

文章编号: 1005-0523(2017)05-0134-09

基于 PCA 的投资组合风险的分散优化管理

刘遵雄, 唐顺发

(华东交通大学信息工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 基于上证综指 2009 年 4 月—2011 年 9 月的财务数据, 首先利用熵指数作为风险分散化程度的度量方式, 使用主成分分析方法对所选财务风险进行分析。然后建立了均值—分散优化模型, 不仅优化了投资组合分散化结构, 使投资组合在预期收益与分散化程度之间的权衡得以量化。最后文章以时间周期型投资组合权重调整的策略构建证券组合, 并利用夏普比率对其投资绩效进行了分析。通过实证分析证明, 经过分散化优化管理后的投资组合绩效明显优于综合指数, 有效地分散了投资风险。

关键词: 投资组合; 风险; 夏普比率; 分散化; 熵

中图分类号: F830.59 **文献标志码:** A

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2017.05.020

在金融投资领域, 经济形势越来越复杂, 风险管理一直是资产管理者关注的热点问题。在投资领域, 风险指的是对未来收益的不确定, 在其投资时限内, 为了获得相应的预期收益而不得不承担的损失^[1]。而在不完全市场里, 风险又可分为系统风险和非系统风险^[2], 系统风险是股份公司外部因素, 不能由自身控制因素造成的风险, 表现为由于国家或地区经济政策的调整和宏观经济变动, 中央银行利率调整而造成的整个市场的证券商品价格发生动荡。此类风险涉及面广, 断裂层大, 投资者无论采取任何措施, 包括分散投资也无法规避这种风险; 而非系统风险是股份公司由于自身因素而影响其股价走势而形成的风险, 它一般只存在于个别行业中, 来自公司内部的微观因素, 对证券市场的一部分证券产生局部影响, 与整个证券市场不会发生系统性的联系^[3]。自 Markowitz 在 1952 年创立投资组合理论以来^[4], 投资组合风险相关理论逐渐成熟, 投资者对风险管理也越来越重视。2004 年 6 月巴塞尔银行监管委员会通过的《新巴塞尔资本协议》^[5], 更新了对风险的测度, 对市场风险进行了更加全面的认识。新协议更加仔细的考虑了市场风险、信用风险和其它风险(主要包括操作风险和利率风险)^[6-7]。新协议也对信用风险、市场风险和操作风险的计算提供了相应的参考。因此, 风险测度和风险分散成为投资理论的核心问题。较多研究者在基于 Markowitz 投资组合理论, 用熵作为投资风险的量化方式^[8], 但是熵指数在风险上的利用的相关研究寥寥无几。笔者在研究均值—方差模型的基础上, 用熵指数对投资组合的分散化程度进行量化, 以时间周期型投资组合权重调整的策略(Calendar Rebalancing), 从另一个角度构建证券投资组合模型。所谓时间周期型权重调整策略是指一个固定时间周期(如小时, 日, 月)结束后, 对证券组合的权重按照预定目标的方向进行调整。这样不仅可以避免 MV 模型的局限性, 还可对投资组合的分散结构进行直观的分析和管理。

1 模型理论及方法

1.1 投资组合的收益率

假设对 n 只资产进行投资组合, 投资组合预期收益率为 r_p (i 为 n 只资产中的任意一只)

收稿日期: 2017-05-02

基金项目: 国家自然科学基金(71361009)

作者简介: 刘遵雄(1967—), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为金融统计, 风险管理。

$$r_p = \sum_{i=1}^n w_i r_i \quad (1)$$

式中: r_i 为第 i 只资产的收益率; w_i 为 n 维向量, 代表组合中投资时限内资产的投资权重, 该投资组合的收益率 $E(r_p)$ 就是每只资产的收益率与权重之积的累加^[9]

$$E(r_p) = E(w_1 r_1 + \dots + w_n r_n) = w_1 E(r_1) + \dots + w_n E(r_n) \quad (2)$$

则组合预期收益 $E(r_p)$ 可以写为^[10]

$$E(r_p) = \sum_{i=1}^n w_i E(r_i), \text{ 其中 } \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (3)$$

