的时候，SCHW的股价离奇地恢复到和MER一样的水平，并在2001年年初到2007年年初这段时间里保持紧密跟随。然后，在2007年年初，你可以看到两者关系的另一个戏剧性变化，即MER的股价低于SCHW。当然，这个变化的根源可以追溯到2007年年初的银行业和信贷危机。

在过去10年，两个公司的股价关联关系完全没有得到持续的巩固，如果一个宽客就这段关系的持续性投注，在此期间将经历两个相当重要的痛苦阶段。对于这些股票是否已经彻底不挂钩了，还是将在未来的某一时点再次恢复关联，对此的预测超出了我们的预测能力。这正是市场逻辑变更风险的原因所在，即一个市场上的结构性转变引起了一个金融产品的历史行为或者金融产品之间关联关系的剧烈快速变化。

价值型股票和成长型股票之间的关联关系可以作为此类结构性转变的另一个例子。用IVE ETFs和IVW ETFs分别代表标准普尔价值指数和标准普尔成长指数，这两者可以用来衡量价值型和成长型的关联关系。图10-3说明了这两种ETF之间的历史价差。

图10-3中说明了从2004年年初到2007年5月中旬，标准普尔价值指数跑赢了标准普尔成长指数29个百分点。直到7月中旬价差才略微缩小，而之后发生了急速下降，这是因为那些一直投注价值型股票会跑赢成长型股票的宽客结清了所持有的投资组合头寸。这种与宏观经济环境相适应的平仓行为¹引起了成长型股票相对于价值型股票的巨大反弹。

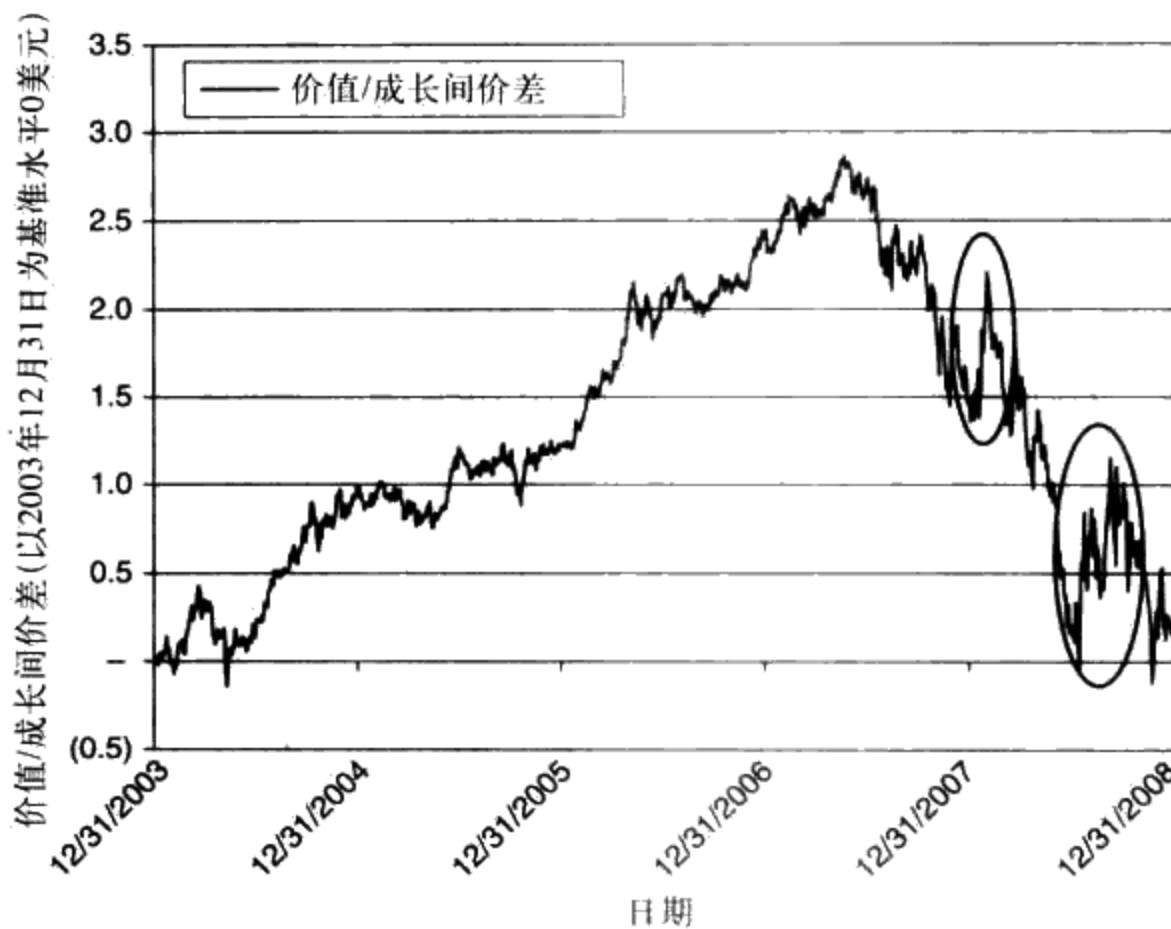


图10-3 2003年至2008年价值/成长间价差

注意到最近的趋势里，有两次大规模的短期反转，一次是在2008年1月，另一次是在2008年7~9月，这两次反转在图中都用圆圈标出来了。这两次反转都令人难以置信的剧烈，实际上该价差是很长一段时间内（肯定比本次分析往前回溯得更久）最大最快的运动。在从2008年1月9日到31日的16个交易日里，价值型指数从此前160个交易日的下跌幅度中恢复了超过一半。换句话说，此次反转比之前的趋势快了五倍。虽然与2007年夏天经历的不同，但对宽客来说这也是另一次痛苦的体验。随后的115个交易日里，价值/成长间价差反转了22%，到2008年7月中旬，回到了平衡点。当时，另一个短暂但剧烈的六个交易日的时段，市场见证了价差收复了近乎40%的损失。换句话说，此次反转比之前的趋势几乎快了六倍。从8月底到9月初，价差又收回了36%的失地，在从7月中旬到9月初的39个交易日里，总共收复了超过50%的损失。

更糟糕的是，如此剧烈的反转经常引起许多其他关联关系的动摇。例如，那些一直表现不佳的公司（如金融公司或房地产建造商）变成了

新的优胜者，而那些业绩一直不错的公司（像科技公司）变成了新的被低估的股票。货币和债券市场也趋于反转，大宗商品也一样（特别是在过去的五年里）。对最后一点的说明，如图10-4所示。

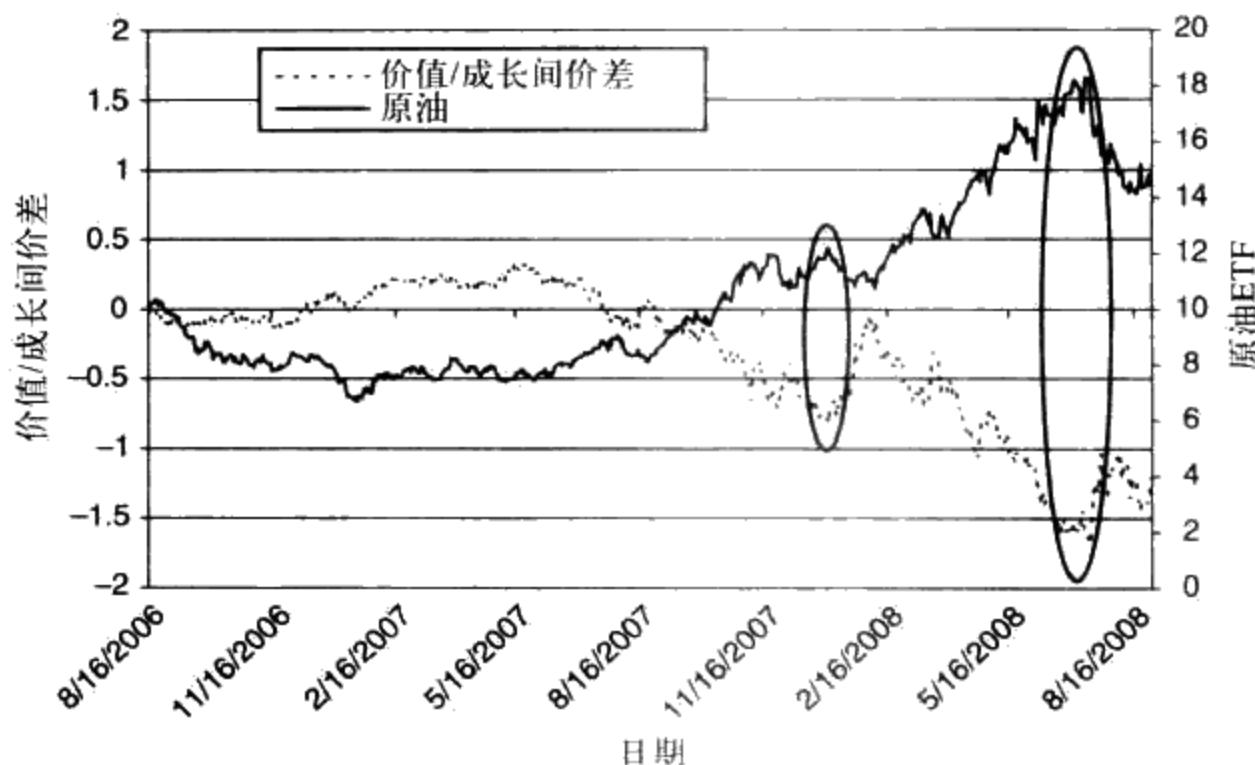


图10-4 价值/成长间价差和原油价格，以2006年8月16日为基准日

值得注意的是原油ETF的运动几乎是价值/成长间价差的镜像，在2008年1月初和2008年7月中旬（由图表中圆圈标出的时期表示）经历了两次镜像反转（mirroring reversals），在此两次之间的时段，它们以镜像趋势运动。就是这个原因，市场逻辑变更对宽客来说极为痛苦，它们通常会在许多层面上同时发生。

外部冲击风险

宽客特有的风险家族中，第三种风险来自于外部冲击（exogenous shock）。之所以把它们归于外部，是因为它们通常由一些不属于市场内部的信息所驱动。恐怖袭击、爆发新战争、监管干预都是外部冲击的例子。因为量化模型利用市场数据进行预测，所以当一些非市场信息开始驱动价格时，量化交易策略通常会受到影响。这一点是特别正确的，因为这

种冲击会导致比平常更大幅度的运动。因此，在外部冲击的情况下，一些大的运动不能用基于市场数据的合理模型来解释，而只能完全用市场以外的信息来解释。

图10-5的标准普尔500指数走势图中，第一个用圆圈标出来的时期表示的是2001年9月11日发生在纽约和华盛顿的恐怖袭击。当时市场关闭了近一个星期，再次开市时大盘急速下跌，随后却以相当快的速度回升了大部分。忽略袭击民众这一事件明显的恐怖性质，实际上股票市场的向下运动是延续自2000年3月就开始的下跌趋势，趋势跟随策略从而获益。然而，市场趋势因为非市场信息急剧而短暂的改变，很多均值回复策略和相对阿尔法策略在2001年9月间损失惨重。

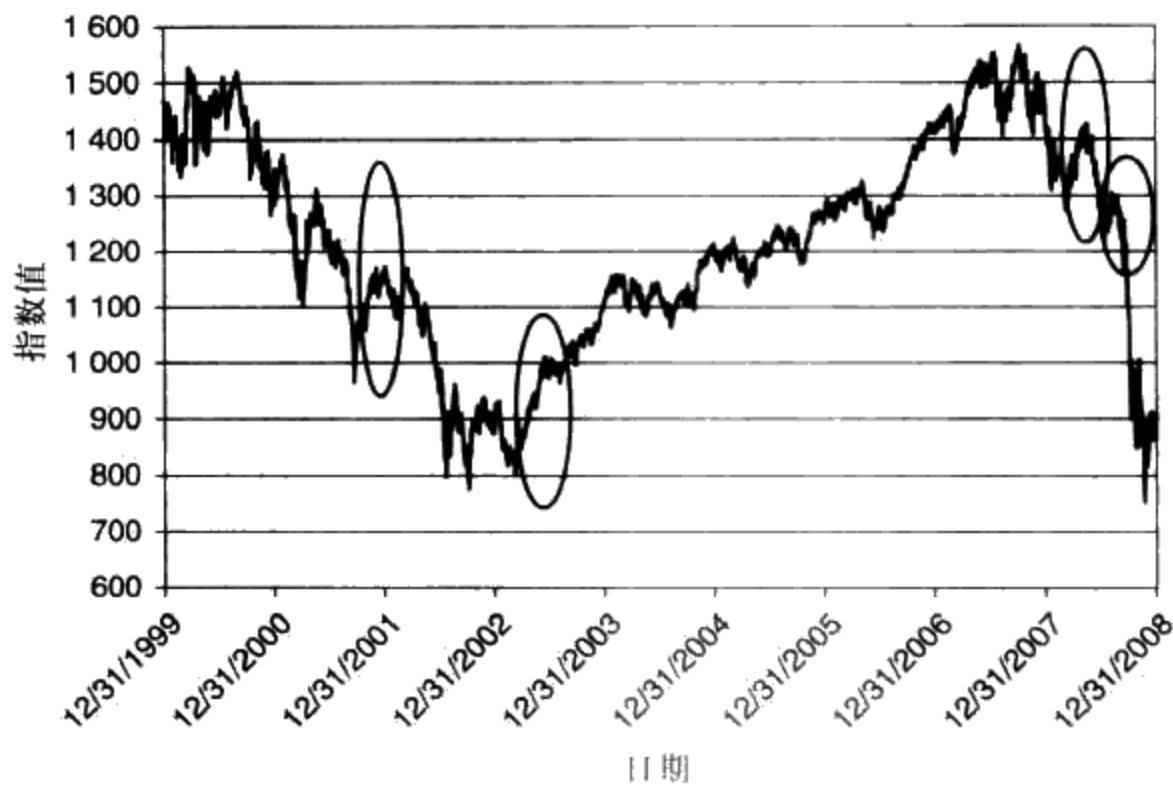


图10-5 1999年12月至2008年12月标准普尔500指数

一个同样的情况发生在2003年年初伊拉克战争初期，即图中第二个圆圈标出的时期。当时，全球股票、债券、货币和大宗商品市场突然开始步调一致地运动，这是由一则报道美国军队在伊拉克取得了进展的新闻所引发的。这次变化给包括趋势跟随者在内的许多宽客带来巨大损失，因为它导致了几个类别的资产都对先前的趋势出现反转。

第三个圆圈所指的时期是在2008年3月中旬贝尔斯登公司（Bear

Stearns, 俗称“大熊”、“Bear”)获得救助的时候。这个时期对很多宽客来说是不利的,因为它是一个剧烈的趋势反转,而且引起反转的信息是不能被机器预测到的。实际上,甚至“大熊”的破产有可能也是非市场信息作用的结果。在写这本书的同时,美国证券交易委员会应该是在调查谣言里的不道德行为。该谣言在“大熊”破产前就已经在传播了,很可能就是谣言导致了其破产。

最后一个圆圈所指的时段表示金融板块在股票市场上的另一次回升,这是美国证券交易委员会卖空规则的改变所引起的,因为这让卖空已经受到重创的金融股变得更加困难。尽管人们还在争论到底是美国证券交易委员会的干预还是谣言引起了倒闭,以及政府出资购买一个主要金融机构是内生的还是外生的。但毋庸置疑的是,对市场参与者来说,这些事件传递给市场的信息都是无法量化的,也是不常见的。正因为如此,对量化投资来说,外部冲击风险是一项重大的、很难采取措施回避的(除了酌情可以规避一部分)副产品。

