《金融经济学二十五讲》配套课件

第13讲 多因子模型与APT

徐高 博士 2019年4月1日

13.1 从绝对定价到相对定价

- ◆ 绝对定价(均衡资产定价)
 - 利:用统一而完整的理论模型将各种因素糅合在一起,从无到有定出各类资产价格,并呈现出资产价格背后的深层次逻辑
 - 弊:数量上不够精确,实践中使用不便
- ◆ 相对定价(无套利资产定价)
 - 以"一价定律"为基本思想,假设市场中不存在套利机会
 - 实践中可以达到比绝对定价更高的精确度
 - 需要以一些资产的价格为已知条件,方能定出与这些资产相关的其他资产的价格
 - 除无套利外,无法对资产价格背后的深层次机制讲出太多道理
- ◆ 绝对定价与相对定价代表资产定价的两条不同思路,各有利弊,不能说 谁比谁更好

13.2 从单因子到多因子

◆ CAPM中的证券市场线(SML)

$$E[\tilde{r}_j] = r_f + \beta_{M,j} \left(E[\tilde{r}_M] - r_f \right)$$

◆ 写成因子模型(factor model)的形式

$$\tilde{r}_j - r_f = \alpha_j + \beta_{M,j} (\tilde{r}_M - r_f) + \tilde{\varepsilon}_j$$

- 资产的期望回报率受到一些共同因素的影响。这些共同的因素就是因子(factor)
- 一个因子的解释力不够,就多加些因子进去——计量的思维
- ◆ Fama与French提出的三因子模型(1993年)

$$\tilde{r}_i - r_f = \alpha_i + \beta_{iM}(\tilde{r}_M - r_f) + \beta_{is}\tilde{S}MB + \beta_{ih}\tilde{H}ML + \tilde{\varepsilon}_i$$

- $\tilde{S}MB$ 是市值因子,表征了上市公司的规模大小, $\tilde{H}ML$ 是账面市值比(book to market),是公司的账面价值除以公司股票总市值

13.3 多因子模型的直觉 C-CAPM框架下的单因子模型

- ◆ 把资产回报率向一些解释变量做回归,虽然总能得到回归方程和一些回 归系数,但是,
 - 这个回归方程真的能够用来给其他资产定价吗?
 - 这些回归系数又该做何种解读?
- ◆ 代表性消费的优化问题(w_0 是消费者在0期初财富, \tilde{r}_w 是资产市场中所有资产取得的总体回报率)

$$\max u(c_0) + \delta E[u(\tilde{c}_1)]$$

s.t. $\tilde{c}_1 = (1 + \tilde{r}_w)(w_0 - c_0)$

一阶条件

$$1 = E \left[\delta \frac{u'(\tilde{c}_1)}{u'(c_0)} (1 + \tilde{r}_w) \right]$$

◆ 假设二次型效用函数(a是个很大的正数)

$$u(c) = -\frac{1}{2}(a-c)^2$$

$$u'(c) = a - c$$

13.3 多因子模型的直觉 C-CAPM框架下的单因子模型(续)

随机折现因子

$$\tilde{m} = \delta \frac{u'(\tilde{c}_{1})}{u'(c_{0})} = \delta \frac{a - \tilde{c}_{1}}{a - c_{0}} = \delta \frac{a - (1 + \tilde{r}_{w})(w_{0} - c_{0})}{a - c_{0}} = \delta \frac{a}{a - c_{0}} - \delta \frac{w_{0} - c_{0}}{a - c_{0}} (1 + \tilde{r}_{w})$$

$$= A - B\tilde{r}_{w}$$

$$A \square \delta \frac{a}{a - c_{0}} - \delta \frac{w_{0} - c_{0}}{a - c_{0}}, \quad B \square \delta \frac{w_{0} - c_{0}}{a - c_{0}}$$

◆ 从随机折现因子到资产期望回报率

因此
$$1 = E\left[\tilde{m}(1+\tilde{r}_{j})\right] \Rightarrow 1 = E[\tilde{m}](1+E[\tilde{r}_{j}]) + \operatorname{cov}(\tilde{m},\tilde{r}_{j})$$

$$E[\tilde{r}_{j}] = \frac{1}{E[\tilde{m}]} - 1 - \frac{\operatorname{cov}(\tilde{m},\tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]} = r_{f} - \frac{\operatorname{cov}(\tilde{m},\tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]}$$

$$= r_{f} - \frac{\operatorname{cov}(A - B\tilde{r}_{w},\tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]} = r_{f} + \frac{\operatorname{cov}(\tilde{r}_{w},\tilde{r}_{j})}{\operatorname{var}(\tilde{r}_{w})} \frac{B \operatorname{var}(\tilde{r}_{w})}{E[\tilde{m}]}$$

$$= r_{f} + \beta_{j,w}\lambda_{w}$$

甘 由

其中

$$\beta_{j,w} \square \frac{\operatorname{cov}(\tilde{r}_{w}, \tilde{r}_{j})}{\operatorname{var}(\tilde{r}_{w})}, \quad \lambda_{w} = \frac{B \operatorname{var}(\tilde{r}_{w})}{E[\tilde{m}]}$$

