第 7 卷第 1 期
2007 年 10 月

经 济 学（季 刊）
China Economic Quarterly

Vol. 7, No. 1
October, 2007

什么定价模型能够更好地刻画我国 A 股股价的时间序列特征？
——无条件泰勒定价模型及其在我国 A 股市场中的检验

王庆石　彭宜钟*

摘　要　本文通过对非线性随机贴现因子进行泰勒展开和多项式正交化推导出了无条件泰勒定价模型，并基于我国 A 股市场数据将该模型同 Fama-French 三因子模型、Learning-CCAPM 模型和 ARCH 类资产定价模型（经过检验，我国数据没有体现出 ARCH 效应）进行了全面比较。通过比较发现无条件泰勒定价模型对我国数据的拟合效果最为理想。而且，无条件泰勒定价模型所需要的数据很容易获得。因此，无条件泰勒定价模型在我国具有很高的应用价值。

关键词　多因子定价模型，变参数（贝塔）定价模型，无条件泰勒定价模型

一、CAPM 在实证检验中的失败以及理论界对 CAPM 进行发展的三个主要方向

夏普（Sharpe，1964）和林特纳（Lintner，1965）通过拓展马柯维茨的研究成果（Markowitz，1959），推导出了资本资产定价模型（Capital Asset Pricing Model，CAPM）。CAPM 的数理形式为：

$$R_i - R_f = \beta_i (R^{MV} - R_f), \tag{1}$$

其中，R_i 为资产 i 的收益率，R^{MV} 为具有均值方差有效性的市场组合的收益率，R_f 为无风险资产收益率，$R_i - R_f$ 为资产 i 的超额收益，$R^{MV} - R_f$ 为市场组合的超额收益，β_i 为资产 i 的贝塔系数（该系数代表了资产 i 的系统风险的大小）。

* 东北财经大学数量经济系。通讯作者及地址：彭宜钟，辽宁省大连市东北财经大学数量经济系，116025；电话：(0411)82961499；E-mail：peng-wumin@163.com。我们感谢匿名审稿人所提出的宝贵意见，感谢姚洋老师给予的帮助。作者对文中可能存在的疏漏和错误承担完全责任。

CAPM 旨在说明两个问题：其一，在同一时期，不同资产的价格和收益为什么会有差别（这种差别被称为收益的截面差异）；其二，同一资产在不同时期的价格和收益为什么会不一样（这种差别被称为收益的时间序列差异）。按照 CAPM 的解释，收益的截面差异存在的原因是：不同资产的系统风险（或 β_i）不一样；收益的时间序列差异存在的原因是：市场组合在不同时期的超额收益（或 $R^{MV}-R_f$）不一样。

如果 CAPM 的解释成立，那么意味着：（1）收益的截面差异能够完全用贝塔的截面差异来进行解释；（2）收益的时间序列差异能够完全用市场组合的超额收益的时间序列差异来进行说明。

要验证第一个推论，一般采用这样一个简单的回归方程：

$$R_i - R_f = \beta_i(R^{MV} - R_f) + \varepsilon_i. \tag{2}$$

用所有股票的超额收益系列（$R_i-R_f, i=1,2,\cdots,N$）对这些股票的贝塔值系列（$\beta_i, i=1,2,\cdots,N$）进行回归，学界将这种回归称为截面回归。截面回归一般采用两步法，即首先在一个样本期限内用各只股票的超额收益的时间序列对市场组合的超额收益的时间序列进行线性回归，从而估计出各只股票的贝塔值，再用所有股票的超额收益系列（$R_i-R_f, i=1,2,\cdots,N$）对它们的贝塔值系列（$\beta_i, i=1,2,\cdots,N$）进行线性回归。由于作为第二步线性回归的解释变量的贝塔值是第一步线性回归的参数估计值，这就导致了所谓的"变量内误差（errors-in-variable）"问题。如果回归方程（2）显著成立且 β_i 的系数显著为正，那么，可视为第一个推论成立。对第二个推论的检验一般采用以下回归形式：

$$R_{it} - R_f = \alpha + \beta_i(R_t^{MV} - R_f) + \varepsilon_{it}. \tag{3}$$

用 R_i-R_f 的时间序列（$R_{it}-R_f$）对 $R^{MV}-R_f$ 的时间序列（$R_t^{MV}-R_f$）作回归，如果回归方程（3）显著成立、$R_t^{MV}-R_f$ 的回归系数显著为正且 α 显著为零，则第二个推论成立。