扩散风险或者同质投资者风险

量化交易特有风险家族的一个新成员是扩散风险,或者同质投资者风险。其意思首先是,承受风险并不是因为策略本身,而是因为其他投资者也采用相同的策略。在很多情况下,其他投资者将这些策略用做投资组合的一部分,而该投资组合往往包含一些会定期表现失常的金融产品。这种风险因素首先与所涉及的量化交易策略有多少人采用有关,其次则涉及其他投资者因素,这些因素可以迫使他们在惊慌失措时退出量化交易策略,有时这也被称为自动提款机效应。在自动提款机效应里,一个策略发生重大损失时,会引起另一个完全无关的策略的清算。导致这一切的发生是投资者对两个策略都有风险敞口,特别是高杠杆的投资

者，在面对财务困境和追加保证金要求时，他们持有的欠缺流动性的头寸此刻不可能被清算，因而他们只有减少自己持有的富有流动性的头寸。结果是，好的、富有流动性的策略为了弥补差的、欠缺流动性的策略所造成的损失而被迫退出。

这是一个特别有挑战的风险类型，却绝不是宽客所独有。然而，我们需要特别注意这种风险在1998年8月（无疑是一个非量化交易事件）和2007年8月（量化交易事件）出现。在1998年8月，并不是量化交易策略，而是其他类似并购套利这样的策略遭受了风险。后面我们将对这两个事件进行更为详细的讨论。但是现在，我们需要指出，两者有一个惊人的相似之处，即在这两种情况下，都是导致信用金融产品的流动性不足的信用危机触发了更多富有流动性的资产被迫出售，而这些富有流动性的资产与信用危机本来是毫无关系的。

在1998年，很多相对价值股票套利头寸（relative value equity arbitrage positions）对一些股票之间的股价收敛性进行投注，这些股票要么双重上市（dually listed）要么正在并购。当时，作为俄罗斯政府债务违约的间接结果，这些头寸遭受了戏剧性的损失。洛温斯坦在《营救华尔街》（*When Genius Failed*）一书里使用的最著名的例子是荷兰皇家和壳牌石油这家双重上市的公司。荷兰皇家一直相对于壳牌有8%~10%的溢价，因而投注两只股票最终会收敛，溢价减小。为了达到这种效果，长期资本管理公司，当然还有很多其他投资者，持有壳牌公司的多头和荷兰皇家公司的空头。毕竟，没有合理的经济因素来解释一个公司在欧洲上市会比在美国上市业绩更佳。此外，在流动性不足的时候，长期资本管理公司每次都要清空头寸，因此在长期资本管理公司清算头寸时，两者差额会从8%~10%扩大到超过20%。当时，长期资本管理公司必须清算该头寸的原因是在俄罗斯债务头寸上有重大损失。俄罗斯债务头寸是基于一个相对收益的交易，它由一个高收益俄罗斯债务多头头寸和低

收益美国债务空头头寸配对构成，后者是对全球利率上涨的对冲，并为俄罗斯债务多头头寸提供资金。当俄罗斯债务违约时，没有人愿意购买长期资本管理公司被套牢的数十亿美元的俄罗斯债务。因此，长期资本管理公司在慌乱中被迫清算像荷兰皇家和壳牌公司这样的股票头寸。²

将长期资本管理公司危机视为量化交易失败是不够准确的。可以肯定的是，一些长期资本管理公司的工作人员都很擅长数学。但是最终，他们采用的策略并不是量化交易策略，特别是引起大麻烦的那个策略。他们致力于一项广泛的、跨境的、跨资产类别的赢利游戏，在游戏中他们不断买入风险资产，卖空相对安全的资产。在很多方面，这其实是高度杠杆化的，它本质上是对市场持续稳定以及新兴市场和市场总体改善做单方向的投注。

2007年8月的危机是一个明显不同的事件，大多数量化交易基金几乎是赔到了家。多个驱动因素同时作用，给相对价值型的量化交易带来了灾难性的打击。这些原因包括：特定量化交易策略的规模和普及程度；2007年8月之前的一段时期这些策略有点表现不佳；很多参与者对流动性极其欠缺的策略相互持有（cross-ownership）；广泛使用VaR模型确定常数的波动率。

2007年宽客清偿危机的第一个驱动力是，量化多/空交易策略的规模和普及程度。2004~2007年，很多蓝筹股基金经理采用量化多/空策略以吸引大规模投资的资产池，其投资者既有大机构也有散户。推出这些产品的公司被低换手率和长期投资期限的多/空策略所吸引，这两者对安置大规模的资本都是必需的。投资者也会被量化多/空策略产品2004~2007年年初的正回报率以及创建这种产品的蓝筹股大牌基金经理所吸引。结果是，很可能上千亿资金被投资到量化多/空基金和银行自营买卖业务中，再加上高杠杆率，量化多/空交易者可能控制了上万亿美元的总头寸（多空双方绝对值的加总）。这些交易者持有的头寸大部分是大市值的美国证

券，因为大量的富有流动性的股票才能满足足够的多样性和资产规模，而这也才能满足基金经理和投资者的需求。即使推出这些产品的各家公司的基本模型各有千秋，但它们仍有足够的相似之处而让单笔交易变得非常拥挤。

此次危机的第二个驱动力是，在2007年夏天之前许多市场参与者获得的回报就已经低于正常水平。很多以美国市场为重点投资的大牌基金在2008年8月之前就已经是零回报或者负回报了。这个结果的部分原因是“价值型”经过几年超常增长之后，至少从2007年5月底开始跑输“成长型”。许多混合策略和交易席位也趋于追逐近期业绩，在那些已经表现很好的策略上增加资本，而减少那些一直做得很差的策略上的头寸。这种倾向与2007年夏天之前那几个月中量化多/空交易策略的不佳结果相结合，很可能促使那些风险管理手指发痒而扣动扳机，因为这些风险管理已经感到需要降低他们日益壮大的投资组合的风险了。

在我看来，第三个原因是极为重要的一个，即许多策略之间普遍采用的或明或暗的交叉抵押（cross-collateralizing），特别是在银行自营业务和混合策略对冲基金方面。这个夏天之前，对冲基金和自营交易席位已经获得了巨额利润，诱惑它们对那些自2008年年初以来就不断缩小的信贷利差依旧保持敞口。历史已经证明，这些信用型策略在危机中的流动性远小于在正常市场条件下的流动性。2007年7月，一些信用产品基金经理就经历了突如其来的巨大损失。反过来，这也迫使他们为了筹集现金而清算本来还富有流动性的策略头寸。这种自动提款机效应是2007年危机和早前描述的1998年危机的主要相似之处。

导致流动性问题的第四个因素是风险目标定位（risk targeting），这一点我们曾在第7章讨论过。这一因素是指风险管理将他们的基金或策略的波动率设置在一定水平作为目标。他们以投资组合的风险大小来反向调整杠杆率，以此达到一个“不变的风险”。最常用的度量投资组合风险

大小的工具是VaR模型。如前所述, VaR模型使用过去的回报变动来度量单个证券的风险, 并将单个证券的风险和它们的相似度(即相关系数矩阵)结合在一起。当市场波动率更大, 或证券之间的相关系数更大时, 用这样的模型计算表明了风险将更大。然而, 需要注意的是, 这两种现象可以很轻松地联系在一起, 市场趋势之所以变得更不稳定可能正是因为它们被风险因素所驱动, 而该风险因素同时也导致了证券之间的相关系数高于正常值。换句话说, VaR风险模型的所有输入可以同时上升, 这些上升可能被同一潜在因素所共同驱动。使用这样一个风险度量工具的后果是, 在2007年之前的那几年, 各式各样的策略中的杠杆数量急剧增长, 而同时期的市场波动率却降到了历史最低值。然而, 2007年夏天, 特别是7月末, 由于信贷危机越来越严重, 波动率开始急剧扩大。这导致很多资产管理者同时减少杠杆, 因为他们的VaR模型对相关系数和波动率的同时上跳所做出的反应是反向的动作。

回顾一下, 2007年8月, 宽客面对的危机有四个主要驱动因素: ①大量的资金投资于价值型的量化交易策略, 这些策略多少都有一些相似, 换句话说, 即存在“拥挤交易”(crowded trade)效应; ②美国量化多/空策略年初以来的业绩不佳; ③已经发生巨大损失、欠缺流动性的基于信用的策略与更富有流动性的量化交易策略之间的相互持有, 让后者在危机时被用做自动提款机; ④以VaR为基础的波动率目标和杠杆调整的使用。事后看来, 这场危机始于几家大型混合策略对冲基金和自营业务交易部门为了应对基于信用策略的不佳业绩, 对它们的投资组合进行了去杠杆化。此外, 市场波动率的持续增加导致了一个更高的VaR水平和一个更低的杠杆率目标。去杠杆化是从美国的量化多/空交易开始的, 手头上最富有流动性的策略似乎也一直表现不佳。因此, 基金经理卖掉了多头来补偿空头, 引起了大量的市场冲击。曾经作为多头持有的股票经历了难以言喻的大幅度的下跌, 而曾经作为空头持有的股票则经历了同样爆

发式的上涨。这意味着与被清算策略持有相同方向头寸股票的投资者，最终遭受了巨大的业绩反转。在很多情况下，因为宽客不得不盘活头寸，股票价格会在交易量大幅增加的同时以令人难以置信的速度变化。

例如，在纽约证券交易所上市的普尔特房地产公司（Pulte Homes, PHM）拥挤的空头交易就是如此，表10-1说明了这个问题。

表10-1 普尔特房地产公司（NYSE:PHM）2007年5月31日至8月31日

PHM, 2007年夏天	股价变化 (%)	日均成交量 (万)
5月31日至7月23日	-22.0	350
7月24日至8月3日	-12.5	720
8月6日至8月9日	+15.6	1040
8月10日至8月31日	-22.6	570

此表包含了一些非常惊人的数据。请注意，PHM初夏的成交量一直在下降，大约平均每天350万股。然后，似乎是在7月24日，大规模清算开始，成交量跃升到720万。然而，这个成倍增加的交易量并没有引起股票价格方向的改变。实际上，股价变化速度是增加了一丁点儿。很可能在清算初期，量化多/空交易者的空头回补交易，被像统计套利这样的均值回复策略卖空同样的头寸给抵消掉了。接下来的四个交易日里，成交量又增长了50%，但在这种情况下股价则有一个巨大的反转，在四天时间里几乎恢复了它44天下降幅度的一半（股价比它之前的变化速度快了20倍）。这碰巧也是对市场冲击函数是二次型的一个有趣说明。最初增加一倍的成交量被市场吸收了，并没有引起股价走势的显著改变。但是接下来50%的增长似乎已经超过市场买方流动性供应量的临界点，随后在8月9日空头回补的交易者为市场冲击支付了高达15%的交易成本，是平均清算成本的几百倍。在8月9日下午，清算压力刚刚消退，股价重新开始下跌，成交量下降了近23%，接近于宽客清算之前的平均水平。

我们提到的其他类型的宽客，如统计套利者，似乎在7月末为量化多/空交易者提供了必需的流动性。统计套利者通常喜欢利用这样的环境，

很多人都毫无疑问乐意提供流动性，因为他们投注的价格最终会收敛。作为量化多/空清算的结果，许多相当具有吸引力的、有价值的多头头寸在极其低的价格上被卖出了，而价格高、品质差的空头头寸则价格涨得更高。这些股票的价格已经如此严重地偏离了与它们类似的股票，以至于他们似乎比平常的统计套利交易者有更好的交易机会；这些交易者投注这样的股票会再次收敛到一个“公平”的相对价值。但是在某个时刻，统计套利者的交易得到了满足且不再继续提供流动性，而量化多/空交易者仍然需要很多流动性来回补头寸。随后由于统计套利者在已经持有的头寸上遭受损失，他们也变得渴望现金，于是进一步火上浇油。

这很可能就是刚刚提到的临界点，突然之间统计套利者和量化多/空交易者都开始遭受巨大的损失，这些损失根本不能被基本面所解释，纯粹是因为缺乏充足的流动性。到8月7日，情况变得更麻烦了。像统计套利这样更广泛的策略开始以令人咂舌的速度赔钱，并与量化多/空交易者清算。最后，随着许多类型的策略出现巨额亏损，而且这些策略的第一反应是迅速清算来保全本金，于是8月8日堤坝崩塌了。亏损从美国策略开始扩散到国际策略，特别是那些在日本实施的策略，对于量化多/空交易和统计套利交易来说，日本市场是最受欢迎的非美国本土市场。

当所有被清算的基金经理的相似性几乎超出了他们之间的差异性时，就出现了大范围亏损的基本面信号。危机爆发的第一时刻，甚至连成长型和动量型的策略都开始迅速亏损。我们注意到，这些策略通常与价值型和均值回复型策略持有相反的头寸。8月9日是星期四，也是量化交易领域的大骚乱时刻。众多其他策略也开始赔钱，它们中的多数原来是远离亏损线的。由于大量不同种类的量化股票基金清算了头寸，日内的损益图 (intraday P&L) 从早上开始变为负数，并在每一分钟的滴答声中变得越来越低。虽然在8月8日一些信号依然还能有效，但在8月9日，量化股票交易很难找到比现金更能赚钱的金融产品了。无论曾经以何种原因

具有吸引力的股票现在全都被卖掉了，而那些无论什么原因曾经不具有吸引力的股票的价格却在上涨。简而言之，大多数组化股票交易者都经历了他们历史上最糟的一天，随着很多交易者完全追求现金，许多人将杠杆率降至一个极低的水平。

应该提及的一点是，为什么有那么多的基金经理以相同的方式做出反应，即降低杠杆和清算头寸呢？8月初是行为极为反常的一段时期，曾经那么可靠的因素不仅不起作用了，而且事实上它们表现得还是那么糟糕。因为大多数组化基金经理采用的基本判断是，当模型表现很差时清理头寸，一旦一些量化基金经理的确这么做了，则会导致其他基金经理同样遭受损失，并做出一模一样的行动作为回应。值得指出的是，损失的发生仅仅是市场冲击的结果。

对此观点最清楚的证据是一家大型的知名量化公司，它也像其他公司一样经历了8月的损失。8月9日，在一阵惊慌中，该公司试图召集投资委员会开会决定该做点什么。然而委员会的一些成员正在享受他们的假期，所以会议被安排在了8月13日星期一。与此同时，负责日常管理该投资组合的助理经理却仍决定保持基金的满仓操作。如表10-1所示，当清算停止时，价格以相当快的速度回到了其此前的趋势。例如，仅仅在两个交易日之后，PHM的股价到8月13日星期一收盘时就下跌了12.3%。正因为如此，当投资委员会开会时，他们的基金已经挽回了大部分损失，委员会最后决定按照原来的计划实施投资。

对2007年8月的大范围亏损情况来说，或许最大的讽刺是那些规模越小并且越专营的宽客，因为采用了并不常见的并且与常规大规模机构宽客相似性较小的策略，反而没怎么亏损，并且在危机的最后阶段才清算头寸。正如早前提到的，基金经理们的亏损从8月第二个星期的中期才开始累积，在大规模去杠杆化的末期才结束对流动性的需要。这迫使他们支付巨额交易成本来减少杠杆率，这些费用全部来自市场冲击成本。即

使极具声望的基金也频频传出亏损的报告，并且亏损的幅度非常大，从 -5% 到 -45% 不等，只有极少数股票交易者能从这一事件中毫发无损的脱身。

不过有些人将2007年8月危机与此前的市场危机进行区分，甚至认为它与1987年的大崩盘也有所不同，其原因是在这一时期没有普遍的市场恐慌。美国市场的股价在8月的最初十天里几乎保持不变，而国际市场的股价则以小的个位数幅度下跌。在这个时期，我们见证了世界上最富有流动性的股票的流动性危机。这个危机由市场中性投资者触发，这些投资者出售了手中上千亿美元的头寸，不仅没有引起市场崩盘，甚至几乎没有引起股票指数的任何改变。出现这种情况首次说明，富有流动性的量化交易策略也会出现与欠缺流动性的策略或主观判断型策略几乎一样大的扩散风险或同质投资者风险。拥挤也首次成为一种量化交易策略的风险。