13.3 多因子模型的直觉 C-CAPM框架下的多因子模型

◆ 消费者除拥有初始财富 w_0 外,还在0期与1期分别拥有工资性收入 y_0 与 \tilde{y}_1 ,且工资收入与资产市场总回报独立($cov(\tilde{y}_1, \tilde{r}_w)=0$)

$$\max u(c_0) + \delta E[u(\tilde{c}_1)]$$

s.t. $\tilde{c}_1 = (1 + \tilde{r}_w)(w_0 + y_0 - c_0) + \tilde{y}_1$

◆ 二次型效用下,随机折现因子为

$$\tilde{m} = \delta \frac{a - (1 + \tilde{r}_w)(w_0 + y_0 - c_0) - \tilde{y}_1}{a - c_0} \in A' - B'\tilde{r}_w - C'\tilde{y}_1$$

其中
$$A' = \delta \frac{a}{a - c_0} - \delta \frac{w_0 + y_0 - c_0}{a - c_0}, \quad B' = \delta \frac{w_0 + y_0 - c_0}{a - c_0}, \quad C' = \delta \frac{1}{a - c_0}$$

13.3 多因子模型的直觉 C-CAPM框架下的多因子模型(续)

◆ 资产期望回报率为

$$E[\tilde{r}_{j}] = r_{f} - \frac{\operatorname{cov}(\tilde{m}, \tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]} = r_{f} - \frac{\operatorname{cov}(A' - B'\tilde{r}_{w} - C'\tilde{y}_{1}, \tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]}$$

$$= r_{f} + \frac{B'\operatorname{cov}(\tilde{r}_{w}, \tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]} + \frac{C'\operatorname{cov}(\tilde{y}_{1}, \tilde{r}_{j})}{E[\tilde{m}]}$$

$$= r_{f} + \frac{\operatorname{cov}(\tilde{r}_{w}, \tilde{r}_{j})}{\operatorname{var}(\tilde{r}_{w})} \frac{B'\operatorname{var}(\tilde{r}_{w})}{E[\tilde{m}]} + \frac{\operatorname{cov}(\tilde{y}_{1}, \tilde{r}_{j})}{\operatorname{var}(\tilde{y}_{1})} \frac{C'\operatorname{var}(\tilde{y}_{1})}{E[\tilde{m}]}$$

$$= r_{f} + \beta'_{j,w}\lambda'_{w} + \beta'_{j,y}\lambda'_{y}$$

$$\beta'_{j,w} = \frac{\operatorname{cov}(\tilde{r}_{w}, \tilde{r}_{j})}{\operatorname{var}(\tilde{r}_{w})}, \quad \beta'_{j,y} = \frac{\operatorname{cov}(\tilde{y}_{1}, \tilde{r}_{j})}{\operatorname{var}(\tilde{y}_{1})}, \quad \lambda'_{w} = \frac{B' \operatorname{var}(\tilde{r}_{w})}{E[\tilde{m}]}, \quad \lambda'_{y} = \frac{C' \operatorname{var}(\tilde{y}_{1})}{E[\tilde{m}]}$$

- ◆ 因子: 随机折现因子中不确定性的来源
 - 因子是那些会影响人对资产选择的不同不确定性来源
 - 为了补偿对因子不确定性的承担,资产需要根据自身回报率与各个因子的相 关性,在期望回报率中给出相应的风险溢价

套利资产定价理论(APT)

- ◆ APT的思想: 当所有资产的期望回报率都由一组共同的因子(不确定性来源)所决定的时候,基于无套利的思想,不同资产期望回报率之间会具有某种线性关系
- ◆ APT和因子模型相当抽象,既没有说因子是什么,该怎么去选取,也没有规定资产对各个因子的敏感性如何估计——这恰恰是APT理论一般性、灵活性的体现
- ◆ 三个概念
 - 因子风险(factor risk): 因子所带来的不确定性
 - 载荷 (loading): 因子前的系数 β
 - 个体风险(idiosyncratic risk):与因子风险无关的剩余风险 $\tilde{\epsilon}_i$