式中: w_i 是资产 i 的投资权重; $E(r_i)$ 是资产的预期收益率。

1.2 投资组合的风险

Markowitz 在其投资组合理论中, 以方差来度量投资风险的大小, 即资产收益与其收益率偏离数的平方的期望^[11]

$$\sigma_p = E[r_i - E(r_p)]^2 \quad (4)$$

引入相关系数以量化两个收益之间的相关性, 设 ρ_{ij} 表示证券 i 和证券 j 收益率之间的相关系数, 则有^[12]

$$\rho_{ij} = \frac{\text{cov}(r_i, r_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

根据 Bodie 和 Kane 等人在 2011 年的研究, 将组合方差 σ_p^2 和协方差 $\text{Cov}(r_i, r_j)$ 用 σ_{ij} 表示, 则式(4)则可表示为^[13]

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \quad (6)$$

对其开方得到标准差也就是投资组合的标准差

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij}} \quad (7)$$

该标准差被广泛用来作为投资组合风险的量化标准。设 Σ 为资产收益之间的协方差矩阵, 则投资组合风险 $\text{Var}(r_p)$ 为:

$$\text{Var}(r_p) = \sum_{i=1}^n w_i w_j \Sigma \quad (8)$$

对于各资产之间不相关的投资组合, 组合风险可写作单个资产风险源引起的风险的叠加

$$\text{Var}(r_p) = \sum_{i=1}^n w_i^2 \text{Var}(r_i) \quad (9)$$

一个投资组合的风险一般会由许多个风险指标引起, 它们之间的相关性无法直接确定, 需要对它们进行相关处理, 使之彼此线性无关, 即利用少数风险指标来解释收益的方差-协方差的结构, 使保留更多的原始变量的风险信息, 且彼此之间线性无关。

1.3 主成分分析(PCA)

主成分分析是研究变量之间内部相关关系, 探求数据的基本结构, 进行数据简化的重要技术。组合风险由一系列不相关的风险源组成, 笔者引入 PCA 来提取这些不相干的风险源。PCA 就是将收益率协方差对称方阵进行特征分解, 经过正交变换将其转换成新的坐标体系——超平面, 即 n 维欧式空间里余维度等于 1 的线性子空间。最大的风险源投影在第一坐标(将其定义为第一主成分组合), 第二大风险源投影在第二坐

标,每一个主成分组合尽可能多的表达原来风险源数据,也就是说每一个主成分组合表达的风险数据逐级递减。

为了引入 PCA,对(6)式的组合风险可以写为

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} = [w_1 w_2 \cdots w_n] \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \cdots & \sigma_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \cdots & \sigma_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} = \text{Var}(r_p) \quad (10)$$

由于协方差矩阵 Σ 是正定对称矩阵,且除对角线元素以外全部为 0,以及是标准正交矩阵^[15],对收益协方差矩阵 E 进行分解

$$\Sigma = E^T \Lambda E \quad (11)$$

其中: $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1^2, \lambda_2^2, \cdots, \lambda_n^2)$ 是收益协方差矩阵的特征值向量,对应元素的值为降序排列, $E = (e_1, e_2, \cdots, e_n)$ 是对应的特征向量,其值大小同样是降序排列。经过分解后 (e_1, e_2, \cdots, e_n) 称之为主成分组合的载荷向量, Λ 元素的开方 λ_i 即表示第 i 主成分组合的波动率,其大小依次递减。

设分解前投资组合的投资权重向量为 w_n ,则分解后投资权重可以表示为

$$\bar{w}_n = E^{-1} w_n \quad (12)$$

Engle(1982)和 Bollerlev(1986)等经济学家发现金融时间序列的波动在一定时间内呈现出偏高或偏低,这种情况称之为波动的集群性或波动的簇拥性^[16]。邓少春(2008)等人证明了收益率也会出现相关的波动^[17]。在本文中,第 n 个主成分组合的波动集群为

$$\bar{v}_n = \bar{w}_n^2 \lambda_n^2 \quad (13)$$

由式(10),式(11)结合有

$$\text{Var}(r_p) = \mathbf{w}^T \Sigma \mathbf{w} = \mathbf{w}^T E^T \Lambda E \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \bar{w}_n^2 \lambda_n^2 = \sum_{i=1}^n \bar{v}_n \quad (14)$$

即波动集群的叠加也可解释为 n 维主成分组合的总方差。对波动集群进行归一化处理

$$S_n = \frac{\bar{v}_n^2}{\text{Var}(r_p)} = \frac{\bar{v}_n^2}{\sum_{i=1}^n \bar{v}_n^2}, i=1, \cdots, n \quad (15)$$