宽客如何监测风险

任何针对量化交易特有风险的讨论，都需要讨论关于这些风险的特有量化交易金融产品。第4章相当详细地描述了风险控制模型，该模型寻求减少或者控制投资组合中风险敞口的规模。但是宽客也使用大量的软件来监测这些风险敞口、他们的交易系统和我们本章已经讨论过的量化交易特有的风险类型。我们有好几种类型的监测工具，包括敞口监测工具、赢利和亏损监测工具、执行监测工具以及系统性能监测工具。

敞口监测工具（exposure monitoring tools）足够简单。它们以当前持有的头寸为起点，然后对头寸分组或分析基金经理关心的敞口头寸。例如，在一个期货投资组合里，如果基金经理想要看他投资在各种资产类别（股票、债券、货币和大宗商品）的头寸，就可以通过敞口监测软件

来实现。同样，人们可以根据另外一些有趣的特征对金融产品分组，比如价值、动量趋势的势头、波动率等。很多股票交易者监测各种部门、行业、大量的不同市值以及诸如价值型和成长型这样不同类型因素的总敞口和净敞口。他们可能使用专有工具或者使用像BARRA、Northfield这样现成的软件，这些工具都很简单，如何使用它们却是一项艺术。无论模型是否正确，有经验的基金经理都可以识别出他们投资组合里的风险敞口。如果敞口超出了界限，无论界限是以极限值或期望值为基础，这都可以作为模型的一个早期预警，表明模型可能出现问题或者存在其他有问题的市场条件。

赢利和亏损监测工具（profit and loss monitors）同样也很简单。它们也以当前的投资组合为起点，但随后它们着眼于投资组合头寸前一天的收盘价，并将此价格与相同金融产品的市场价格作比较。许多基金经理查看他们策略的日内业绩图来快速、直观地决定这一天将会如何操作。这些工具在防范多种类型的模型风险时也非常重要。如果策略以非预期的方式表现，要么在它应该亏损的时候赚钱，要么相反，则基金经理可以调查这些异常行为的原因。或者换个方式，基金经理可以从中看到那些能够提醒他对表现产生疑问的市场模式。我们在讨论2007年8月各种量化交易策略的业绩时，顺便提到过这个观点，当时日内业绩图在每一笔交易发生时显示出恶化的迹象。我们听说，至少有一名基金经理注意到这种日内模式，结果他快速实施了调查，使得他比大多数基金经理更早地降低了自己投资组合的风险，因此也挽救了他的大部分损失，比那些晚些时候才卖出头寸的交易者损失少得多。

其他类型的赢利和亏损监测工具着眼于如何赚钱或赔钱，而不是判断是否赚钱或赔钱。例如，宽客可以分析他们的策略中已经实现的和没有实现的回报和亏损。许多策略可以快速减少亏损头寸，并且能更久的持有赢利头寸。但是如果一个宽客看见他的策略对亏损头寸持有的时间

比平时更长，或者对赢利头寸卖出的速度比平时更快，这就可以作为一个信号来表明出现的问题，判断是否需要对其进行修正。这种工具经常追踪成功率 (hit rate)，即该策略对给定头寸赚钱的时间百分比。再者，策略的设计者通常了解其交易策略的成功率看起来应该是什么样子，如果出现了对这一度量指标基准值的大幅度偏离，则可以作为出现问题的重要指示。

执行监测工具 (execution monitoring tools) 通常被设计成演示宽客的执行进程。连同交易规模和价格一起，执行监测工具特别显示了哪种订单当前正在被处理，哪种订单刚刚完成执行。限价指令的成交率也被追踪以帮助监测执行算法的性能，特别是在一些被动的执行策略里更是如此。一些基金经理在他们的订单执行监测软件里特别度量和监测了滑点和市场冲击，这样能使他们看到是否能从执行策略中得到他们预期的结果。

最后，系统性能监测工具 (systems performance monitors) 广泛用于检查软件系统和基础设施的错误。宽客可以监测他们技术的任何方面，从CPU的性能或他们自动化进程不同阶段的运行速度，到通信过程中信息往返于交易所的延迟时间。这种监测对发现系统错误和某些类型的模型风险来说可能是最重要的。

小结

量化交易为投资者和市场参与者提供了很多潜在的收益，它用纪律、计算能力、科学严谨性来接受在一个高度竞争的市场中赚钱的挑战。然而，宽客有他们自己要处理的一系列问题。一些问题是量化交易特有的，比如模型风险，但大多数问题是量化交易策略和主观判断型策略所共有的，只是对前者来说更重要而已。例如，同质投资者风险或者扩散风险，

外部冲击风险和市场逻辑变更风险。宽客利用不同类型的工具来监测他们的交易系统和风险，这有助于减缓与量化交易风险相关的赢利下降趋势。

我们已经详细讨论了一个宽客将要面对的挑战，以及宽客如何面对这些挑战。现在，我们将注意力转向讨论市场上那些得到广泛支持的针对量化交易的各种批评。

对量化交易的批评：确保如实记录

计算机毫无用处，它只能给你答案。

——巴伯罗·毕加索 (Pablo Picasso)

在最近以及过去的一段时间里，人们憎恶宽客。1987年，被称为“投资组合保险”的量化交易策略因当年10月的股票市场崩溃而受到谴责。1998年，人们责备量化模型是造成长期资本管理公司危机和金融市场接近崩盘的元凶。然而，公众对量化交易的态度从表示怀疑转变成公开的负面情绪，则有可能是在2007年的夏天。这种情绪可能来自许多不同的原因：有些可能是由于小学时期普遍对数学课的厌恶，有些可能来自对未知的恐惧，还有一些可能来自偶尔一个或几个“黑箱”引起的耸人听闻的市场崩溃。但是实际中存在许多并非大众所知的事情，所以反对量化交易的议论有些完全正确，而有些则纯属无稽之谈。值得注意的是，几乎每一种存在于资本市场中的交易类型都面临一些正确的批评。换句话说，正如其他任何一种交易，量化交易既有优点也有不足。

本章包含了许多大众以及一些我本人对量化交易的批评，同时，我也相应地提出了一些支持量化投资的观点。

交易是一门艺术，而非科学

市场很大程度上是随着公众对信息的反应而发生变动的，并非所有的信息都可以被系统理解，而且，不同的人对于同一信息的理解过程也不是计算机系统可以复制的。假设一个公司的首席执行官被解雇了，这是个好消息还是坏消息呢？一个交易员可能会认为这体现了领导层的不稳定性从而是个坏消息，但另一个交易员可能会说解雇这名首席执行官体现了董事会的明智决策，公司的经营状况可能会因此而变得更好，无论哪一种说法，都不能事先被证明是正确的。所以，那些量化交易的批评者声称，这如何能让人相信可以将市场模型化呢？他们的批评所依赖的基础是，市场最终是被人所推动的，而人的行为是无法模型化的。

这种对量化交易的批评是很落后的看法，不免使人想起那些历史上因为提出了挑战权威的想法而遭到迫害的科学家，比如伽利略和哥白尼。从生产汽车到驾驶飞机再到股票市场操作，人们已经成功地将很多曾经手动的过程进行了自动化并系统化。诚然，人们还有一些用手工去制作不同产品或者提供服务的空间，但是当商业化成为主体以后，我们还是认为自动化过程的效率和一致性要优于手动操作带来的收益和好处。

尽管对人的行为无法模型化这一观点有些不易反驳，但这也不是绝对正确的。想一想，通过量化技术，书商可以准确地猜出你在亚马逊网站上可能喜欢的书，成功地在客户管理软件中采集数据；还有就是，人力资源部门通过量化技术可以决定哪所大学的毕业生是最佳雇员。很明显，就像我们已经讨论过的，试图让电脑回答那些本来不该由它们回答的问题，或者建立一个无法呈现真实世界的模型，总是一件充满风险的事情。但是在很多情形下，量化交易完全可以向人们证明，那些人类通过大脑对一系列结果进行综合从而做出判断的事情，比如从市场交易中获利，计算机一样可以出色地完成。

的确，正如我们已经列举的这些例子所显示的那样，如果完成得好，通过电脑处理的交易策略将在长期展现出非同一般的表现，比如前面提到的艾德·史柯达（Ed Seykota）、文艺复兴科技公司、普林斯顿新港合伙公司（Princeton-Newport Partners）、肖氏公司以及Two Sigma公司等。在最好的例子中，模型几乎就是对真实世界的模拟，而非简单地复制。正如我们无法指望亚马逊网站每一次都能够准确地向我们推荐出我们想要的那本书，我们同样也不能要求量化模型达到完美的程度。然而，就像我们在第2章中已经强调的那些量化投资公司所取得的成果一样，随着时间的推移，精心设计的量化交易策略将能够对市场行为进行充分的预测，以使宽客从中获取可观的回报。

由于低估风险，宽客引发了更多的市场动荡

这项批判既有正确的成分，也有谬误的成分。包括宽客在内的许多基金经理，都面临着我们在第10章中所讨论的基本的模型风险，即提出了错误的问题以及使用了错误的技术。为了使计算出的风险值能够降低到个位数，诸如VaR这样的技术提出了许多关于市场的错误假设。然而，这一目标本身毫无意义。此外，正如在2007年8月发生的量化清算危机中所表现出的那样，宽客低估了大规模的、拥挤的交易策略中所隐含的下行风险。同样，这也是量化交易的根本缺陷所带来的结果。计算机同样也是如此，可以处理那些糟糕的分析框架和过多的假设，并从中得出结果，这些结果有时可能是高度准确的，有时也可能是完全错误的。例如，我可以针对我的财富建立一个模型。假设这本书能够有5 000万的销量，销售收入的50%将归我所有，之后我将这部分收入全部用于投资，每年的投资回报为100%，以复利计息，并无限期地持续下去。通过这个模型，我可以准确地知道将来任何时刻我的财富是多少。然而，我所有的假设

都是值得怀疑的。

计算机的工作并非是去判断我的假设正确与否，所以上述错误将最终归结于我的错误假设。同样，责备一些宽客的原因应该是，他们使用的定量分析模型要么不适合进行风险的测度，要么就是有严重的设计问题。犯这种错误的人绝非只有一两个。事实上，设计VaR的初衷只是满足那些风险经理和银行业监管者对个位数风险水平的偏爱，而不是一项从多方位了解风险从而做出困难而细致的工作。几乎所有领域的决策制定者都普遍地低估了最坏的情况，然后在一次灾难性事件之后又高估风险。这主要是极端的风险事件十分罕见，很难确定他们发生的概率以及风险发生后造成的损失。因此我们认为，对于量化投资低估了风险的论述似乎是正确的，但是我们同样认为，之所以这个判断是正确的，更多的是人类的本性及稀有事件发生的环境所导致，并非量化交易的特有属性。

有人认为，无论如何，由量化分析导致的那部分对风险的低估也得对市场波动的加剧负责，这种想法显然是荒谬的。首先，我们已经在第2章中提出，在大多数时间里，宽客是为了降低市场的波动及无效率的。不管在非常时期及混乱无序的时期发生了什么，我们都不能简单地忽视这一事实。其次，自从人们可以相互交易以来，极端的事件就一直在发生。起初是在股票市场和其他资产市场中出现过极端事件。在量化交易诞生之前，道琼斯工业平均指数就发生过五次大幅度的下跌，每次下跌的幅度都超过了40%，事实上这甚至都发生在电脑得到普及之前。最为惨痛的一次发生在大萧条时期，道琼斯工业平均指数下跌的幅度接近90%，并于1932年才得以恢复。在量化交易成为一股重要力量之前的最后一次市场大幅下跌，开始于1973年1月并于1974年12月探至最低点，跌幅达到45%，直至1982年11月市场才完全恢复。此后，就是2000年3月到2002年10月的大熊市，此次下跌是由互联网泡沫破裂所引发的。在这些造成市

场极度波动并给人们造成持续伤痛的事件中，没有任何一个是宽客造成的。这样的分析也同样适用于其他资产市场。历史上，在证券市场上发生的最近一次最为严重的事件是1998年发生的俄罗斯债务违约事件。这一事件的确使一些量化投资公司受到影响，但它们并非是造成这一事件的原因。不过，正如第10章所提到的，我根本不认为长期资本管理公司是一家进行量化交易的公司。1995年发生在墨西哥和1997年发生在亚洲的问题，同样也不是量化投资行为导致的。事实上，在那段时期，亚洲各国纷纷将矛头指向了金融大鳄乔治·索罗斯。

我们也可以从一个完全相反的角度来看看，宽客们与市场危机的联系是如何的？量化交易中的危机是怎样与市场波动水平及其变化相联系的？我们将聚焦于2007年8月发生的事件，因为迄今为止我们只有一个好例子。那年夏天，就在宽客们遭受痛苦打击的两周时间里，道琼斯工业平均指数的历史波动率的确有所放大。然而，从更长的时间跨度上看，该指数的波动率只是从低于平均水平上升到自1900年以来的历史平均水平。事实上，2007年8月3日至9日，在量化清算危机最为严重的这段时间里，道琼斯工业平均指数反而上涨了将近1.1%，这是很难引起人们恐慌的。用以衡量隐含波动率的波动率指数（VIX）在这段时间里由25.16上升至26.48，不过在四天的时间跨度内，这一变化并不能算得上显著。任何将市场波动性的改变归结在宽客身上的观点，只不过是人们那些令人钦佩的想象力得到充分发挥的结果。其实，政策制定者的决策、诸如战争和恐怖袭击的外部冲击、基本的经济周期以及一般的狂热与恐慌等，这些因素对市场的下行风险以及波动水平的涨落所施加影响的重要性其实更为突出。因此，我们应该就2008年发生的异常事件做进一步的讨论。

2008年的市场动荡

就在我撰写这本书时，全球金融市场正在遭受巨大的外部冲击，此次冲击可谓是自大萧条以来最具有挑战性的一波。股票市场经受了十年来的第二次大幅度下挫，下跌超过40%。世界范围内有数十家银行破产或是被国有化，其中就包括美国最大的五家投资银行中的两家。许多国家和地区的房地产市场价格全面崩溃。许多货币市场基金亏损严重，甚至到了一无所有的地步。美国的许多大型保险公司和抵押贷款公司或者被收为国有，或者寻求政府的救助。冰岛作为一个主权国家实际上已经破产，只得向俄罗斯寻求贷款帮助。为了稳定金融系统，数额上屡破记录的救助计划和多国政府支持的救助措施已经开始实施。据说，时任美国财政部部长亨利·保尔森对美国国会表示“这是全面崩溃的日子”。各种形式的金融活动，尤其是信贷活动处于停滞的状态。我之所以引用这个当前发生的市场动荡事件作为例子，主要有以下两个方面的原因：①评估量化投资是否应该对这场市场动荡负责；②讨论宽客的境况如何。

现在我们依然很难判断，这场始于2007年10月并于2008年秋天开始加速的市场下滑，是否会超过大萧条时期的市场下跌幅度[⊖]。然而，我们清楚是什么因素使我们陷于目前的处境。事实上，正是那些不负责任的银行，它们在没有尽职调查的情况下就向那些不具有贷款资质的消费者提供贷款，而这些消费者的行为又完全不顾自己的现实情况；还有那些完全不具有独立性和客观性的评级机构，它们使上述借贷行为成为可能；再就是监管者的视而不见，他们在某种程度上使时局更加恶化。此外，会计准则上的漏洞、大量的杠杆行为、当事者的极度贪婪与不顾后果、错误的激励补偿原则以及骄傲自负等因素都起到一定的作用。