13.4.1 精确单因子模型

- ◆ 假设只有一个风险因子 \tilde{f} (简化假设 $E[\tilde{f}]=0$),所有资产个体风险为0($\tilde{\epsilon_i}=0$),并记 $\overline{r_i}=E[\tilde{r_i}]$ $\tilde{r_i}=\overline{r_i}+\beta_i\tilde{f}$
 - $\tilde{r}_{j} = \overline{r}_{j} + \beta_{j}\tilde{f}$
- ◆ 构造一个组合 \tilde{r}_p ,把我们正规化为1的总财富分配到两类资产上。组合中包含w份额的资产i与1-w份额的资产j

$$\tilde{r}_p = w\tilde{r}_i + (1 - w)\tilde{r}_j$$

$$= [w\overline{r}_i + (1 - w)\overline{r}_j] + [w\beta_i + (1 - w)\beta_j]\tilde{f}$$

◆ 选择w来让组合 \tilde{r}_p 的因子载荷为0,将这样的组合权重叫做 w_0

$$w_0 \beta_i + (1 - w_0) \beta_j = 0$$
 \Rightarrow $w_0 = \frac{\beta_j}{\beta_j - \beta_i}$

◆ 权重 w_0 代回组合 \tilde{r}_p 的表达式,得到一个无风险组合 p_0

$$\tilde{r}_{p_0} = w_0 \tilde{r}_i + (1 - w_0) \tilde{r}_j = \frac{\beta_j}{\beta_j - \beta_i} \overline{r}_i + \left(1 - \frac{\beta_j}{\beta_j - \beta_i}\right) \overline{r}_j = \frac{\beta_j \overline{r}_i - \beta_i \overline{r}_j}{\beta_j - \beta_i}$$

13.4.1 精确单因子模型(续1)

lacktriangle 由于 p_0 是无风险组合,所以当市场不存在套利机会的时候,其期望回报率应该与无风险利率 r_t 相等

$$\frac{\beta_{j}\overline{r_{i}} - \beta_{i}\overline{r_{j}}}{\beta_{j} - \beta_{i}} = r_{f} \quad \Rightarrow \quad \frac{\overline{r_{i}} - r_{f}}{\beta_{i}} = \frac{\overline{r_{j}} - r_{f}}{\beta_{j}}$$

◆ 上面的等式对任意资产i和j都成立。所以可以定义一个常数λ为

$$\lambda \Box \frac{\overline{r_i} - r_f}{\beta_i} = \frac{\overline{r_j} - r_f}{\beta_j}$$

◆ 资产i的期望回报率必然满足

$$\overline{r_i} = r_f + \beta_i \lambda \qquad \forall i$$

◆ 构造组合 p_1 使其因子载荷正好为1;组合 p_1 中资产i的权重为 w_1

$$w_1 \beta_i + (1 - w_1) \beta_j = 1 \implies w_1 = \frac{1 - \beta_j}{\beta_i - \beta_j}$$

13.4.1 精确单因子模型(续2)

◆ 将w₁代回组合p的表达式

$$\begin{split} \tilde{r}_{p_{l}} &= \left[\frac{1 - \beta_{j}}{\beta_{i} - \beta_{j}} \overline{r_{i}} + \left(1 - \frac{1 - \beta_{j}}{\beta_{i} - \beta_{j}} \right) \overline{r_{j}} \right] + \tilde{f} \\ &= \left[\frac{1 - \beta_{j}}{\beta_{i} - \beta_{j}} \overline{r_{i}} + \frac{\beta_{i} - 1}{\beta_{i} - \beta_{j}} \overline{r_{j}} \right] + \tilde{f} \\ &= \frac{\overline{r_{i}} - \beta_{j} \overline{r_{i}} + \beta_{i} \overline{r_{j}} - \overline{r_{j}}}{\beta_{i} - \beta_{j}} + \tilde{f} \\ &= \frac{\beta_{i} \overline{r_{j}} - \beta_{j} \overline{r_{i}}}{\beta_{i} - \beta_{j}} + \frac{\overline{r_{i}} - \overline{r_{j}}}{\beta_{i} - \beta_{j}} + \tilde{f} \\ &= r_{f} + \lambda + \tilde{f} \end{split}$$

$$\begin{cases} r_{f} = \frac{\beta_{j} \overline{r_{i}} - \beta_{i} \overline{r_{j}}}{\beta_{j} - \beta_{i}} \\ \lambda = \frac{\overline{r_{j}} - \overline{r_{i}}}{\beta_{j} - \beta_{i}} \end{cases} & \text{**Notice states of the sta$$