在用截面回归方法对第一个推论进行检验的文献中，除了早期的 Black-Jensen-Scholes（1972）检验和 Fama-MacBeth（1973）检验等两个检验支持这个推论以外，后来的检验基本都否定了这个推论，其中最著名的是 Fama-French（1992）的检验。这次检验不仅完全否定了贝塔对股票收益的截面差异的解释能力，而且指出仅用公司规模和账面市值比这两个特征就能对股票收益的截面差异做出全面的解释。

CAPM 的第二个推论也得到了多次检验，如 Banz（1981）、Reinganum（1981）、Keim（1983）、Reinganum（1983）、French（1980）、Basu（1977，1983）等，这些检验分别发现了规模效应（即小公司的股票往往拥有更高的收益）、年初效应（即股票往往在年初出现更高的收益）、周末效应（即股票

往往在周末出现更高的收益）、价值效应（即拥有更高的市盈率倒数的股票往往拥有更高的收益）等。对于存在这些效应的股票或股票组合而言，其回归方程［方程（3）］中的 α 都显著大于零，因而，这些效应的存在意味着第二个推论被推翻。在对第二个推论的检验中，走得最远的当数 Fama-French（1993）。Fama 和 French 不仅发现 $R_t^{MV}-R_f$ 不足以解释股票收益的时间序列差异，而且，还结合 Fama-French（1992）的研究成果，构造出了 SMB 和 HML 这两个反映公司规模和账面市值比的因子。在将这两个因子加入 CAPM［即式（1）］后，模型的解释能力大大提高。理论界将这个模型称为 Fama-French 三因子模型。Fama 和 French 本人认为，三因子模型实际上是 APT（Arbitrage Pricing Theory）模型的一种具体形式。在本文中，我们将三因子模型和 Merton（1973）的跨期资本资产定价模型（Intertemporal Capital Asset Pricing Model，ICAPM）等以多个风险因子的线性组合解释资产收益的定价模型统称为多因子资产定价模型。

由于 CAPM 在截面回归检验和时间序列回归检验中所表现出的缺陷，理论界对于 CAPM 的理论核心（亦即风险决定收益）产生了争论，一些学者主张收益完全由公司特征决定，并据此发展出了特征模型，其中比较著名的如 Daniel and Titman（1997）等；处于主流地位的学者则认为 CAPM 在实证检验中的失败并不能构成否定风险决定收益的依据，并基于这个基本观点发展出了很多仍以风险决定收益为基本理论框架的改进模型。这些改进模型大致体现了三个不同的发展方向。

我们知道，如果单纯从计量经济学这个角度来看待方程（3）解释能力不足，或者 α 显著大于零，或者贝塔系数不显著等一系列颠覆 CAPM 第二个推论的问题，造成这些问题的根源可能是解释变量遗漏，可能是期望收益的时变性，也可能是贝塔系数的时变性，还可能是随机项方差的时变性（如条件异方差）等。各归一因，便出现了三个不同的努力方向：其一，将失败归因于解释变量的遗漏，并据此提出了多因子资产定价模型；其二，将失败归因于贝塔系数的时变性，并据此提出了变参数（贝塔）资产定价模型；其三，将失败归因于随机项方差的时变性，并据此提出了 ARCH 类资产定价模型等。