人们普遍地认为卖空者和对冲基金是这场危机的始作俑者，并且，

[⊖] 现在看来，2008年金融市场的下跌并没有超过20世纪30年代大萧条时间。——译者注

在网络上充斥的各种不负责任的谣言，确实也应该承担部分责任。然而，我并没有看到有人试图取缔这些将谣言传向广大民众的网站。那些传播谣言的人是绝对不值得原谅的。不过，我们还必须明确意识到，试图将注意力从造成危机的真正原因和元凶身上转移，同样也是不负责任的。其实正是这些元凶中的许多人大肆游说监管者取缔卖空交易和对冲基金。

这些障眼法是无法改变事实的。事实上，许多银行确实存在有毒的资产负债表和未公开的巨额亏损，并且对他们所面临的问题一筹莫展。2008年，美国国会通过了总额达7 000亿美元的政府救助计划。然而，大多数专家认为这些救助金只能解决1/3的问题。换句话说，这本身就是一片混乱的地狱，而并非是由谣言驱动的幻觉。为了平息对卖空交易和对冲基金的抱怨，美国证券交易委员会中止了799只金融股自2008年9月19日至10月8日的所有卖空交易。在这段时间内，SPDR金融指数基金(AMEX:XLF)继续下挫了23%。如果再把这期间产生的大约1%的股息考虑在内，情况将更为糟糕。相比之下，在禁令取消及金融公司又可以被卖空的一周后，XLF差不多赶上了10月8日的收盘价。

在市场遭受重创的这段时期，那些宽客的境况又如何呢？事实上，他们过的比大多数人都好。2008年，许多股票投资量化公司处于苦苦挣扎的状态，年损失超过10%。而大多数宽客则通过统计套利、短期交易甚至有些是长期的交易策略，从而获得可观的回报。在量化交易的其他领域，2008年可以算得上是丰收的一年。量化商品交易基金(CTAs)以及其他各种资产类别的短期交易者，都在危机时期有很好的表现。不过既然亏损百分之十几是一个正常水平，那为什么还要认为这些股票投资量化公司的表现很差呢，尤其是与其他的公司相比？在过去10年中，股民投在股市中的财富曾经有两次蒸发了一半。许多大型的、有名的货币市场基金最终走向破产。在我看来，这些都是极端的高风险投资的结果，而与量化对冲基金无关。总而言之，认为宽客们在2008年都为生活而苦

苦挣扎的看法是绝对错误的。

宽客已经不是第一次在动荡时期拥有良好的表现了。事实证明，1998年的夏天以及2000~2002年的熊市期间，在这两次严重的市场混乱中，量化投资的表现也很突出。事实上，对于大多数宽客来说，他们这两个时间段的表现都是很好的，甚至有些人在这段时期取得了个人历史最好成绩。即使在1987年10月的大崩盘中，大多数趋势跟随的量化商品交易基金都取得了骄人的回报率。当然，这并非就表示他们对损失具有免疫力或是可以不受市场动荡的影响。问题的重点在于，在判断风险时，人们对宽客似乎采用了不同于对传统市场和其他对冲基金的双重判断标准。

宽客无法处理市场行情中的非常规事件以及快速的变化

这似乎是至今为止对量化交易最有力的批判。宽客必须基于历史数据对未来进行预测。正是由于这种对历史数据的依赖性，当市场行为发生重大或是突然的改变时，量化投资将会遭到重创。不过值得反复重申和强调的是，除非这种变化十分巨大且没有任何先兆，否则将不会对量化投资产生重要影响。2007年7月到2008年8月的这13个月中，宽客面临了有史以来的最大挑战，即流动性危机以及至少三次的连续剧烈阵痛（见图11-1）。

从图中我们可以看到，自2004年年中至2007年年初，价值型投资表现优于成长型投资。这种趋势在2007年5月中旬产生了扭转，并且在7月下旬加速，这可能就是宽客表现欠佳并走向清算的原因。自2007年5月至2008年1月，市场表现出来的成长型占优的趋势比2007年5月之前的价值型占优的趋势更加明显。2007年秋天，许多量化交易策略针对这个新的市场逻辑进行了相应的调整，因此在接下来的时间里有十分突出的表现。不过，我们还应该注意到另外两个时期，一是2008年1月，二是2008年7

月，这两个时期已在图中用圆圈标出。这两个时期都对自2007年5月开始的趋势反转造成了相当大的干扰，这个趋势是由对价值型投资的偏好转向对成长型投资的偏好。这些反转均发生在价值型投资与成长型投资价差最大的时期。由于宽客是基于市场的主导模式来对市场未来的行为进行预测，因而市场的主导模式发生了反转便使许多宽客尤其是股票投资的宽客，在这两个时期内面临着巨大的下行风险。



图11-1 通过价值/成长间价差表现出的市场逻辑变化

值得注意的是，尽管市场逻辑的变化对绝大多数量化投资策略的影响均是负面的，但也存在一小部分量化投资策略可以顺利地度过这些困难时期。特别地，一些短期策略在长期趋势的反转及恢复过程中实现获利。这些逆趋势的交易者曾经在多次令宽客困难的时期实现获利，但并非全部如此。还有一些投资者，他们在常态时期不采取任何举动，静静地等待大规模混乱的发生，因为这才是他们获利的开始。这种类型的交易被称为“关键时点交易”(breakout trading)。任何资产市场及金融产品

类别中都存在这两种交易方式，不过它们更多地存在于具有较强流动性的期货市场中。

宽客们拥有相同的交易行为

这同样也是一个被普遍接受的观点，尤其是在2007年8月宽客的表现极为糟糕的那段时期。然而，我能十分肯定地说这一论断显然是错误的。我们将从理论和经验两个方面对这一说法的谬误进行论证。首先我们进行理论上的证明。

本书前面已经列出在建立量化投资策略之前宽客应讨论的内容，包括在哪个资产市场进行交易、运用何种金融产品、量化投资分析中所需的数据来源及数据处理方法、交易策略的研发方法、当什么样的现象发生时应该进行交易、这些现象是如何具体刻画的、如何综合各种不同的预测结果、预测的投资期限、投资的构成、风险的定义与管理方法、如何对交易成本进行模拟、投资组合的构建以及交易的执行，等等。在建立交易策略时，宽客有很大程度的自由度。尽管现象的种类并不多，但所有其他待考虑因素均使某种量化投资方法可以与其他量化投资方法区别开来，这些方法只是在表面上寻求同样的市场异常而获利。交易次数依赖于策略的投资期限以及头寸数量而有所不同，有的宽客每年的交易次数可以按百万计数。据我所知，许多宽客在一个交易日内就能进行1万~10万次的交易。正如你所能想象到的，当一年中有数以百万计的交易时，每次交易的细微不同将会得到放大。

此外，充足的经验证据也可以证明这一说法的错误性，这些证据包括头寸数据也包括回报率的信息。在我的公司，对量化股票投资和主观判断型股票投资的账户是分开管理的。一般情况下，量化投资账户持有30%的相反头寸。这一事实与之前认为量化投资都持有相同方向头寸的观

点不符，尤其是考虑到在他们持有的头寸中仅有75%是投在相同的国家。

换言之，不同的宽客在同一国家持有的头寸中，有40%的部分是反向投资。

随着宽客队伍的不断庞大，这一比例也在不断上升。许多研究已经证实

了这一事实。2008年，先是有马修·罗斯曼（Matthew S. Rothman），后是有雷曼兄弟，到现在是巴克莱资本（Barclays Capital），都进行了一项囊括25个最大的量化股票市场中性交易者的研究，研究使用了跨度为一年的投资组合数据。研究发现，他们持有的头寸有近30%与组内其他成员的头寸方向相反。在小一些的公司中，这种相反方向的投资更为显著。

有1/3到一半的宽客有意持有方向相反的头寸。因此，我们很难接受宽客均持有同向头寸的观点。如果事实如此，那么一个宽客持有的多头头寸就不可能是另一个投资者的空头头寸。

对回报率数据的研究结果也与上述一致。由许多量化投资基金经理的日回报率组成的样本中，这些基金经理的平均相关系数为0.03。在252对观测值中，仅有九对观测值的相关系数超过了0.20，要知道其中一些数据甚至追溯到了1997年。在2008年9~11月危机最为严重的时期，这一相关系数仅为0.05。相比之下，八个HFRX对冲基金指数的日回报率之间相关系数的平均值为0.21，这些对冲基金的风格包括从风险套利型到宏观策略型的各种风格，在28对观测值中有11对的相关系数超过了0.2，五对观测值的相关系数甚至超过了0.4，其中股票对冲基金与事件驱动型对冲基金之间的相关系数最高，达到0.81。

对月度回报率数据的分析也得到了同样的结果。通过对53个量化股票市场中性交易者至少25个月的历史回报率的分析，我们发现平均相关系数为0.13。值得注意的是，我们并未将量化期货交易包括在样本中，否则我们测算出的相关系数将会更低。相比之下，22个HFRI对冲基金指数的平均相关系数为0.48。这个指数不包括广义的HFRI对冲基金和基金中的基金指数，也未将做空基金包括在内，但是覆盖了从宏观型对冲基金

到专投不良债权型对冲基金。这些数据均挑战了“所有宽客的交易行为都是一样的”这一论断，而且也让我们对如何创建量化交易策略有了基本的了解。

长期中仅有少数规模庞大的量化投资基金才能兴旺发展

我曾经听到许多长期观察量化投资领域的人反复引用这一观点来抨击量化投资。乍看之下，这一论断还是很有道理的，那些大型的、资本雄厚的量化投资基金往往可以向“黑箱”中注入最多、最好的资源，其中就包括数据及执行数据所用到的各种算法，并能够在与服务供应商的谈判中为自己争取到更多的有利条件。在此前提下，人们自然而然地就会认为这些大型投资者的长期表现要优于那些规模较小的投资者。最终，规模较小的投资者由于不佳的业绩或是投资者之间的摩擦而逐一倒下。此外，这些表现突出的大型宽客逐渐用自有资金取代了投资者注入的资金，这使得渴望投资于这些量化投资基金的投资者陷入了两难困境：是应该将资金投向那些规模较小的量化投资基金并追随他们到最后呢？还是在可能的情况下将资金投向一些大规模的量化投资基金呢？由于这两种观点都不足够吸引人，所以干脆就避开这一领域。

理论上，这个批评及其推论还是很有意思的，不过它忽视了量化交易中许多重要的事实，因而得出了错误结论。第一，2007年8月到2008年年底这段历史已经清楚地告诉我们，管理庞大的资金量并非总是件好事。在压力积聚的时期，重新调整这样一个庞大投资组合的交易成本是极其高昂的。换句话说，就是在获得规模的同时牺牲了灵活性。

第二，对于规模庞大的基金来说，全部采用那些吸引人的投资策略是不可能或是不实际的，因为这些投资策略能够进行有效管理的资金规模是很小的，因此不值得他们付出这样的努力。例如，规模庞大的量化

投资基金几乎不在澳大利亚和中国香港这样的市场中运用统计套利，因为它们根本就不能在这些市场中投入足够的资金。在任何市场中，高频交易的获利能力也是有限的，因此在大型宽客的投资组合中鲜有这样的交易行为。

第三，事实上有证据证明，较小规模对冲基金的表现要优于大型的对冲基金。¹一些观察家认为，这在一定程度上是因为那些较小规模对冲基金的基金经理多半没有名气，因此更渴望快速获得成功，而那些已经功成名就的基金经理则容易变得自满，也不如原来积极。不管怎样，始终没有一个特别好的理由使我们相信：任何一个小型交易者相对于相同策略的大型交易者所面临的资源短缺问题，给宽客带来的阻碍就会比给主观判断型交易者带来的更多。正如一位小型主观判断型交易者所说：“当经纪人获得了关于一家公司的有用信息时，他显然不会第一个通知我。我只有通过自己的努力来寻找那些有用的信息。”也就是说，尽管有证据证明，比起那些管理着规模庞大资金的基金经理来说，较小型基金经理的表现更为突出，我们仍没有理由将小型的宽客与小型的主观判断型投资者区别开来。他们都面临着那些大型机构所不曾遇到的问题，并都试图寻找解决方法。

第四，较小规模基金的基金经理往往将精力投入到那些他们最为熟知的领域。然而，大型投资基金的资产规模则要求基金经理采用更加分散的投资策略，因此会涉及越来越多的基金经理并不擅长的投资领域。大多数成功的交易策略多多少少都会限制其资本的获利能力，因此渴望成功的大型交易者必须同时采用其他交易策略。但比起那些已经为大型投资基金带来丰厚回报的投资策略，其他这些策略可能存在明显的不同。正如长期资本管理公司和Amaranth公司，还有其他一些成功的大型对冲基金，比如肖氏公司、卡克斯顿（Caxton）和基金堡垒（Citadel）的例子。虽然其中一些基金比其他基金更善于运用高度分散化的投资策略，不过

并没有证据完全支持大型的采用复合型投资策略对冲基金的回报一定会更好。

最后，决策者的良好判断力以及所采用的合理可靠的研究过程，是决定绝大多数量化交易策略成功与否的重要因素。因此，一名掌握了重要的应用科学知识、丰富的交易经验、具有理性判断力的优秀宽客的价值超过了数十位缺乏这些品质的博士。我们将在第12章中具体说明这个问题。

我有很多第一手的、合理的并且引人注目的证据证明，一个由小型宽客所组成的团队可以同一个大型的量化投资基金经理相抗衡，且获得同等的投资回报水平。有大量的宽客，他们虽然算不上是最大规模的宽客，却掌握了相当充足的资源来解决许多那些最大规模的宽客所能想象到的高级问题。例如，虽然规模最小的公司的主要数据来源依然是数据供应商，但一些表现不错且规模一般的小型宽客，实际上是自己进行数据收集和处理的。而此前，人们普遍认为只有最大规模的公司才能做到这一点。总而言之，不管从理论上还是从经验上看，鲜有证据支持只有最大规模的宽客才能够存活的观点。

当然，这并不意味着最大规模的公司就没有它们的优点。我们在论述这个问题伊始就列出了它们的优点，且这些优点依然是有效的。不过那些支持大型量化投资基金的论据并非无懈可击，支持较小规模的量化投资基金的论据同样有力。规模较小的量化投资基金带来的好处之一就是在数量上的优势，它使投资者的选择空间更为广阔。

量化投资中存在数据挖掘过失

在金融界，数据挖掘可谓臭名远扬。事实上，它的另一种说法，即过度拟合才应该是人们批判的对象。我们曾在第6章讨论了两个主要的科

学框架，其中数据挖掘正是一门经验科学。人们普遍认为，数据挖掘技术是运用规模庞大的数据从而获得发生了什么方面的信息，而不太重视引起事件的原因。这是数据挖掘与理论驱动型科学的最大不同。为了保证他们可以正确预知将来会发生的事情，理论家只对事件发生的原因感兴趣。然而，正如我们前面已经知道的，理论家也是通过对历史数据的归纳，再来寻找用何种理论解释已经发生的事件。这是一个分界线，这个分界足以阐明成熟的经验科学和成熟的理论科学之间的有效差别，但是这种差别是否真正存在，我们并不完全清楚。唯一可辨别的不同是，在理论科学中人们往往是力求得出对别人来说似乎也还合理的解释，而在经验科学中分析数据的方法才是研究的主要问题。也就是说，几乎所有的人都会或多或少地进行数据挖掘，这是不成问题的。若不是有数据的支持，就不会有人说价格便宜的股票的表现优于价格昂贵的股票。如果数据明显与该说法背道而驰，就不会有人信奉这是一个有效的投资策略。