13.4.1 精确单因子模型(续3)

◆ 对上式两边取期望,并注意到 $E[\tilde{f}]=0$,可得

$$\lambda = \overline{r}_{p_1} - r_f$$

- λ是因子载荷为1的资产的超额回报率
 - 风险载荷为1的组合叫做**因子组合**(factor portfolio)
 - 其风险溢价λ叫做**因子溢价**(factor premium)
- ◆ 在精确单因子模型中,任何资产的期望收益率都可以表示为

$$\overline{r_i} = r_f + \beta_i (\overline{r_{p_1}} - r_f)$$

- ◆ 上式虽与CAPM中的证券市场线(SML)形式类似,但有本质不同
 - CAPM中,市场组合的含义非常清楚
 - 因子模型式中,组合 p_1 没有那么明确的经济含义(只是因子载荷为1的资产而已)——这既可以说成是因子模型的模糊性,也可以说是其灵活性
 - CAPM基于均衡, APT基于无套利

13.4.2 多因子模型下的APT

◆ 单因子时的推导思路

- 由于资产数量大于因子数量,因而可以构造组合来消除因子风险(组合对因子的载荷为0),从而把不同资产的期望回报率和它的 β 联系起来
- 再构造一个对某单一因子载荷为1的组合(因子组合),这个组合的风险溢价就是对应的 β 的价格
- 二者结合起来,得到了资产的定价方程

◆ 多因子下的假设

- K个会影响资产回报率的因子,N种资产(N远大于K)
- 因子和个体风险期望为0: $E[\tilde{f}_k] = E[\tilde{\epsilon}_i] = 0$
- 因子方程为1,个体风险方差相等: $E[\tilde{f}_k^2]=1$, $E[\tilde{\epsilon}_i^2]=\sigma_{\varepsilon}^2$ <∞
- 因子、个体风险间两两独立: 任给 $k \neq k'$, $i \neq i'$, 有 $E[\tilde{f}_k \tilde{f}_{k'}] = E[\tilde{\epsilon}_i \tilde{\epsilon}_{i'}] = E[\tilde{f}_k \tilde{\epsilon}_i] = 0$

$$\tilde{r}_i = \overline{r}_i + \sum_{k=1}^K \beta_{i,k} \tilde{f}_k + \tilde{\varepsilon}_i$$
 $i = 1, 2, \dots, N$

13.4.2 多因子模型下的APT(续1)

◆ 由所有N种资产形成的组合p(组合中资产i的份额为 w_i , $\Sigma_i w_i = 1$)

$$\tilde{r}_p = \sum_{i=1}^N w_i \tilde{r}_i = \sum_{i=1}^N w_i \overline{r}_i + \left(\sum_{i=1}^N w_i \beta_{i,1}\right) \tilde{f}_1 + \dots + \left(\sum_{i=1}^N w_i \beta_{i,K}\right) \tilde{f}_K + \sum_{i=1}^N w_i \tilde{\varepsilon}_i$$

◆ 选择权重来将组合p中的因子风险完全消除掉

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N} w_i \beta_{i,1} = 0 \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{N} w_i \beta_{i,K} = 0 \end{cases}$$

lacktriangle 在N>K的时候,这个方程组是有解的(解可能不止一组);将解出的权重代回组合p的表达式

$$\tilde{r}_{p0} = \sum_{i=1}^{N} w_i \overline{r_i} + \sum_{i=1}^{N} w_i \tilde{\varepsilon}_i$$

13.4.2 多因子模型下的APT(续2)

- \bullet \tilde{r}_{p0} 的方差为 $\sigma^2(\tilde{r}_{p0}) = (w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_N^2)\sigma_{\varepsilon}^2$
- ◆ 当资产的数量很大时(N很大),每个权重就大概为1/N。因此, $\sigma^2(\tilde{r}_{p0})$ 的量级就为 $\left(\frac{1}{N}\right)^2 \times N \times \sigma_{\varepsilon}^2 = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{N}$

lacktriangle 由于个体风险的方差不是无穷大,所以当 $N
ightarrow \infty$ 时, $\sigma^2(\tilde{r}_{p0})
ightarrow 0$,即消除了因子风险的组合几乎是无风险的

$$\tilde{r}_{p0} \approx \sum_{i=1}^{N} w_i \overline{r_i} = r_f$$

◆ 上式中的 w_i 均为各个 β 的函数(因为 w_i 是方程组的解),所以上式事实上是把各个资产的期望回报率 $\overline{r_i}$ 表示成了无风险利率与 β 的函数。采用单因子模型的思路可得