由式(15)可以看出,归一化处理后的 S_n 可以理解为每一个主成分在全部方差中所占的比重。容易知道它每一项值的大小与对应组合的分散化的程度相关,且 S_n 呈现出几何分布。由于 S_n 满足 $0 \leq S_n \leq 1$ 、 $\sum_{i=1}^n S_n = 1$,故可以将 S_n 视为概率,故引入熵。

1.4 熵

熵首先由 Shannon 提出,它的意思是熵值越大表示不确定性越大,它所包含的信息量越少;反之不确定性越小,包含的信息量越大,它是利用了随机概率的大小来描述不确定性的程度,与投资组合风险的定义相似^[18]。因此本研究用熵量化投资组合风险,并用熵的指数来量化投资组合风险的分散化程度。熵的表达式

$$H(S) = \sum_{i=1}^n S_i \ln \frac{1}{S_i} = - \sum_{i=1}^n S_i \ln S_i, i=1, \cdots, n \quad (16)$$

熵的指数的表达式

$$I_{H(S)} = \exp[H(S)] \quad (17)$$

熵与它的指数的关系如图 1,由于熵 $0 \leq S_n \leq 1$,则 $\ln S_n \leq 0$,则 $I_{H(S)} \geq 0$,那么对于含有 n 只证券的投资组

合,熵的指数取值范围是 $0 \leq I_{H(S)} \leq n$ 。故得出结论,熵越大,熵指数越大,组合风险越分散,因此可用熵的指数度量组合的分散化程度。当 $I_{H(S)}=1$ 时,投资风险只由一个主成分组合承担,这种情况分散投资的分散程度最低;当 $I_{H(S)}=n$,投资风险由 n 个主成分组合表示,此时的分散化程度高。

1.5 均值—分散优化模型

分散投资是减少非系统性风险的重要方法,然而并不是越分散投资效益越好。如果资金过度分散,当遇到抄底,抢反弹机会时不仅不利于对资产权重进行灵活调整,还容易造成投资者缺乏对风险具备该有的敏感度,难以看清股票和基金的收益变动,而导致加重投资损失。因此分散投资时在收益与分散之间势必有所权衡。故优化组合的分散对于分散投资是不可或缺的。上一节论述了用熵的指数量化分散化的程度,则用熵的指数作横坐标,预期收益为纵坐标,建立均值—分散化有效前沿:

$$\max_{s.t. w \in C} w_{\theta} = \{\theta \max(u^T w) + (1-\theta) \max[I_{H(p)}(w)]\} \quad (18)$$

式中: u 是预期收益; θ 是权衡参数且取值为 $\theta \in [0, 1]$, 表示投资组合资产权重配置时在增大收益和增大分散之间作权衡。当 θ 值取较小值时,投资头寸优先考虑增大组合分散化;当 θ 值取较大值时,投资头寸向增大组合收益的方向考虑资产权重配置。 C 是投资约束,包括组合构建约束和资产权重调整约束。

1.6 权重调整约束下投资组合的构建

资产配置指的是将固定的资金分配到预定数目的证券中的过程,它一般分为两个阶段:首先是证券组合权重的初始设定;然后在投资时限内的后续调整。基金经理往往不会将资产配置看做一次性完成的过程,而是将其视为动态的过程,否则将会造成严重的损失。为了更好的投资市场效益,投资人会根据市场的变动和预先设定的目标对资产配置进行调整,以构建最优的证券组合^[19]。上文中利用主成分分析方法对组合风险源进行空间降维后组成一个线性空间,投资组合在投资时限内权重调整的约束同样可以视为一个线性空间,权重调整只能在该空间规定的方向上进行。约束方程为

$$X\Delta w=0 \quad (19)$$

式中 X 为 $c \times n$ 矩阵,它的行表示权重调整约束,利用启发式搜索递归算法对权重调整约束下的组合进行选择^[20]。如果对组合以 c 约束,则组合的调整只能在 $n-c$ 维无约束的子空间中进行。比如,如果前三个资产权重维持不变,则 $c=3$,在约束等式表现为 $1^T \Delta w_i = 0, (i=1, 2, 3)$ 。由于对前 c 维有约束的组合,其分散无法操作,因此对 $n-c$ 维无约束组合的分散结构进行优化操作。这样投资人便可随时根据市场变化以最有效的方法管理投资组合风险,以得到更好的投资效益^[21]。在这种情况下,投资组合全部风险可以分解为两个部分: c 维有约束的主成分造成的风险和 $n-c$ 维无约束的主成分造成的风险。为求出含有 c 约束的组合资产权重,首先在 c 维有约束的子空间里求得有约束的主成分组合,然后根据前面已经构建好的组合,在 $n-c$ 维子空间里求得其余的无约束的组合。