在更加广泛的经济和社会领域的许多行业中，对数据挖掘的运用都是十分成功的。在国防行业中，数据挖掘广泛应用于对恐怖分子的防范。相信你肯定听说过，为了获得对预测以及阻止恐怖袭击事件有帮助的信息，美国政府详细调查了数以百万计的电话和电子邮件。政府并非是雇用专门的人员监听每一个电话记录，或者在计算机终端前阅读每一封邮件，而是清楚地定义了何种模式更可能隐含潜在恐怖活动信息，并运用计算机算法进行识别。

本章我们已经给出了一些成功运用数据挖掘的例子。在已知你过去的购买行为和浏览历史的前提下，亚马逊网站运用数据挖掘可以向你推荐你可能感兴趣的图书。通过对商务接洽的数据挖掘，CRM分析软件包可以帮助企业在每次商务接洽中，使销售人员将精力集中到最有利可图的客户身上，而不会在那些不太可能带来太多利益的潜在客户身上花费

太多时间，从而实现利润最大化。人力资源部门基于对工作能力和工作质量的评测来判断员工的“优秀品质”，并使用数据挖掘工具识别出哪些大学的毕业生更能成为最佳雇员。同样，科学家也在大量地使用数据挖掘技术，尤其是在基因学这一领域。基因学研究某个具体的基因与人类健康和行为之间联系的基因图谱信息。因此，鉴于数据挖掘在许多社会科学和自然科学领域中广泛且成功的应用，认为数据挖掘技术不能被应用于市场数据上的说法，未免太缺乏公正。

过度拟合完全是另外一回事。模型的过度拟合意味着研究人员试图从数据中抽取过多的信息。一个足够复杂的模型是可以完美地解释过去的。不过，一个由过分复杂的模型而得到的对过去的完美解释，与未来又能有多大关系呢？答案是，完全没有。想象一下，如果我们发现每当美联储宣布利率决议时，标准普尔500指数就会在这一期间平均下降1%。不过这只是观测到了少量美联储的通告，而这些通告恰好无一例外都是宣布利率上调的。如果过度拟合，我们就会得出以下结论：美联储的每一次通告都是负面的信息。只要未来美联储的通告依然与过去的通告保持一致，那么这个结论就始终正确。然而，如果美联储下一次的通告宣布下调利率，那又会怎样呢？如果采用的投资策略是从只包含利率上涨数据的样本中总结出来的，那么该投资者则很有可能赔钱。因此，对于数据的过度拟合，我们应该给予足够重视。

再比如，作为一个实验，我在亚马逊网站上注册了一个新账户，并随意点击了一些我感兴趣的图书。在我的原有账户中保存有大量的真实记录，而这个新账户中的记录则不超过20个，且都是在各个目录下随意点击的。因此，我得到的推荐书目并不如我在原有账户中得到的推荐书目那么理想。我在新账户中得到的推荐书目就很可能存在过度拟合，而在原有账户中就不太可能出现这一问题。

本来我们需要大量的数据来估计模型中的参数，而过度拟合则无视

这一基本事实。它试图在有限的数据基础上解释大量的问题，这对于已有的数据规模来说是不现实的。这些模型很好地与过去的行为协调一致，不过当未来的行为并未按照过去的模式继续时，模型就会宣告失败。在量化金融领域，过度拟合带来的必然结果就是赔钱。毫无疑问，当我们发现过度拟合问题的存在，就应该采取相应的措施予以消除。实施数据挖掘的宽客或许会犯过度拟合的过失，不过认为所有的宽客都过度拟合了模型，这种说法显然是粗略的并且是错误的。我从数据挖掘的策略中发现一个有用的经验法则，即相较于较长投资的投资期限，较短投资的投资期限策略往往更能经受得住数据挖掘的检验。

首先，这是因为将投资的投资期限缩短，就会获得越来越多的可供分析使用的观测值。如果我们采用了某种投资策略，其投资期限为一年，那么我们就要等待上百年时间来获得充足的数据以对它的回报情况进行统计分析。相反，如果我们采取了这样一种投资策略，它的投资对象是美国的股票，每次持有头寸的时间为一分钟，那么对于每只股票来说，一天之中就有390个交易数据，因为每天的交易时长为390分钟。一年下来就大约有100 000个交易数据，因为一年有250个或260个交易日，每个交易日的交易时长为390分钟。如果我们交易了1 000只股票，那么每年我们就可以获得1亿个观测值，由此产生了庞大的数据规模可供我们挖掘。记住，当所使用的模型相对于可供使用的数据数量来说太过复杂时，就可能会产生过度拟合的问题。当模型的复杂程度既定时，可供使用的数据越多，则出现过度拟合问题的可能性就越小。

其次，在非常短的投资期限内，理论家还不能对人们的交易行为做出清楚的解释。一个实用的指导方针是：对于持有头寸的时间不超过一天的投资策略来说，数据挖掘是相当有用的；对于持有头寸的时间为一周的投资策略来说，应采用数据挖掘技术与合理的市场理论相结合的投资方法；而对于那些有意持有某项头寸数月甚至数年的投资策略来说，

依赖于数据挖掘技术进行投资决策似乎就不是那么可行了。

过度拟合的模型并不仅仅是一种书本上的可能，而是存在于一些宽客的真实交易行为中。不过，正如不能仅仅因为一些人很可能会进行过度分析而干脆放弃分析一样，我们也不应该仅仅因为有些人可能或是容易产生的不良行为而马上否定量化模型甚至是数据挖掘。

小结

量化交易并非万能，有些宽客的行为的确就与本章所提及的部分批评甚至是所有批评相吻合。一些宽客做了所谓的科学的研究，却低估了风险，当市场行情发生突然变化时只能以亏损收场；一些则采用那些陈腐且被大量运用的投资策略；还有一些则在极为有限的数据规模上过度拟合了他们的模型。不过，这些指责中的大多数也同样可以用来批评主观判断型交易者。通过妥善地运用量化交易策略，投资者不仅可以获得出众的风险调整后回报，同时还可以受益于大量的分散投资所带来的好处。

那么，什么才能称得上是好的量化交易呢？我们将在下一章中对这一问题进行深入的讨论。下面，让我们简要回顾一下本章的主要内容：宽客必须注意不要成为虚假精确度的牺牲品，尤其是在风险管理方面。在书面报告中出现描述风险的数字，不一定就是准确并有可靠来源的。宽客必须意识到市场中存在的各种关系，并要具体了解他们投资于何种资产，这些资产在投资组合中是如何配置的。这样，即使是经历突发的市场逻辑变化，他们仍然可以把握住自己的投资方向。为了降低那些普遍存在于不同量化投资模型中的风险，宽客必须进行有关阿尔法模型的创新性研究，并彻底冲破“黑箱”的限制。最后，在运用数据挖掘时，我们既不能对手中持有的数据规模过于自信，也不能过分相信历史数据对未来的预测能力。

评价宽客和量化交易策略

如果你有博士学位，那么评价成功人士的失误之处，可能让你谋生立业并且生活安逸。

——纳尔逊·阿尔格伦 (Nelson Algren)

本章我们将讨论评价量化交易策略和宽客的方法，这些方法可以用来分辨策略的好中差。就像我们曾经在本书中提到的，量化交易中有很大一部分工作都是非常类似于主观判断型交易的。宽客的工作类似于公司CEO或者其他涉及资源分配职务的工作。就这一点而言，本章的框架也可以很成功地用来评价那些决策者的工作。事实上，我培训过的使用宽客评价方法的某位仁兄，在信贷市场上也使用过该方法，现在还使用相同的方法来构建一个框架，用以评价不同公司及其发行债券的优点。

对于评价宽客的投资者来说，面临的第一个挑战是如何刺探那些关于宽客所使用策略方法的秘密。尽管量化交易经常是保密的，我却有与众不同的经历。在我曾经评价的数以百计的多数宽客中，他们都很乐意回答我所提出的大多数甚至全部的问题。造成差异的原因是场所，即是不是在我公司里提出问题，也有些原因是我们提问的方式以及我们怎样处理那些从宽客获取的信息。在下一节中，我将描述我们与宽客访谈所

使用的主要方法。

宽客评价者使用这一节中描述的技术有两个目标。第一个目标是了解这个策略本身，包括面临风险的种类和回报的来源。这是非常重要的，因为当投资者投资于给定的量化交易策略时，对策略的了解将告诉投资者他将拥有什么。第二个目标是在量化交易评价中评判宽客到底有多优秀。在很多方面，一个量化交易的团队非常像汽车生产厂商的发动机制造团队。这个团队能够制造出一个非常棒的发动机，但是随着时间的推移，这个发动机也必须要改进。随着时间的变化，这个发动机也许需要重新设计，或者是需要设计不同的发动机来适合不同的汽车。确定这个团队是否有技术可以重新设计发动机，或者改进和设计新类型的发动机非常关键。所有分析宽客的各个要素，最终都致力于帮助评价者回答这样一些问题：为什么我要相信这个特殊的团队？为什么要使用这个特殊的策略？这个策略最终会赚到钱吗？在对冲基金行业的专业用语中，什么是这个基金经理的“优势”？这些问题正是评价任何交易者最核心的问题。

如果投资者发现这个团队和策略值得投资，那么随后他必须确定这些人士是正直的。毕竟只有技术掌握在善良的人手中，才是一件好事情。在此，我简要地说明怎么判断一个交易者是否正直，尽管这并不是量化交易评价的中心问题。最后，我将根据本书的框架提供一些关于投资组合构建的简要想法。

收集信息

人们怎么深入了解量化交易的特性呢？量化交易因为它们的秘密和神奇而闻名于世。很多量化交易的技术其实来自经验和诀窍，而不是来自数学的优势。有一本十分精彩的书叫做《审问者》(*The Interrogator*)，

作者是雷蒙德 F. 托利弗 (Raymond F. Toliver)。从该书中我们可以学到很多有用的经验，帮助我们明白怎样从宽客那获取信息。¹ 这本书的主人公是汉斯·尤阿希姆·沙尔夫 (Hanns Joachim Scharff)，这位第二次世界大战中纳粹德国的空军审讯官主要负责从击落的盟军飞行员那里收集信息。他没有使用任何体罚和心理压迫手段，而是使用了三个最重要的工具：建立信任、专业知识以及可以追踪和恢复信息的有条理的逻辑系统。

在细说沙尔夫的手段之前，我想要声明一点，我既不是战争和审讯的狂热分子，也不是企图把投资者和宽客之间的关系比做类似于审讯官和受审者之间的关系。但是我认为，有一点是共同的，即后者的教训可以让前者知道，一方不情愿提供的信息反而是其他人所需要的。

沙尔夫使用的第一个手段是很好理解的。他与他审讯的飞行员之间建立了信任关系。事实上，在战后沙尔夫和很多飞行员继续保持了友好的朋友关系，并且他们普遍都很尊重和喜爱沙尔夫。在量化交易领域，信任部分是来自关系的建立，但是更大部分是和采访人的行为有关。如果一个投资者向一个宽客询问了一些敏感信息，而且他既没有讲话的艺术，又喜欢讨论其他宽客是怎样的，那么这个受访宽客当然不会也不应该相信这个投资者。毕竟，这个宽客告诉他的一切信息很有可能会在这个行业内传开。在我的公司，量化交易基金经理的策略是当做最高机密的。经常有宽客会问我们其他宽客是怎么做的，我们的回答经常是也一定是这样的：我们不会讨论别人做什么，也不会讨论那些咨询过我们的宽客在做什么。不过，我们听说过很多故事和一些真实的例子，反映出有一些投资者和基金经理把一些宽客专有的策略传遍了整个行业。

第二个从《审问者》中学到的经验是，当一个人问你问题时，他可能已经知道了部分答案，这时是很难保守秘密的。举例来说，沙尔夫知道基地一个飞行员家里的宠物狗的名字，还知道这个飞行员几乎所有同

事的名字。他在每一次审讯中的目标就是要知道有关这个受审者和他们行为的信息，哪怕是一点点也好。受审者此时会麻痹大意，认为自己没有必要保守秘密，因为审讯官已经知道很多信息了。尽管这并不一定会导致和盘托出，但至少会让审讯官从受审者那里一点一滴地慢慢得到很多有价值的信息。因此，不需要问任何特定的量化交易策略，我们同样也可以知道大量的量化交易策略信息。这个事实帮助投资者了解量化交易，而不必一定要了解宽客的专门信息。比如，在本书里，我们列举了宽客可能使用的多种方法的一个提纲，这里面没有哪些信息是某个交易者的专利。任何一个希望成功的宽客都已经了解本书中的大部分内容。从某种意义上说，本书提供了一个宽客所使用方法的菜单给你，他们可以选择的方法大部分都在这个菜单上，其实这也揭开了宽客的大多数秘密。投资者在这个菜单上可以了解到宽客选择的那些方法，以及他们做出这样选择的原因。从中我们可以了解某个宽客所使用的阿尔法模型的类型，包括阿尔法模型究竟是相对的还是绝对的，宽客的交易速度有多快，交易什么样的金融产品以及在哪个国家和地区交易，并且还可以知道投资者所冒的风险。这些信息对于建立多样化的投资组合都是必要的，当然对于实际实施也是足够的。

第三个也是最后一个从《审问者》中学到的经验是，信息需要组织和整理。审讯官最大的努力是为了得到新的信息，但是对受审者提供的信息质量进行评价也是重要的。沙尔夫的团队建立了一个使用索引卡片和卡片目录文件的复杂的、相互关联的数据库系统，要知道这可是在电脑还未发明之前。当他们得到一条新的信息时，他们会整理信息，与文件中其他的相关卡片联系起来。比如，如果他们知道了美国基地的某个飞行员的名字，他们会给这张卡片做标签，联系相关的其他信息，这些信息包括其他来自这个基地的飞行员。使用这个方法，当他们审讯一个飞行员时，他们手上就有一个包含了不可思议的广泛细节的档案，而且

很有条理性，也很容易使用。我们现在有强大的电脑和数据库系统可以使用，使得这类工作简单了很多。

保持信息的条理性也能促进深入了解专业知识，并且对发现一个量化交易团队随着时间推进而表现出的“优秀品质”也是非常有用的。比如，如果你每隔三个月询问一个宽客一些问题，比如，在做什么类型的研究，在这三个月里向模型中增加了哪些新的部分等，你应该能够看到一个理性的生命周期，表现出重复稳健的研究线路和随时间而不断改进的策略。如果某个过去并不在研究列表中的模块突然出现，这可能是研究中马马虎虎的证据。当拜访一个宽客的办公室时，请求看看他此前使用的或者开发的已经讨论过的多种工具和软件，这是非常有用的。但是要明白，如果你要求看一些特别的东西，那么从一开始你就必须认真管理有关这些工具和软件性质的信息。

评价量化交易策略

在我评价和建立量化交易策略的这些年，我发现了一个非常有趣的事，其实在很多方面宽客所做的工作都类似于任何一个投资组合经理，或者任何一个CEO，抑或任何一个资源分配者的工作。毕竟，无论是时间还是金钱，资源都是有限的，所以必须投资到可以创造最大利润的地方。这个投资资源的过程包含六个主要部分：

- ▶ 研究和发展策略；
- ▶ 数据来源、收集、整理和管理；
- ▶ 金融产品的选择和结构安排；
- ▶ 构建投资组合；
- ▶ 执行；
- ▶ 风险控制和监测。

可以发现，这些行为都近似于一个“黑箱”的各个模型，以及围绕这些模型的架构和维护方面的各种活动。宽客为了建立一个正确的交易模型，都需要有序安排所有这些。我们前面已经提到了一个关于电脑的问题，即人们有可能疏漏的地方，电脑也一样考虑不到。宽客的交易程序随着时间而不断改进，它们必须和投资组合经理一样设法解决那些无数决定。在主观判断型基金经理的行为中，投资过程中一些很重要部分经常在缺乏分析的情况下被忽略掉，经常采用想当然的方法。