我们在此需要说明的是：本文在对所有相关模型进行实证检验时均假设无风险收益率在市场中存在。因为，如果无风险收益率在市场中不存在，则必须用零贝塔率来代替它，而零贝塔率的估计值却只能在均值方差有效组合条件下得到，或者说，我们经常得不到令人信服的、具有统计学意义上的显著性的零贝塔估计值。

二、以上三个发展方向的代表模型

多因子资产定价模型发端于 Merton (1973)。**在其三十多年的发展历程中，曾先后出现了很多具体的模型形式。在曾经出现过的所有多因子资产定价模型中，**Fama-French **三因子模型应用得最为广泛，因而，我们以它作为多因子资产定价模型的代表模型。**

变参数（贝塔）资产定价模型受到 Breeden (1979)[1] **所提出的基于消费的资本资产定价模型**（Consumption CAPM，CCAPM）**的启发。对于** CCAPM **的实证检验已进行了很多，但遗憾的是，结果都不是很理想（如** Hansen and Singleton，1982，1983；Mankiw and Shapiro，1986；Breeden，Gibbons and Litzenberger，1989；Campbell，1996；Cochrane，1996；Elton，Gruber and Blake，1995；Fama and French，1996 **等）。**

Lettau and Ludvigson (2001b) **通过引入条件变量**（conditioning variable）cay[2] **来刻画贝塔系数的时变性，并在变参数（贝塔）条件下分析了：**(1) **股票市场指数超额收益时间序列差异对股票收益时间序列差异的解释能力；**(2) **贝塔系数的截面差异对股票收益的截面差异的解释能力。最终的结果是：他们的模型与** Fama **和** French **的三因子模型程度具有相近的解释能力。我们将他们的模型简称为** MLSL **模型。**

但是，Lewellen and Nagel (2005) **对** MLSL **模型的成功提出了质疑，因为他们发现："用** MLSL **模型估计出的贝塔系数和市场组合的超额收益之间的协方差并不是很大。"这就意味着用** MLSL **模型计算出来的定价对象的收益应该和用** CAPM **模型计算出来的定价对象的收益相仿。**[3] **也就是说，**MLSL **模型相对于** CAPM **模型的更高效率并非来自** MLSL **模型对贝塔系数的更好刻画，而是来自其他方面，比如** MLSL **模型对资产组合的巧妙设计。这样一来，**

---

1 **原文第** 276 **页式**(19)**为** $\mu_a - r = (V_{a,\ln C}/\sigma_{M,\ln C})(\mu_M - r) = (\beta_{aC}/\beta_{MC}) = (\beta_{aC}/\beta_{MC})(\mu_M - r)$，**其中，**$\mu_a$ **和** μ_M **分别为被定价资产（或资产组合）的预期收益和市场组合的预期收益，**r **为无风险资产或零贝塔资产组合的收益，**β_{aC} **和** β_{MC} **分别为被定价资产（或资产组合）的收益和市场组合的收益的"消费贝塔"。从截面来看，**β_{MC} **不变，但** β_{aC} **因资产不同而变化；从时间序列来看，由于** C(**消费**)**是随时间变化的，**β_{aC}/β_{MC} **一般也会随时间变化（不变只是其中的特殊情况）。实际上，如果** β_{aC}/β_{MC} **总是不随时间变化，则该模型在进行时间序列的实证检验中，将会等同于** CAPM。**既然这样，使该模型又如何能够克服** CAPM **在实证检验中所出现的失败呢？由此看来，作者的初衷也是允许** β_{aC}/β_{MC} **随时间而变化的。我们将** β_{aC}/β_{MC} **视为一个贝塔，于是将** Breeden **的** CCAPM **视为一个变贝塔的** CAPM。

2 **首先估计** $c_{n,t} = \alpha + \beta_a a_t + \beta_y y_t + \sum_{t=-k}^{k} b_{a,t}\Delta a_{t-1} + \sum_{t=-k}^{k} b_{y,t}\Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$ **中的系数** β_a **和** β_y，**再根据** $cay_t = c_t - \beta_a a_t - \beta_y y_t$，**计算** cay_t。**其中，**c_t、a_t、y_t **分别表示** t **时刻非耐用品消费、居民财产、居民工资收入的自然对数。**