2 模型的建立与求解

根据以上思路,建立相关模型。首先求出 c 维有约束的组合。利用二次规划模型

$$\max_{s.t. w \in C} e_n = e^T \sum e$$

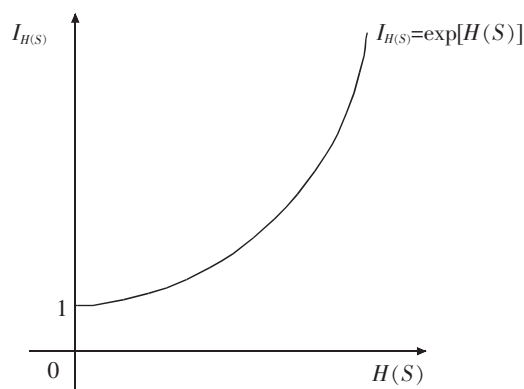


图1 熵与其指数

Fig.1 Entropy and its index

$$\text{s.t.} \begin{cases} e^T e = 1 \\ e_i^T \sum e_i = 0, i=c+1, \dots, n \end{cases} \quad (20)$$

从模型的约束条件可以知道,为求得前 c 维投资组合,必须令 $n+c$ 维的值为 0。模型的解 e_n 即是彼此间不相关的 c 个投资权重的系数。从线性空间的角度看,它们也是该线性空间的 c 个标准正交基,且它们的投影长度依次减小,也就是说其波动依次减小。然后再求 $n-c$ 个没有权重调整约束的组合

$$\begin{aligned} & \max e_n = e^T \sum e \\ & \text{s.t.} \begin{cases} e^T e = 1 \\ X \Delta w_i = 0 \\ e_i^T \sum e_i = 0, i=1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

同样,无权重调整约束的组合彼此不相干且其波动依次递减。

为构建拉格朗日第一类方程,令 $e_i^T \sum e_i = Y$,对(18)式用拉格朗日乘子法求条件极值

$$l(\alpha, \beta) = e^T \sum e - \alpha(e^T e - 1) - \beta Y e \quad (22)$$

可计算出向量 $e_n, n=1, \dots, c$,即在权重调整约束下的投资组合。在式(19),由于 $1^T \Delta w_i = 0, i=1, \dots, c$ 和 $1^T e_i = 0, i=$

$1, \dots, c$ 都可以表示为对前 c 个组合不进行资产权重变动,则令 $\Delta w_i = e_i, Z = \begin{pmatrix} X \\ e^T \sum \end{pmatrix}$,同样对式(19)用拉格朗日

乘值子法求条件极值

$$l(\alpha, \beta, \eta) = e^T \sum e - \alpha(e^T e - 1) - \beta Y e - \eta Z e \quad (23)$$

同理可计算出向量 $e_n, n=c+1, \dots, n$ 即 $n-c$ 个彼此不相关的无约束的投资权重系数。将式(20)与式(21)的解合并,得到特征向量 $E_i = (e_1, e_2, \dots, e_n), i=1, \dots, n$ 也就是 n 个互不相关的投资组合权重系数。由于 E 为标准正交,利用收益率协方差矩阵分解式(11)进行变换

$$\sum = E^T \Lambda E \Rightarrow \Lambda E \sum E^T \quad (24)$$

可求得对应的特征值,即每个组合的对应的收益波动。

3 实证分析

3.1 数据的选择

本文选择上证综指中流动性较高的大型公司股票,包括能源、材料、金融、信息技术、通讯服务等 10 大行业共 30 个股票,收集样本期为从 2009 年 4 月 1 日—2011 年 9 月 30 日的数据。按照时间周期型投资组合权重调整的思路,令组合的初始权重都相等,即 $w_n = \frac{1}{30} (i=1, \dots, 30)$,每 3 个月也就是一个季度对投资权重进行调整。它们的季度收益率 $= \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$,由式(7)求得投资组合标准差 σ_p 。令投资组合预期收益率