我曾经访问过很多主观判断型股票投资者，他们可以编一个很长的故事来解释他们为什么持有这个股票的多头，或持有其他股票的空头。但是当问起他们怎样决定这些头寸在投资组合中的规模时，他们的回答往往都是无意义的，都是缺乏深度的思考和分析后随意给出的。

评价基金经理必须完全考虑到方方面面。宽客一般都愿意回答关于技术方面的问题。下面有一些例子是关于我问宽客的问题。

► 研究和发展策略

- 你怎样提出关于量化交易策略的新想法？
- 你怎样测试这些想法？
- 你用什么来判断一个策略是否有效？

► 数据来源、收集、整理和管理

- 你使用什么样的数据？
- 你怎样储存数据，选择这种方法的原因何在？
- 你怎样整理数据？

► 金融产品的选择和结构安排

- 你的阿尔法模型是理论驱动型还是数据驱动型？
- 你选择的是哪一种阿尔法策略（例如趋势型、回复型、价值型/收益型、成长型或品质型）？

- 你采用的是多品种的相对投注还是单品种的绝对投注？
- 如果是相对的，相对均值是什么？
- 投资期限有多长？投资范围是什么？
- 你怎么组合不同的阿尔法模型？

► 构建投资组合

- 你怎样构建一个投资组合？
- 你的头寸限额是多少，为什么那样设置？
- 你构建投资组合时输入的是什么？
- 你构建投资组合想要达到的目标是什么（即什么是你的目标函数）？

► 执行

- 你使用的是哪一种交易成本模型，以及为什么选择这种交易成本模型？
- 你是怎样执行交易的，是人工执行还是算法执行？
- 关于你的订单执行算法，你用哪种方式构建它们（是明单还是暗单，是主动的还是被动的）？

► 风险控制和监测

- 你的风险控制模型考虑到什么因素以及为什么考虑这些因素？
- 你的各种风险限额是多少，为什么这样设置？
- 在什么情况下你会干预自己的模型？
- 你在运行过程中监测什么？

这些只是我问过的数以百计问题中的很小一部分，如果宽客宣称这些问题的答案是有专利的，那么我不会简单地接受这个回应。我会进一步尝试弄清楚，为什么他会认为这些答案是有专利的，并且我还会尝试让他明白为什么我必须知道这些。我遇到的多数宽客都会认同投资者尝

试了解一个投资组合头寸敞口的行为，因为这有利于投资者判断宽客是否能够胜任他的工作。这就回到了如何建立信任，了解这个领域的知识，以及有组织的管理信息等问题。就像我曾说过的，我们很容易知道宽客做出选择所需要的备选菜单。我很肯定，在这本书中我并没有泄露任何有关专利方面的东西，因为备选菜单都是大家所知道的，也就是如本书中所描绘的那些。宽客一般都不会说他们不能泄露他们是如何在这个菜单中做出选择的。

其实投资者用来了解量化交易策略的可用工具远不止一个，从量化交易策略的历史回报中也有踪可寻。想象一下，问过我在上面所列的那些问题之后，投资者知道了宽客使用不同的金融产品建立了一个趋势跟随策略，并且平均持有期限是六个月。当长期趋势出现了，这个策略会表现很好。当长期趋势反转，那么投资者就会看到这个策略表现很差。换句话说，这个策略的回报状况可以佐证投资者通过上述问题而得到的看法。

评价宽客的才能

如果我在这本书中需要强调一些什么，那就是评价一个宽客要尽可能了解他所建立的策略。相对于量化交易策略，评价宽客在这个领域中的能力和经验更为重要，但是说起来简单做起来难。本节的要点就是介绍一些可以用来评价宽客水平的工具。

从事开发和管理量化交易策略的人员应该是训练有素的。团队中至少有一些成员应该具有与正在执行的量化交易策略有关的大量实战经验。经验会帮助人们做出判断，特别是在有大量细节和陷阱的研究和交易的情况下。普遍的观点是，宽客应该在分析中小心和谨慎，并且保持一种谦逊的态度对待自己预测未来的能力。量化交易中还有一些值得考虑的

问题，比如说被污染的数据和持续的竞争。一个好的宽客不会低估这些挑战。事实上，对于那些没有专业技术的人来说，评价一个科学家是否具有较高水平并不是那么简单的事。同样，要想做出准确的评价，投资者需要依赖宽客的资格、经验、名声、成功的历史记录和投资过程分析等方面的信息。尽管有很大的工作量，但是对那些想要干的人来说，这也是可行的。

我所知道的评价宽客能力的技巧之一就是，在他的投资过程的一些领域挖掘细节。为什么？人们普遍认为，细节决定成败。如果一个决策机制被证明是有缺陷的，那么长期来看量化交易基金经理成功的希望也会很渺茫。因此，对于分析投资过程和它所扩展的六个部分，最重要的是需要集中了解宽客在做什么，以及为什么宽客要这么做。正如我们在本书中已经讨论的，许多宽客使用的方法都是有效的。动量策略和均值回复策略都是有效的，尽管它们相互矛盾。绝对阿尔法策略和相对阿尔法策略也都是有效的。虽然了解交易者在做什么是最重要的，但是了解他为什么这样做才能明白他的判断、进程和未来成功的潜力。

宽客建立策略的每一个决定，都是使他不同于其他人的潜在因素，也是未来成功或失败的根源。这似乎就是常识。许多宽客有很多头寸，经常是数以千计，并且他们还持有经常调整头寸的策略，从每几分钟一次到每几个月一次。举个例子，如果5 000个头寸每星期换手一次，这表示了每年将有260 000次投注。现在假设有两个相同的股票市场策略交易者，交易者A和交易者B，每人管理5亿美元。他们使用相同的策略，甚至细节都相同。对于管理的每1美元，他们持有市值为2美元的多头头寸和2美元的空头头寸，所以每个交易者都有一个20亿美元市值的投资组合，假定他们每人每年有10%的回报率。每天换手投资组合的20%，或者每天换手4亿美元的资金量。现在如果交易者A加快交易执行速度或者改进交易成本模型，抑或改进阿尔法模型，从而优化了他的管理能力，使得相

比以前他可以每1美元多赚0.01%的回报，这将导致交易者A的年回报率增加到12%。这每年20%或者1 000万美元的利润，远比交易者B要好，并且随着时间的增加，复利效应会带来巨大的差异。尽管一些宽客会犯一些高水平的、明显的错误，但是对宽客的评价常常取决于其在细节方面的决策。

细节方面非常重要的另一个原因是，我们对市场变化的预测能力很弱。宽客预测对的概率只比犯错的概率高那么一点点，或者说，他们在交易中赢得的只要比输掉的多一点点，就能保证他们的利润。所以，随着时间的累积，影响赢率的决定，或者赢的头寸的交易规模相对于输的交易规模的不平衡，也会显著影响结果。

最后，如果在你的抽查中，宽客对一些领域的细节方面也能有深入和周全的考虑，那么有理由相信，他在量化交易过程的其他领域也极有可能会深入考虑。这些将增加他在未来成功的概率，因为就像我们曾经提到的那样，严谨是量化交易成功的关键因素。尽管这已经显而易见了，我还想再啰唆几句以使这个事实更加清楚明了。一个宽客拥有物理学博士学位或者其他学位，并不是资格或能力的象征。许多聪明和成功的宽客并没有很高的学位，也有一些量化交易的重大失败者也曾获得诺贝尔奖。

如果说关注量化交易策略细节有什么缺点的话，那就是细节经常不太可能泄露给投资者。我们在“评价量化交易策略”一节中讨论了一些高层次粗线条的话题，也许这方面的讨论相对是没有争议的，但是关于细节的讨论并不止这些。我在前面已经提到过，是否注意细节经常是区分中等水平宽客和优秀宽客之间的界线，而且这些细节也比数学技巧更有诀窍。所以，宽客通常都会对细节方面有所保留。即使交易者提供他们交易的细节，投资者也必须有足够的知识和经验才能对他们进行评价。换句话说，尝试通过细节来猜测一个宽客的策略需要大量的实战经验，并且，我除了要求我的交易员有经验以外，我也能够从对他们的评价中获取经验而受益。很多事情乍一看似乎很有道理，但其实并不奏效。举

个例子，一个宽客付很多钱给一个数据供应商以得到整理好的数据，但这并不意味着这个宽客实际上只依靠这些数据的整齐程度。对那些评价宽客的非量化交易投资者而言，可取之处是在评价和尽职调查过程中需要有完整而强大的信息管理能力。

优势

评价包括宽客在内的投资组合经理，关键性的因素是要关注他们的优势。我们定义的优势是指可以增加投资组合经理成功的概率。优势有三个共性的来源：投资过程、缺少激烈的竞争或者是一些结构性的因素。在谈到投资和交易时，优势是不同于相对的竞争性优势的。交易者可以完全没有一个竞争者，但他还是有可能输钱。我们已经不止一次看到这种情况了。投资者的优势更多的是内在的或绝对的，而不是表现为比较优势上的。当然，竞争也是关键因素，因为在过度竞争的情况下，即使一个好的想法加上有效的执行力，也仍有可能赚很少的钱甚至是亏钱。然而，平庸的策略在缺乏竞争的情况下也可以赚到大钱。同样，人们还必须确认交易者优势的持续性。如果这个交易者没能与时俱进，那么当这个世界发生变化或是竞争加剧时，今天给交易者带来成功的机会明天可能就会带来失败。

一个投资过程的优势必须来自我们前面列出的投资过程的六个部分。通常情况下，当问起一个主观判断型股票交易者的优势时，我们通常会听到他说“选股”。注意，这里仅仅描述了这个投资者的行为，并没有证据显示出他在哪些方面擅长这个行为。人们必须深层次挖掘那些导致交易者宣称他们具有某方面优势的原因。对于一个宽客来说，投资优势很多时候来自研究或者数据获取与整理中的经验和技能。这是因为研究的质量和发展过程决定了投资选择、模型结构、投资组合的构建、执行和

风险控制。如果一些模型并没有被好好地研究，那么交易者在这个方面几乎就没有优势。研究方面的优势来自优秀的人才和进程，但是在金融市场中想要成功地研究，实际经验同样非常重要。换句话说，必须要有优秀的人才和为这些人才所用的很好的进程，同时，不管是在哪种情况下，经验也都是必需的。

虽然我在前面已经描述了怎样评价量化交易公司的交易者，但是还有一事值得一提。交易者在逆境中的表现，对于了解他的优势和优势的持续性非常重要。这个时代，单纯靠简单的模型是赚不到钱的。经常会有宽客在面对其基金损失时采用次优的方法，他们的下意识反应常常会毁掉这个策略的所有优势。处理逆境的正确方法，首先要有好的监测工具，这可以使宽客及时发现问题，那么在解决问题时就不至于恐慌。虽然交易者仅仅有了好的监测工具并不一定就有优势，但是不充分的或者是糟糕的监测过程常常会使交易者容易错失潜在的优势。

在研究方面，我们可以看到一些高质量进程的特点。高质量进程应该是严格的、多产的，并且可以有效地把模型从研究阶段转化为产品阶段。许多量化交易模型最终衰落并变得平庸，成功的持续性的研究必须在交易策略实施中得以实践从而保持领先避免衰落。研究进程也应该处理过度拟合和前视偏差的问题，评价者在评价量化交易时应该关注交易者是怎么考虑和处理这些关键性问题的。最后，这个进程应该大致遵从科学的方法。在评价宽客时，了解他的策略中所包含的成分以及选择这些成分的原因是很有用的。如果一个基金经理说当市场反转10%时他会轧平头寸，你可以问他为什么是10%而不是5%或者50%。如果一个宽客说在特定的市场上使用趋势跟随策略，你可以询问他为什么选择的是趋势跟随策略，怎样定义这个策略，以及为什么在这个特定的市场使用而不是在其他的市场，或是简单运用到更多的市场上。这些细节问题将有助于你深入了解那些基金经理是怎样开发整个投资策略的。

信息优势来源于专有的、可以访问的某些类型的数据。在本书的前面，我们已经给了一个例子，有关公司使用从手机上发出的GPS信号收集地理定位数据从而得到更多的实时宏观经济指标。如果这些数据证明是有用的，它们就可以使用这些信息进行交易，因此有了信息上的优势。但是在这个科技快速进步和规制的时代，很难有持续的信息优势。通过高水平的信息收集、整理和存储能力来建立优势是可能的。评价者可以询问交易者从哪里得到数据，怎样整理数据、怎样存储数据以及为什么选用这个特定的方法。他们的回答可能是经过深思熟虑的，也有可能是草率的。

还有一种信息优势非常类似于缺乏竞争而获得的优势。但是，缺乏竞争在长期中并不存在。经济学中老生常谈的一句话是，哪里有高于平均的利润率，哪里就会吸引越来越多的参与者进来竞争，从而导致利润率减少，直至达到正常的利润水平。这种现象至少在两个量化交易领域已经发生，即量化多空交易和统计套利。但是，一旦市场变得有竞争性，就会陷入一个循环。当这个市场提供的利润太少，一些参与者就会退出，留下更多的“蛋糕”（即利润率）给剩下的还没有退出的人。所以一旦发现了机会后，重要的是要确认这里为什么是缺乏竞争的。一些策略本身对于新的参与者是困难的，而一些策略还未吸引新参与者的注意。比如，关于历史上的量化期权交易。量化期权交易早先并没有被人们广泛追逐，主要是因为在获取和整理数据、交易制度、期权合约流动性建模等方面有很大的挑战性。但是这并不说明它以后就不会变成一个拥挤的策略，因为有许多竞争性的公司会来瓜分这个不断缩小的“蛋糕”。

就像在前面第二个有关期权的例子中，我记得曾有一个富有经验的团队组成了对冲基金，他们最早在2002年参与亚洲市场的公司信用衍生品交易。作为自营交易者，他们已经成功使用了这个策略很多年。他们鲜有竞争对手，因此策略在早期非常强大。然而随着时间的流逝，越来

越多的参与者到这个领域寻找商机，他们不得不进入其他那些不那么吸引人的领域。他们的优势大部分来自缺乏竞争，但久而久之他们的优势被逐渐侵蚀掉。由于竞争迫使他们加入新领域，最终使他们的基金严重缩水。缺乏竞争是由于其他人还没有发现商机，这是一闪而逝的优势。

结构优势一般都和市场结构中的投资者相关。结构优势经常会因为规制的变化而出现和消失。我知道曾经有一个在美国纽约商品交易所大厅交易的交易员，他管理一只主要依靠他的短期主观判断来进行交易的对冲基金。因为他在交易所的地位，他能够把结构优势变为投资优势，而且他还可以享有低廉的交易费用和快速交易的优势。然而随着时间的流逝，市场从场内交易变为电子交易，他的结构优势消失了。在量化交易中，最普遍的结构优势来自为电子通信网络提供流动性而得到的回扣。电子通信网络根据市场参与者的做市行为最终决定付给他们多少商业回扣。我就看到过在特殊的情形下，这种交易行为能够给交易者带来赢利，并且这也是一个结构优势。久而久之，电子通信网络很有可能逐渐减少给订单流的支付，从而这个优势也会最终消失。

评价宽客的诚信

大多数宽客和交易员都是诚实、有道德的。因此，与他们的工作关系建立在信赖的基础上是完全合理的，但这也需要证实。换句话说，对于大多数评价过程，投资者相信交易者就读的就是他所宣称的学校，拿到的就是他所说的学位，这是完全合理的。但是许多人还是赞同在投资之前尽可能地调查，验证一下宽客的道德还是值得的。

这里我们有一些可供评价宽客诚信的工具。首先要做背景核查、学位证明调查、社会关系调查。在背景和学位方面，交易者的个人经历或者学术经历上的严重问题都将成为危险信号。当然，调查这些是一个棘