 $\overline{r_i} = r_f + \sum_{k=1}^K \beta_{i,k} \lambda_k$

 λ_k 为第k个因子的因子溢价——即对因子k的载荷为1,而对其他因子载荷为0的组合的风险溢价

13.5 对多因子模型的评论

- ◆ 多因子模型(APT)提供了一个解释并预测不同资产回报率的非常灵活的框架(文献中已经提出了数百个可供用来解释资产回报率的因子)
- ◆ 多因子模型加深了我们对风险的认识:系统风险并不仅仅只是整个市场或经济的波动,还可能来自其他源头——某投资者收获了Alpha,既有可能确实是因为她投资能力强,也可能是因为她其实只是承担了一些我们还未观测到的系统风险
- ◆ 因子可以是那些直接可观测的变量,也可以是无法观测的因子——潜在 因子(latent factor)
- ◆ 样本内拟合和样本外拟合的效果有重大差异
 - 用当前的因子来解释当前资产收益率的差异,往往可以得到相当不错的拟合优度(R²甚至可以超过90%)
 - 在预测性因子模型中,即用当前的因子预测未来资产收益率,拟合优度往往 很低,R²甚至很难超过2%

13.6 多因子模型的应用 **对冲**

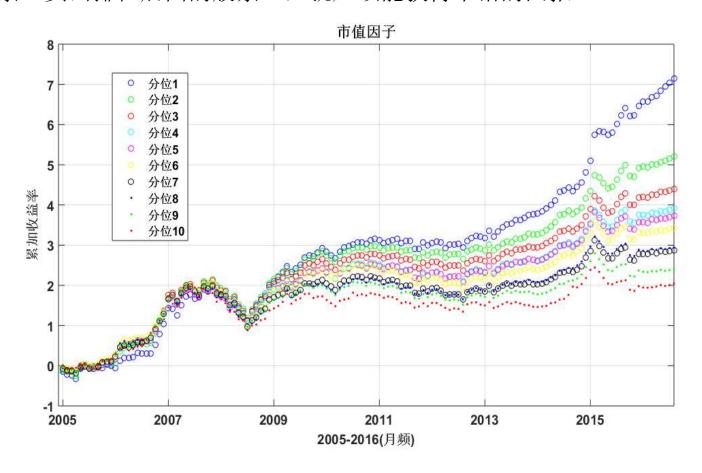
ullet 假设对某一资产 $\tilde{r_0}$ 构建了如下的多因子模型,用其他N种资产的回报率($\tilde{r_n}$)来解释这种资产的回报率

$$\tilde{r}_0 - r_f = \alpha_0 + \sum_{n=1}^N \beta_{0,n} \tilde{r}_n + \tilde{\varepsilon}_0$$

- lacktriangle 估计出了上面的方程,也就找出了用N种资产来尽可能逼近资产 $ilde{r}_0$ 的方法。相应地,组合 $\Sigma_neta_{0,n} ilde{r}_n$ 就可以用来对冲资产 $ilde{r}_0$ 。
- ◆ Alpha-Beta分离(可转移Alpha)
 - 如果APT成立,那么回归方程中的截距项 α_0 应该为0——但存在 α_0 大于0的可能性(一位杰出基金经理创造了Alpha)
 - 只要 α_0 稳定地为正,可以通过买入资产 \tilde{r}_0 ,卖出组合 $\Sigma_n\beta_{0,n}\tilde{r}_n$ 来将 α_0 给分离出来,获取稳定的收益

13.6 多因子模型的应用 因子选股

◆ 一个因子代表了一个对股票期望回报率有解释力的因素。如果这种解释力很强,那么用因子来给所有股票从好到坏排个序,买入排在前面的股票(卖出排在后面的股票),就应该能获得不错的回报



13.6 多因子模型的应用 统计套利

◆ 总共有J只股票可选,这些股票的期望回报率受到总共K个因子的影响; 对任何一只股票j,建立多因子计量模型

$$\tilde{r}_j - r_f = \alpha_j + \sum_{k=1}^K \beta_{j,k} \tilde{f}_k + \tilde{\varepsilon}_j$$

股票j的期望回报率应该为

$$E[\tilde{r}_j] = r_f + \alpha_j + \sum_{k=1}^K \beta_{j,k} E[\tilde{f}_k]$$

- ◆ 做多(买入)那些实际回报率不及期望回报率的股票,做空(卖出)那 些实际回报率高于期望回报率的股票
- ◆ 统计套利不是套利!
 - 长期资本管理公司(LTCM)的教训