$u = \frac{1}{2} \sigma_p$ 。由于 2010 年以前,我国证券监管部分为了便于管理及降低风险,明令禁止卖空。但对于缺乏卖空机制的股市,投资者不能做空只能做多,不仅限制了投资组合的运作,而且极大地降低了股票市场的有效性^[22]。为了减少投资组合由于缺乏卖空机制对投资效益的影响,本文从允许卖空和不允许卖空两个方面进行研

究,且它们的资产配置权重约束分别为, $0.2 \leq w_i \leq 1.0 (i=1, \dots, n)$, $0 \leq w_i \leq 1.0 (i=1, \dots, n)$ 。

3.2 无权重调整约束时组合分散化分析

没有调整约束时投资组合权重的调整可任意改变其权重。执行最优化程序,求得特征向量 $E_n=(e_1, e_1, \dots, e_n)$ 和对应的特征值 λ_n ,由式(12)中,即可求得分解后组合的权重配置。当时 $\theta=0$,投资组合得到分散最大化,由式(15)得到投资组合分散化的分布,如图 2。

由图 3 可知,对于充分分散化的投资组合(即熵的指数最大,且接近于投资组合的资产个数),其分散化的分布形式几乎一样,几乎平均分布于每一个主成分。这是因为分解变换后充分分散化的组合的方差在总方差的占比相等,所以导致它们的分散化分布相同。当 $\theta=1$ 时,使得组合的收益最大化,此时的组合分散化的分布如图 3。

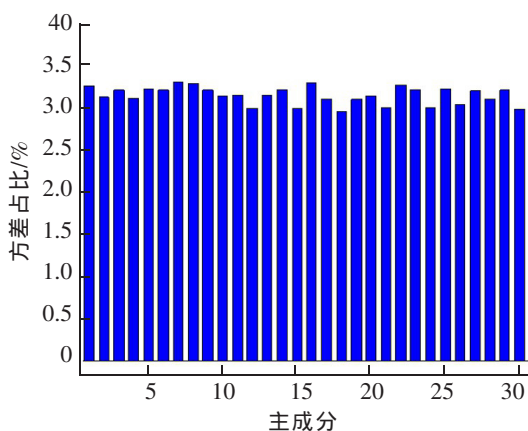


图 2 投资组合分散化分布(最大熵指数时)
Fig.2 Portfolio diversification distribution (when entropy index reaches the maximum)

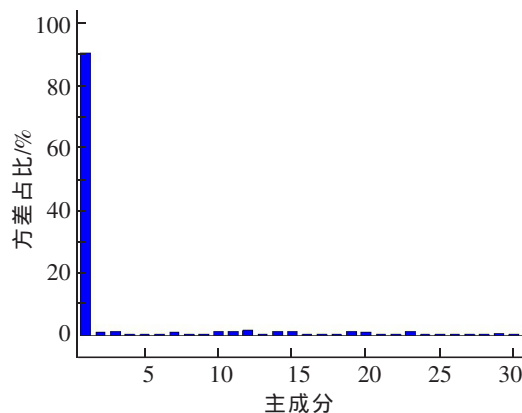


图 3 投资组合分散化分布(最大收益时)
Fig.3 Portfolio diversification distribution (when returns reaches the maximum)

由图可知,取最大收益时的投资组合分散化的分布基本完全集中在第一个主成分组合,此时的投资没有得到充分分散,因而资产具有很大相关性,且第一个投资收益最大。因此也可理解为,头寸相关性大小将直接导致投资风险的大小。无论 $\theta=0$ 还是 $\theta=1$ 都不可取,找到 θ 的最优值势在必行。因而构建均值—分散有效前沿。

当允许卖空时,如图 4。由图 4 可清晰的看出,随着投资组合的分散化水平增大(即熵的指数的增大),预期收益逐渐降低,即高分散化水平导致较低预期收益,低分散化水平导致较高的预期收益。同时图中较明显出现了两个断点,这是由于分解后的特征值大小出现了相等的情况,这种情况下,投资组合的权重就可能会有多种分配的可能,那么会有多个最优解。