手的工作。投资者必须判断这个宽客曾经的错误和违法行为是否已经给予他们足够的教训，或者判断他们是否有可能再犯，即使不是同一种方式。虽然这个评价并不能广泛适用于所有的情形，但我还是鼓励投资者从另一个角度来考虑这个问题，这样也许有助于找到答案，即投资者的工作并不是评判宽客的人品如何，而是把宽客看做一个潜在的受托人，他代表投资者的利益。受托人行为必须对他们的客户最有利，公开一切潜在的利益冲突或者任何有可能会阻碍他们履行职责的事情。用信托这种思想方法可以解决很多困境。

在进行社会关系调查时，我发现调查那些已有的投资者是十分必要的。不仅要询问他们为什么喜欢这个基金经理，还要问他们认为这个基金经理的弱点在哪里。找出那些基金经理没有提供的参考资料将会对判断他的品行更有帮助。一个交易者找到一些人来为他说好话是很容易的，但是如果这个交易者为大家所知那就更好了，因为其他人会提供更多有用的信息。如果你不能运用自己的社会关系网络找到这些参考信息，你可以询问那些基金经理所提供名单中的投资者，他们可以知道你能够联系到哪些人。

了解一个宽客的细节也会显示他们是否正直，尽管一些水平较低的宽客可能能够回答诸如他们的交易策略和进程的高水平问题，但如果他们有欺骗的想法，在一些有关低水平问题的细节上，他们是不能回答搪塞的。这是在法律调查中常见的成功的审问方法。如果你问一个犯罪嫌疑人昨天晚上在哪里，听到他很快地说了一个托词，比如“在女朋友家”，这一点儿都不用惊讶。但是如果你接着问他是什么时间到达的，待了多长时间，看了什么电影，吃了什么，喝了什么，等等。那么，他就必须编造这些问题的答案，这样的话他就没有办法提前预演了。

一个宽客想要撒谎遮掩他缺乏能力的事实，就必须编造问题答案的细节，以吻合他回答策略方面问题的细节。当然可能有人是欺骗的老手，

但是他们回答问题必须自圆其说并且站得住脚。如果回答泄露出他们缺乏对这个主题的了解，或者是前后矛盾，抑或有其他方面显而易见的缺点，那么这些信息都是投资者不可以忽略的。这些虽然不能使你得出那个基金经理缺乏诚信的结论，却足以使你判断他不够优秀，这样就有足够的理由避免雇用他。此外，你可以像评价宽客的策略那样，关注细节方面从而评价他的背景。如果一个宽客说他在哈佛大学完成了博士学位，你可以继续问他，他在哈佛大学时住在哪里，他喜欢的餐馆是哪一个，他的学位论文答辩委员会成员都有谁，他的学位论文题目是什么，最终论文写了多少页，等等。这些细节都可以证实哈佛大学到底是不是他的母校。

在挑选基金经理的问题上，还值得一提的是，无论基金经理是不是宽客，如果对交易者的策略还没有一个深入的了解，就不应该投资。当然，也不是应该说那么多的“*No*”，而如果有极大的自信时就应该说“*Yes*”。仅有一个长期的吸引人的业务记录往往是不够的。事实上，我认为好的问题和好的回答比业务记录重要得多。在2008年末，几乎一周内爆出了伯纳德·麦道夫的丑闻和其他丑闻，这些事件对于投资者的教训就是，名声和业务记录对于判断基金经理是否诚信往往都是不够的。

没有一个投资者可以有根据地说，他了解麦道夫所使用的策略是怎样做到持续获得回报的。麦道夫自己也从来不回答这些问题，他坚持声称他的策略是专有的，而事实上他的策略只是主观判断型而不是系统依赖型。尽管不能完全地揭露出潜在的欺骗手段或不能赢利的投资手段，但本章中提供的工具可以帮助大家识别大多数欺骗手段。这些技术应该结合严密的操作过程，以降低那些由于交易者欺诈、渎职或者其他不当行为而受骗的可能性。

量化交易怎样适应投资组合

假设你找到一个值得雇用和投资的宽客，那么你就要决定拨多少钱给这个交易者。在做决定前，你必须了解这个策略是否适应你已经持有的其他投资组合。这是关于在不同类型的风险敞口间平衡的问题。本节讨论一些关于投资于宽客的风险敞口的重要细节。

阿尔法投资组合

首先，我们应该记住的是，投资组合的构建就是风险敞口分配问题。一个包含了较多风险敞口的投资组合，比那些包含了较少风险敞口的投资组合要更加多样化。投资者必须寻找趋势型、回复型、价值型/收益型、成长型和品质型之间的平衡点，以达到最优的多样化。从投资组合构建的视角来看，一个宽客做趋势跟随并不比主观判断型交易者更加与众不同。事实上，不知疲倦的电脑化交易策略会找到人类交易员错失的机会。当然，人类交易员也会避免一些电脑化策略做出的错误交易。但是，一般来说，在进行趋势跟随时，人类和计算机交易员的水平差不多，所以，投资者首先必须在多种阿尔法风险敞口中实现多样化。在评价过程中，投资者应该能够弄清楚在投资组合中各种策略大致的潜在阿尔法风险敞口。使用这些信息，投资者可以分配资本给各种类型的阿尔法，以符合投资者所需要的水平。

投注结构

关于构建投资组合第二个要考虑的就是投注结构，就像第3章描述的那样。相对投注的表现异于绝对投注，特别是当这些投注结构运用于不同类型的阿尔法模型时。当一个量化交易策略使用相对投注时，它依靠的是同一组金融产品之间的稳定关系。这使得相对投注结构成为这个策略的一个风险来源。当金融产品之间的关联关系发生改变时，这个风险

会很明显。例如，在这样的情况下，相对均值回复策略就很有可能失败。另一方面，绝对投注结构的均值回复策略经常会得益于市场逻辑发生的剧变。这是因为该策略倾向于投注目前占上风的趋势出现反转，而对大势反转所产生的破坏稳定的结果毫不关心。而关联关系的稳定却是相对阿尔法策略赖以生存的基础。这是关于投注结构如何影响结果和投资者投资组合的例子。简而言之，对多种投注结构实现多样化是值得的，即使在阿尔法风险敞口相同的范围内也是如此，例如，相对的和绝对的均值回复。

投资期限的多样化

最后，投资者还必须在投资期限上平衡他的风险敞口。在我的经验中，一般来说，长期量化交易策略（比如那些持有头寸在一个星期及一个星期以上）倾向于经历长期和更加多样的业绩周期。它们最终可能会赢过或者输给一些宽客，但是这需要很多年后才能得以检验。一些长期策略也被证明经常会遭遇到拥挤风险，特别是在1998年8月和2007年8月。尽管这个策略有不可取的地方，但是人们还是可以在这些策略中投入很多钱，并且这对投资实践来说也是必需的。

相反，短期策略一般会有一个持续的表现，但是它们并没有能力管理大量资金。因此它们是可取的但是又缺乏实用性。此外，当人们找到一个好的短期交易者来投资，却并不清楚这个交易者是否还会继续保持有效的小规模短期投资。投资者应该注意这一方面，因为当有比较好的融资渠道时，许多交易者往往都想要增加他们管理的资产。

对投资组合思考的综述

宽客是投资组合中很有价值的一部分。投资者必须认识到宽客最终和主观判断型交易者没有什么不同。因此，下面提到的元素对于建立投

资组合是很重要的，这个投资组合包含或者不包含量化交易投资都没有什么太大区别。关于投资组合相关的所有因素中，最关键的是建立一个包含了三个重要元素的多样化的投资组合。

- ▶ 多种阿尔法风险敞口类型
 - ▶ 多种投注结构
 - ▶ 多种投资期限

很有意思的是，这些考虑类似于按理论导向来分类的阿尔法，如图12-1所示。

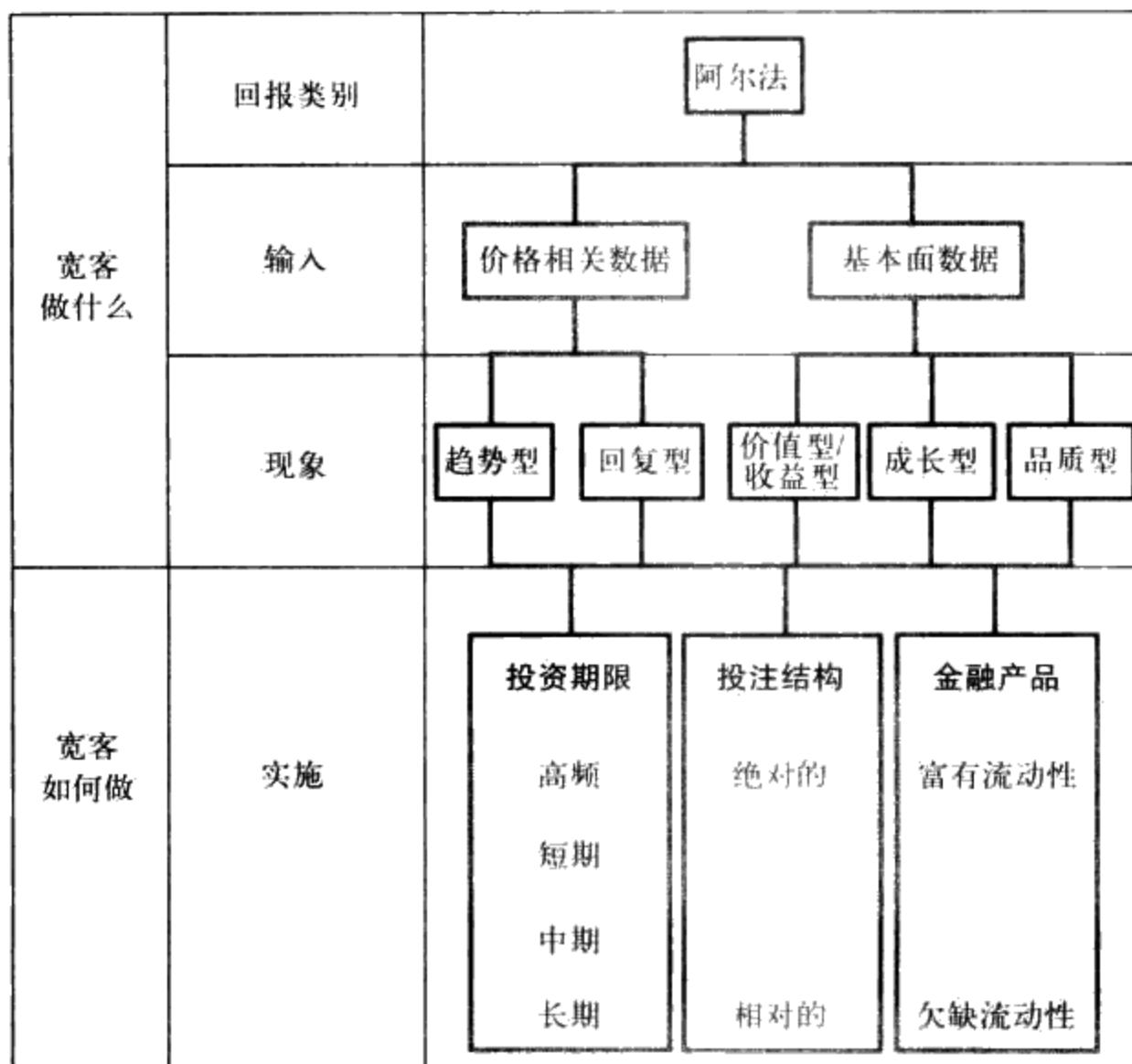


图12-1 理论驱动型阿尔法策略体系和执行方式

同样有趣的是，我相信投资范围（资产类别、金融产品类别或区域）和模型中的各种细节之处（例如模型的设置或是运行的频率）对投资组合的构建也有着特别影响。这些因素在市场表现正常时增加了多样性，但是

在特殊时期，他们的重要性就小于罗列在这里的三个投资组合考虑因素了。

小结

为了评价宽客和量化交易策略，我们必须了解这个策略的执行和质量以及生成策略过程的严谨性。为了做好这些，投资者必须有三个可以支配的武器：信任的建立，越多越好的量化交易知识，尽可能保持所得信息的条理性。对于特定的宽客和普遍的量化交易来说，可以使用这些工具来提取和整合信息。

最后，一个投资者必须决定一个宽客是否有优势，这个优势的来源是什么，这个优势的持续性怎么样，在未来会面临什么样的威胁。优势来自人的特质和投资过程的特征，它是人们评价宽客必须要关注的方面。一旦宽客被审查过，他们就应该被仔细的考虑以包含在投资组合中。不同的阿尔法方法、不同的投资期限、投注结构的多样化等，对于投资者投资组合的其他部分的互补都是很重要的。

我记得曾在一个全世界最好的量化交易公司采访一个高级职员。我问他怎么做的这么好，当然这是一个非常愚蠢的问题。但是他的回答简明而切中要点。引用他的话：“没有什么秘诀，我们为了改进策略的各个方面而努力工作。我们经常改进数据，改进执行模型，改进构建投资组合的算法……所有的努力都是为了做得更好。我们雇佣那些合适的人，并且给他们一个好的环境，他们就可以不懈地工作来一点一滴改进我们做的所有事情。”

所有思想和行为方面的发展，刚开始时都会被视为异端和不当行为。

——萧伯纳

“黑箱”交易策略已经存在了超过30年。提供给你一些必要的工具来了解量化投资界的秘密，本书也许是第一本。从早期的趋势跟随策略的应用到近来的高新技术和尖端的高频机器学习策略，量化交易这个领域比早期有了长足的进步。然而很难忽视的是，量化交易领域经历的艰难，特别是在股票市场中性策略方面。从2007年7月开始到2008年，无数的宽客都在史无前例的市场下行风险的背景下，成为报纸头条上最招嫉恨的人。

然而与一些宽客相比，他们的同行做得更差，在量化交易领域的商机却依然蓬勃发展。资产源源不断流入系统依赖型的期货交易策略，这些策略在前面提到的2007年年中到2008年末的混乱中表现极好，因为这个策略在股票市场熊市时从价格趋势中受益。股票市场高频交易者从市场增加的波动性和流动性中获利。尽管一些统计套利者和量化多/空交易者损失惨重，但他们基本保证了在有限的风险下回报的稳定性。大体上可以说，无论是期货、股票还是期权市场，宽客都在2008年的信用危

机中有明星般的表现。

然而，宽客对发展进步的需求仍然像以前一样强烈。事实上，在给定的技术和市场变化的速度下，宽客对发展进步的需求可能比以前更加强烈。大多数宽客在他们的阿尔法模型上投入大量的时间。这是可以理解的，因为这些模型对于量化交易策略来说是成功的驱动力量。然而，当人们已经很好地理解了理论导向型的阿尔法，在这个领域几乎没有进步的空间。也许短期内，在新市场上应用相对标准的阿尔法模型还会有成果，比如说在亚洲和欧洲的小型发达市场或者在全球的发展中市场。同时，在其他国家或者是其他资产类别上运用这个策略几乎没有障碍。在这个行业，为了得到阿尔法全新的未利用的方法，有一些有趣的研究正在开展。也许会有新的阿尔法模型发明和开发出来，这很容易被其他人获得。

但是，“黑箱”的剩余部分在业界被很多研究人员所忽视。相对简单并且经常无效的方法用于混合阿尔法从而决定合理的头寸规模和管理风险。在这个研究领域，极少公开发表有用的作品，这对创新者来说可是前景美好的领域。许多与量化交易行业有关的研究领域目前几乎已经被完全忽视了。比如，对于交易者自己生产的数据 (self-generated data) 的分析（例如捕捉一个交易者在市场行为之前、之中和之后的交易数据）可能会成果丰硕，但是极少有人来做。客观分析交易者自己的交易记录，有可能知道什么是有效的，什么是无效的。用于分析特定策略在未来可能表现好或者表现差的预测模型，都是不常见的，除了一些简单的业绩追逐算法，这些算法对那些近期表现良好的策略增加了配置。简而言之，宽客用来建立一个系统而必须做出无数的决定，都应该得到更多的学习和研究以获得收益，而不是如迄今为止那样，许多公司所做的如此之少。