当不允许卖空时,均值—分散有效前沿如图 5。

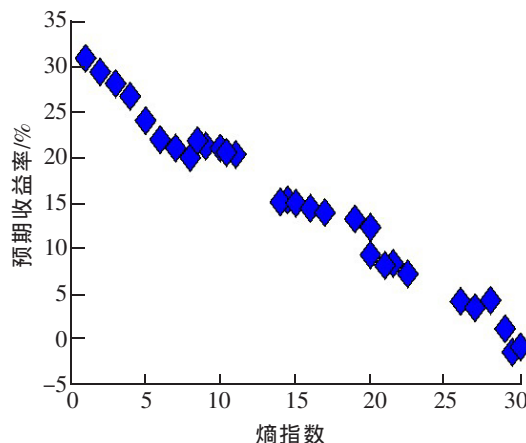


图 4 均值—分散有效前沿(允许做空时)
Fig.4 Mean-diversification efficient frontier (when shorting is allowed)

比较图 4 与图 5 可知道,不允许卖空的有效前沿比较光滑,没有出现断点,因为其没有相等的特征值,因此资产权重就不会出现相等的情况,这样提高了最优解的唯一性。另外图 5 的轮廓相对比较“凹”,预期收益下降较快,且几乎是垂直下降。这是因为存在做空机制时,基金经理可以利用基金对冲优势,对资产进行

套期保值,增加资金安全,化解了投资风险,并获取由于股价下跌带来的收益^[22]。而在不允许做空的机制下,当投资者预计股价有可能下跌时,唯一能做的就是抛出股票,空仓等待市场的变化。因此它不能利用基金对冲的优势,抵抗风险的方法更少,从而导致收益直线下跌。

3.3 权重调整约束下投资组合的分散化分析

执行最优化程序求得 $c=5$,即前 5 个主成分资产的权重不进行变动。当组合的分散达到最大时,它的组合分散化的分布图与无约束时的分布相比有很大的变化(如图 4),前 5 个主成分的分散化分布差距很大,最大的达到 0.44,而最小的只占 0.012。因为最优化是在所有的组合里进行选择的,所以在有约束的组合中的风险占比出现较大的差距。而在无约束的组合里,分散化分布几乎均等分布在剩下的组合中,与上文相似,见图 6 图 7。

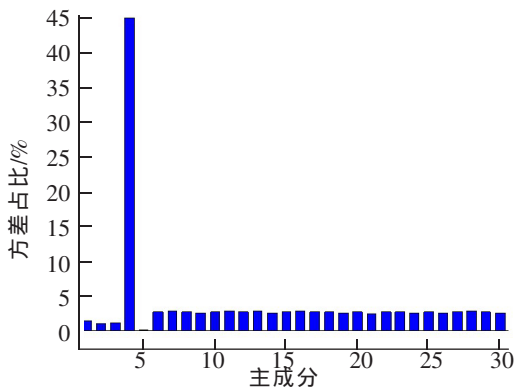


图 6 投资组合分散化分布(最大熵指数时)

Fig.6 Portfolio diversification distribution (when entropy index reaches the maximum)

而当权衡参数取最大 1,以获得最大收益时,有约束的 5 个主成分的风险占比很小,几乎为 0。因为该优化是以得到最大收益的方向,且调整约束又是收益较大的方向进行选择,有约束的组合的分散化分布普遍很小。在第 6 个组合资产的收益最大,且它的分散化分布达到 0.91,也就是说它的风险几乎集中在这个组合中。

建立权重调整约束下的均值—分散有效前沿,如图 8。由图 8 可知,它的有效前沿较光滑,没有出现断点的情况,此时最优解只有一个。图 8 中的预期收益出现了负数,符合投资不能分散过度,否则将会适得其反的结论。

缺乏做空机制的有效前沿与上一节相似,此处不再赘述。

3.4 主成分分析最优化分解后的投资组合的夏普比率

很多研究对于研究投资组合的只考虑了风险或者收益,而夏普比率同时考虑了收益和风险两大因素。

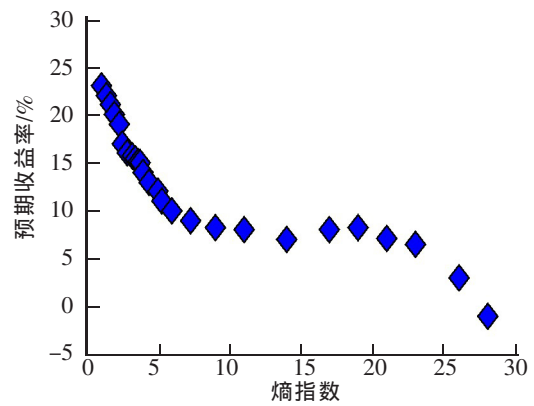


图 5 均值—分散有效前沿(不允许做空时)

Fig.5 Mean-diversification efficient frontier (when shorting is not allowed)

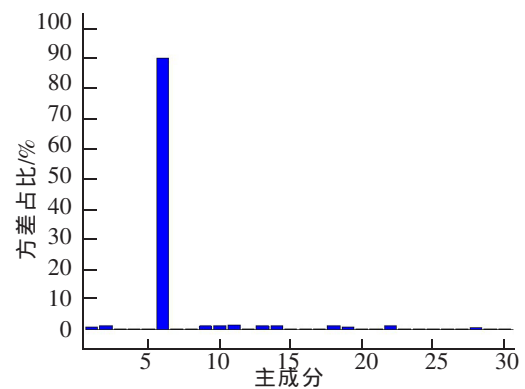


图 7 投资组合分散化分布(最大收益时)

Fig.7 Portfolio diversification distribution (when returns reaches the maximum)

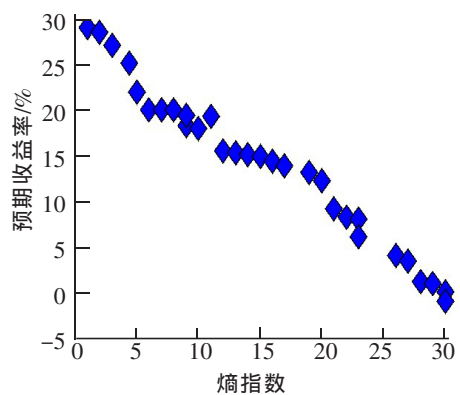


图 8 均值—分散有效前沿(允许做空时)

Fig.8 Mean-diversification efficient frontier (when shorting is allowed)

为了观察和检测优化后的组合的投资效果情况,将允许做空机制下,经过均值—分散模型优化后的投资组合的夏普比率与上证综合指数对应的夏普比率进行比较。以一年定期存款利率 r_f 为基准,夏普比率 S_p 可以表示为^[23]

$$S_p = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \quad (25)$$

数据的样本集 2009 年 4 月 1 日到 2011 年 9 月 30 日共有 10 个季度,故有 10 个周期序列,这段时间里央行对利率变动了 5 次,将变动后的利率分别带入对应的序列。计算后的结果如表 1。

表 1 夏普比率的比较
Tab.1 Comparison of Sharpe ratios

| 交易时间 | 上证综指 | 均值—分散优化模型组合 |
|-------------------------|----------|-------------|
| 2009 年 4 月—2009 年 6 月 | 0.131 2 | 0.231 7 |
| 2009 年 7 月—2009 年 9 月 | 0.139 4 | 0.199 4 |
| 2009 年 10 月—2009 年 12 月 | 0.142 1 | 0.217 1 |
| 2010 年 1 月—2010 年 3 月 | -0.113 7 | 0.102 4 |
| 2010 年 4 月—2010 年 6 月 | -0.032 1 | 0.145 1 |
| 2010 年 7 月—2010 年 9 月 | 0.111 8 | -0.002 5 |
| 2010 年 10 月—2010 年 12 月 | 0.143 1 | 0.192 0 |
| 2011 年 1 月—2011 年 3 月 | -0.009 4 | 0.018 0 |
| 2011 年 4 月—2011 年 6 月 | 0.013 5 | 0.139 0 |
| 2011 年 7 月—2011 年 9 月 | 0.106 1 | 0.227 0 |

从表中可以看出,结果中出现了两个较小误差,这是因为主成分分析分解时出现了相同的特征值和特征向量,最优解缺乏唯一性,而导致了误差的出现。但是经过分散优化管理后组合的夏普比率整体要大于上证综指的值,分散优化管理取得了较为理想的效果。

4 结论

风险的分散化被现代投资理论视为唯一的“免费的午餐”,但是绝非随意的分散就实现的,过度的分散不仅不能达到预期效果,还可能导致更大的风险。证券之间往往具有相关性,其风险源之间也有相互的联系,通过主成分分析方法对其进行数据降维,以去除它们之间的相关性。为了使分散达到最好效果,以熵的指数去量化分散化的程度。受 Markowitz MV 模型的启发,本文建立了均值—分散优化模型,为投资组合在预期收益与分散化程度之间提供了一个量化的框架。最后利用夏普比率验证了分散优化后的投资效果,并通过实证分析表明,经过分散化优化管理后的投资组合有效的分散了投资风险。