量化交易系统使用的方法可以促进进步。已经有一些关于量化和主观判断型相混合的策略的例子，就是利用量化交易系统来甄选机会，同

时允许主观判断型来管理剩下的进程。但是还有更多的工作需要做以确保投资过程的其他部分可以使人类的主观性与机器的客观性和持续性结合起来。比如，分析师把他们的看法输入电脑系统，并且允许系统来决定投资组合。换句话说，不是使用机器来辅助人类做决定，而是人类输入数据来辅助系统做决定。

最后，采用量化交易策略的公司的组织结构也可以产生进步。从历史上看，那些积聚营运资本的公司在建立量化交易策略时，为宽客提供了一个场地以便与其他宽客相互交流，并且宽客一般是从一些特殊的秘密的中央室职员那里接受指令，有关这个策略的所有内容都是保密的，甚至对于雇员也是这样，或者公司只是简单使用资本来运行一个以前在其他地方开发过的策略。此外，一些小的公司长期疲于奔命，很少与其他人有任何接触。这一切都表明，“宽客群体”(quant collective)的结构还有改进空间，从而使许多大公司可以承担规模经济，比如数据的整理、快速而可靠的市场连接以及强大而快速的研究工具。同时，理论上群体结构比传统结构能够给单个宽客提供更多的自主权和潜在的好处。这个结构也可以充分支持宽客，因为对于不擅长的事情，他们可以从同事那里寻求帮助，同时还可以保留他们策略中最具个性方面的专有权。

除了为生存而必须发展改进的普遍需求之外，宽客今天还面临着巨大的挑战。对于量化交易和对冲基金，监管使一切变得更加不利，他们在新闻界被妖魔化。政府的干预、罕见的灾难（就像2007年年中开始的信用危机那样）和地缘政治事件，这些都会影响市场。对于许多宽客来说，这些都是重大的困难，因为这些事件使得再也不能使用过去的行为来解释未来的行为了。在这一年不断重复的“一生一次”的事件之后，许多标新立异的专业投资者变得讨厌宽客和量化交易。对于宽客，这是一个自然选择的时期，经历了弱小或者不幸的公司被逼着离开这个行业之后，那些大的和幸运的公司快速发展，他们就可以活下来。

所以，对发展进步的渴求是清晰的。在已经过去的几年里，市场环境困难，并且对冲基金特别是量化交易基金所处的环境普遍负面甚至完全错位。也许没有一个更加危机的时代可以来区别好的宽客和差的宽客。对于那些寻找优秀宽客的投资者而言，他们所能找到的优秀交易者不在少数。根据本书的结构体系，投资者可以很容易地了解宽客在做什么，辨明哪些人更有可能成功，以及如何在投资组合中安排他们。

注 释

第1章

1. “Hot Models Rev Up Returns,” M. Corey Goldman, HFMWeek.com, April 17, 2007; “Goldman Sachs, AQR Hedge Funds Fell 6% in November (Update3),” Jenny Strasburg and Katherine Burton, Bloomberg.com, December 7, 2007.
2. “Renaissance Waives Fees on Fund That Gave Up 12%,” Gregory Zuckerman, Jenny Strasburg, and Peter Lattman, [Wall Street Journal Online](http://WallStreetJournalOnline.com), January 5, 2009.
3. “Goldman Sachs Paydays Suffer on Lost Leverage with Fed Scrutiny,” Lisa Kassenaar and Christine Harper, Bloomberg.com, October 21, 2008.
4. “New World Order: The High Frequency Trading Community and Its Impact on Market Structure,” Sang Lee, [The Aite Group](http://TheAiteGroup.com), February 2009.
5. “Blace Box Trading Has Huge Potential—D. Boerse,” Peter Starck, Reuters.com, June 13, 2008.
6. “Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?” Terry Hendershott, Charles M. Jone, and Albert J. Menkveld, April 26, 2008.

7. www.turtletrader.com/trader-simons.html.
8. "The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers Too Long: Theory and Evidence," Hersh Shefrin and Meir Statman, *The Journal of Finance*, Volume XL, No. 3, July 1985.

第2章

1. "For Wall Street's Math Brains, Miscalculations," Frank Ahrens, *Washington-Post.com*, August 21, 2007, p. A01.
2. "Not So Smart Now," Roddy Boyd, *NewYorkPost.com*, August 19, 2007.
3. "The Swensen Plan," Marcia Vickers, *Money.CNN.com*, February 24, 2009.
4. *Famous Movie Detectives III*, Michael R. Pitts, Scarecrow Press, 2004, p. 265.

第3章

1. www.turtletrader.com/trader-seykota.html.
2. "Game Theory Applications," Larry Hite and Steven Feldman, *The Commodity Journal*, May-June 1972.
3. "Making a Mint: How a Scientist, Statistician and Businessman Mixed," Ginger Szala, *Futures*, March 1, 1989.
4. "Renaissance Man: James Simons Does the Math on Fund," Gregory Zuckerman, *The Wall Street Journal*, July 1, 2005.
5. "The Cross Section of Expected Stock Returns," Eugene Fama and

Kenneth French, *Journal of Finance*, June 1992, Vol. XLVII, p.427.

6. “Anomalies in Relationships Between Securities’ Yields and Yield-Surrogates,” Ray Ball, *Journal of Financial Economics*, 1978, Vol. 6, Issue 2-3, pp. 103-126.

第4章

1. 风险被广泛地当做不确定性的代名词。通常这个用法并没有太多理由，除了在回答“风险多大”这一问题时，为了相对容易的计算目的而简便地采用。然而，当变差 (variability) 为正时是可接受的，为负时却不那么令人满意。一些人提出采用负偏差 (negative deviation)，即计算时间序列中负回报的波动性。但我觉得这种说法有点愚蠢。一般变量值在满足正态分布或者以均值为中心对称时，我们采用标准差。负回报根本不满足这个准则，并且负回报的变差并不同于负的变差，而后者才真实反映风险。比如，关注负回报变差的指标可能导致投资者偏好那些使得损失达到百分之百的策略。在这样的系统下，亏损者确实没有变差。但是这又有何帮助呢？相反，在金钱上损失重大数额的似然性才是有意义的，无论损失是分布在一个较宽的范围还是集中在一个几乎没有变差的难受水平上。

为了反映这点，有一些度量下行风险的指标，比如最大峰谷间损失，但是这些指标还是不够有力。首先，这些指标不是在固定期间定义，并且在多数线性统计问题中不够有效。一些策略可能在短短的几日内有很陡峭的损失。而另一些策略则可能延长损失持续的时间，虽然短期内损失不是很大，但是一年下来仍很可观。这意味着，这些指标在很多实际计算中并不是那么方便，因为大多数数据序列的分析都是基于这样的假设，即数据序列的每个点表示的时间间隔相同。很少有什么技术能够让

分析人员将一天的数据和整年的数据做比较。其次，有效的度量损失的统计量依赖于足够的数据集，这个数据集使你对策略风险的外边界比较有把握。

2. 这个概念最早定义为凯利准则 (Kelly Criterion)，是约翰 L. 凯利 (John L. Kelly) 于1956年发表在《贝尔系统技术期刊》 (*Bell System Technical Journal*) 的论文中提出的。凯利准则用于系统性地度量一组投注序列中每次投注的风险大小，这个风险大小是以投注者最大化在投注序列结束时的期望回报作为基准。在赌博和投资中，常常用“优势”这个概念来表示赢钱所得和赢钱概率的组合。著名的宽客爱德华·索普 (Edward Thorp) 第一次将凯利准则用到交易策略中。然而，一些对基于凯利准则投注策略的批评指出，该准则的一个关键假设是每次投注相对于下一次都是独立的。这一假设在多种形式的赌博中可能满足，但是在投资中，投注之间是序列相关的，即投资策略的回报将会是多样的。因此，一般来说，很多相信凯利准则的投资者会在策略中采用派生版本，投注一个比凯利准则所建议的规模更小的规模，比如一半。关于凯利的背景和这个准则，可以在威廉·庞德斯通 (William Poundstone) 的网页或者在他写的关于凯利的书《财富公式》 (*Fortune's Formula*) 中找到。

3. 如果不是其他原因，这个现象的存在可能是由于价值型投资者倾向于在股价已经下跌后买入，而股价下跌的结果就是市值缩小。市场中性的价值型投资者倾向于卖出贵的股票，这些贵的股票在经历过股价疯涨后市值较大。

4. 主成分分析法 (principal components analysis, PCA) 是一种用来缩减复杂程度的统计方法，这种方法将一组金融产品的影响因素缩减为一组数目更少的易于管理的风险因素，每一个风险因素称为一个向量。每个向量表示一个影响金融产品的统计意义上的系统性风险，并且是由金融产品历史数据中所表现出来的关系所生成。

第6章

1. “Portfolio Selection,” Harry Markowitz, *The Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1, March 1952, pp. 77-91.
2. “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” Tim Bollerslev, *Journal of Econometrics*, Vol. 31, June 1986, pp. 307-327.
3. “Global Portfolio Optimization,” Fischer Black and Robert Litterman, *Financial Analysts Journal*, September-October 1982, pp. 28-43.
4. *Active Portfolio Management: A Quantitative Approach for Producing Superior Returns and Controlling Risk*, Richard Grinold and Ronald Kahn, McGraw-Hill, 1999.
5. *Efficient Asset Management: A Practical Guide to Stock Portfolio Optimization and Asset Allocation*, Richard Michaud, Oxford University Press, 2001.

第7章

1. 并不是所有交易所都是如此。比如，一些传统的股票期权交易所对相同报价的期权订单按比例分摊执行，并且给普通客户的优先权大于做市商。不过这些规则当前正在被审视，可能会有些变化，并且，宽客很少在这些市场交易，即使他们参与这些市场，也不会采用本书所描述的这些系统化执行引擎。

第8章

1. “Navigation Team Was Unfamiliar with Mars Climate Orbiter,” Greg Clark and Alex Canizares, Space.com, November 10, 1999.

2. SEDOL表示交易所每日官方列表 (Stock Exchange Daily Official List)，这个列表表面上是在英国和爱尔兰交易的股票的唯一证券识别码。其他一些股票市场上常见的证券识别码有，ISIN (International Securities Identification Number) 和CUSIP (Committee on Uniform Security Identification Procedures Number)。CUSIP主要用在美国和加拿大股市。很多数据供应商采用他们自己专有的证券标识码。

3. 为了简化，我们忽略了裂股效应 (split effect)，而很多人相信这一现象是存在的。这个理论认为，股价并不会按照裂股的比例下跌，因为人们喜欢买入那些看上去便宜的股票。

4. 在科学界，这类错误称为第一类错误，是指在假设检验时接受了错误的原假设。这种错误通常在假设错误的情况下认为它是正确的。

5. 在科学界，这类错误称为第二类错误，是指在假设检验时接受了错误的备择假设。这种错误通常在假设正确的情况下认为它是错误的。

第9章

1. From Richard Donchian's Foundation web site: www.foundationservices.cc/RDD2/.

第10章

1. 在这个时刻或者其他一些时刻，宏观经济环境对那些成长型行业的公司比较有利。在这些时期，成长型公司是指那些和商品价格正相关的公司，比如石油公司和黄金冶炼公司，还有那些与经济周期关联性较弱的公司，比如电信企业。

2. *When Genius Failed*, Roger Lowenstein, Random House Inc., 2000.

第11章

1. 这个研究是由Pertrac公司做的，该公司是对冲基金行业领先的数据库和业绩表现分析报告的供应商。这个研究被2008年8月14日的Medill Reports's John Detrixhe所引用。这篇文章可以在<http://news.medill.northwestern.edu/washington/news.aspx?id=97223>上找到。

第12章

1. *The Interrogator: The Story of Hanns Scharff, Luftwaffe's Master Interrogator*, Raymond F. Toliver, AERO Publishers, 1978; Schiffer Publishing, 1997.

作者简介

里什·K. 纳兰是特勒西斯资本有限责任公司 (Telesis Capital LLC) 的创立者和投资组合经理。这家公司是一家专注于短期量化阿尔法策略的小型另类投资管理人。纳兰作为量化交易策略的投资者和亲历者，在对冲基金行业已经从业13年。

工作之余，纳兰喜欢弹吉他、写诗歌和散文、素描、与人讨论、打网球以及徒步旅行。纳兰从加利福尼亚州大学伯克利分校获得经济学学士学位。他现在和妻子卡罗琳·王博士住在洛杉矶。

作者向我们展示了量化投资全面而深刻的视野，无论是希望采用量化投资策略配置资产的投资者，还是有兴趣从事量化投资的专业人士，都将从中获益无穷。作者是一名经验丰富的宽客，他在业界深厚的人脉关系也给本书带来了丰富而实用的真实案例。

——金融量化怪才**彼得·穆勒**，摩根士丹利公司程序化交易部门总经理

本书给量化交易领域带来了必需的洞见，而关于这个领域的书籍曾是那么匮乏。本书提供的框架和指引，对于已经投资于此和将要投资于此的投资者来说，都极有价值，宽客也能从本书有所获益。

——**史蒂夫·埃文斯**，帝舵投资公司量化交易部门总经理

作者本身就是宽客界的佼佼者。本书没有一个数学公式，但丝毫不影响它对系统依赖型交易策略的专业术语和量化交易策略整体架构完整而丰富的描述。量化交易策略常常用于富有流动性的金融产品，近年来也被少数投资者作为投资组合的选择之一。本书的出版有助于消除投资大众以为量化交易非常神秘的认识。

——**罗斯·加伦**，S.A.C.资产管理顾问公司量化交易部门总经理

本书的知识全面而丰富，且可读性极强。作者为我们提供了一个理解量化资产管理行业的简易框架，证实了量化交易其实是透明的，而不是“黑箱”。

——**让-皮埃尔·阿吉拉尔**，资本基金管理公司创建人和前任CEO

本书没有一个公式，却仍然满足了任何一个试图了解量化交易的投资者的需求，因为本书用直观而经济的概念清晰地阐述了这一话题。

——**史蒂文·卓布尼**

卓布尼全球顾问公司创建人，《黄金屋》(Inside the House of Money)作者

如何打破投资者对量化交易的神秘感，作者在这方面做出了卓越工作，这完全是因为本书的可读性和趣味性。如果您试图理解量化交易这一投资圈里日新月异的新兴事物如何运作，那么我推荐本书，它绝对值得放在您书柜的醒目位置。

——**马修·罗斯曼**博士，巴克莱资本量化股票策略部门全球总经理

本书对宽客的策略提供了丰富而直观的介绍。书中简洁地解释了量化交易策略的构成组件及其如何相互适配，告诉了投资者如何在大量的可行方案和设计细节中选出合适的组件，从而构建出成功的模型驱动投资策略。

——**阿斯莱尔·莱文**博士，蒙塔资本有限责任公司管理人

客服热线：
(010) 68995261, 88361066

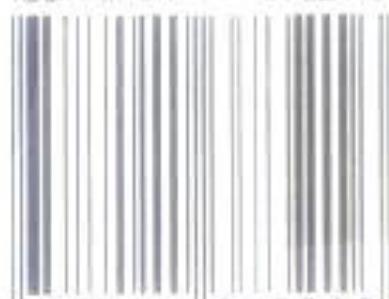
购书热线：
(010) 68326294, 88379649, 68995259

投稿热线：
(010) 88379007
读者信箱：
hzjg@hzbook.com

华章网站 <http://www.hzbook.com>



上架指导：投资/证券/股票
ISBN 978-7-111-37321-6



9 787111 373216

 **WILEY**
Publishers Since 1807
www.wiley.com

 网上购书：www.china-pub.com

定价：45.00元