参考文献:

- [1] AVRAMOV D, ZHOU G. Bayesian portfolio analysis[J]. Annual Review of Financial Economics, 2010, 2(1): 12-17.
- [2] JANES L, FARRELL J, WALTER G, et al. Portfolio Management—Theory & Application[M]. New York: Mc-Graw-Hill, 1997: 45-49.
- [3] MOSS S. Equilibrium in a Capital Market [J]. Econometrica, 1966(10): 768-783.
- [4] MARKOWITZ H. Portfolio selection[J]. The Journal of Finance, 1952, 7(1): 77-91.

- [5] 李国平,黄国勇. 新巴塞尔资本协议研究动态[J]. 东南大学学报:哲学社会科学版,2007,9(2):73-77.
- [6] 马腾. 新巴塞尔资本协议视角下的信用卡业务[J]. 金融研究,2005,14(7):176-181.
- [7] 于立勇,曹凤岐. 论新巴塞尔资本协议与我国银行资本充足水平[J]. 数量经济技术经济研究,2004,21(1):30-37.
- [8] 敖世友. 基于管理熵的企业风险评价模型研究[J]. 求索,2011,21(2):24-25.
- [9] COHEN R, VUOLTEENAHO T. Who underreacts to cash-flow news evidence from trading between individuals and institutions[J]. Journal of Financial Economics,2002(2):409-462.
- [10] 李仲飞,姚京. 安全第一准则下的动态资产组合选择系统[J]. 系统工程理论与实践,2004,24(1):41-45.
- [11] LEE W. Risk based allocation: A new answer to an old question[J]. The Journal of Portfolio Management,2011,37(4):11-28.
- [12] AMENC N, GOLTZ F, MARTELLINI W, et al. Efficient indexation: an alternative to cap-weighted indices[J]. Journal of Investment Management,2011,9(4):52-74.
- [13] BODIE Z, KANE A. Marcus A. Investments and portfolio management[M]. X: McGraw-Hill/Irwin Education,2011.
- [14] 刘遵雄,唐顺发. 均值-熵指数在投资组合风险分散中的应用研究—基于主成分分析[J]. 南昌航空大学学报:社会科学版,2017,19(1):29-33.
- [15] RUDIN M, MORGAN S. A portfolio diversification index[J]. Journal of Portfolio Management,2006,32:81-89.
- [16] ENGLE R. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation[J]. Journal of econometrics,1982(35):143-159.
- [17] 邓少春,袁志湘. 深证综指收益率波动集群性的实证分析[J]. 金融经济,2008,10(24):58-60.
- [18] 邱斌,刘平,李卫国. 基于因子分析的江西省物流发展研究[J]. 华东交通大学学报,2017,34(2):93-99.
- [19] 王辉,陈立文,杨艳芳. 投资组合风险的分散化研究[J]. 数理统计与管理,2004,31(1):53-57.
- [20] 耿扬,郑长江,李丽利. 基于启发式算法的校车运营管理研究[J]. 华东交通大学学报,2016,33(5):39-44.
- [21] 杨恺钧,毛博伟,郑禄飞. 交叉效率视角下我国股份制银行绩效研究[J]. 华东交通大学学报,2016,33(3):126-134.
- [22] 王性玉,王帆. 做空机制对我国股市波动性、流动性影响的实证分析[J]. 经济管理,2013,4(11):118-127.
- [23] 周明. 基于夏普比率的最优再保险策略[J]. 数理统计与管理,2013,32(5):910-922.

Diversification Optimization Management of Portfolio Risk Based on PCA

Liu Zunxiong, Tang Shunfa

(School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Based on the financial data of Shanghai Composite Index from April, 2009 to September, 2011, this paper firstly adopted the index of entropy as a measure of the risk diversification degree and the principal component analysis to analyze the risks selected. Then, a mean-diversification optimization model was designed to optimize the portfolio diversification structure, and quantify the portfolio's weight between the expected returns and diversification degree. Finally, it constructed a stock portfolio with the calendar rebalancing and analyzed the investment performance with the Sharpe ratio. The empirical analysis shows that the portfolio performance of diversification optimization management is better than that of the Shanghai Composite Index, which effectively diversifies the investment risk.

Key words: portfolio; risk; Sharpe ratio; diversification; entropy

(责任编辑 姜红贵)