3 $E_{\mathrm{MLSL}}(R_i - R_f) = E(\beta) \times E(R_M - R_f) + \mathrm{cov}(\beta, R_M) = E_{\mathrm{SLB}}(R_i - R_f) + \mathrm{cov}(\beta, R_M)$，$\mathrm{cov}(\beta, R_M)$ **很小说明** $E_{\mathrm{MLSL}}(R_i - R_f)$ **与** $E_{\mathrm{SLB}}(R_i - R_f)$ **差别不大。**

MLSL 模型的理论价值遭到了否定。

Adrian and Franzoni（2005）则用状态空间模型来刻画贝塔的时变性。在迄今为止所有刻画贝塔系数时变性的理论模型中，状态空间模型代表了最新水平。这种模型的假设也最接近实际情况：投资者不知道资产的真实贝塔值，他们只能根据自身对真实贝塔值的估计或者期望来决定自己的投资策略。这样一来，实际上是投资者对真实贝塔值的主观期望在决定着资产的价格和收益；投资者会根据不断变化的条件信息对自己期望的资产贝塔值进行动态的调整。

Adrian and Franzoni（2005）所提出的 CCAPM 状态空间模型（作者称之为 Learning-CCAPM），在基于美国数据的检验中获得了很大的成功——该模型被证实具有与 Fama 和 French 的三因子模型程度相当的解释能力。该模型也使用了条件变量 cay。

我们便以 Learning-CCAPM 作为变参数（贝塔）资产定价模型的代表模型。关于 ARCH 类资产定价模型，其应用需要有一个前提：定价模型的随机项存在 ARCH 效应。我们采用 LM 检验该效应，并且在检验时遵循先低阶后高阶的步骤。

三、非线性随机贴现因子及无条件泰勒定价模型

以上所述及的三个发展方向都是以以下定价方程为一般形式的：

$$E(R_i) - R_f = \beta' E(\lambda), \tag{4}$$

其中，β 为贝塔向量，λ 为因子向量。

以上定价方程的回归形式是：$R_i - R_f = \beta'\lambda + \varepsilon_i$。在这种一般形式下，当 β 为一个常数标量，λ 为 $R^{MV} - R_f$，且 $\varepsilon_i \sim \mathrm{iid}(0, \sigma_i^2)$ 时，该一般形式就具体化为 CAPM；当 β 为常向量，λ 为 $(R^{MV} - R_f, \mathrm{SMB}, \mathrm{HML})'$ 且 $\varepsilon_i \sim \mathrm{iid}(0, \sigma_i^2)$ 时，该一般形式就具体化为 Fama-French 的三因子定价模型。当 β 不是一个常数标量，而是一个随着时间而改变的变量，且 $\varepsilon_i \sim \mathrm{iid}(0, \sigma_i^2)$ 时，该一般形式就具体化为变参数（贝塔）资产定价模型；当 ε_i 不服从 $\mathrm{iid}(0, \sigma_i^2)$，而具有条件异方差，该一般形式就具体化为 ARCH 类定价模型。我们称以上一般形式为贝塔定价模式。

实际上除了贝塔定价模式以外，理论界还提出了定价功能更为广泛的随机贴现因子定价模式。随机贴现因子定价模式的一般形式为：

$$E[E[M_{t+1} \mid \Omega_{t+1}](1 + R_{t+1}) \mid \Omega_t] = 1, \tag{5}$$

其中，M_{t+1} 表示随机贴现因子，Ω_t 和 Ω_{t+1} 分别表示 t 时刻和 $t+1$ 时刻的信息集。随机贴现因子可以表示为某个或某些风险因子的函数。随机贴现因子同

风险因子之间的函数关系可能为线性关系，也可能为非线性关系（比如当作为风险因子的市场组合的收益不具有均值方差有效性时，随机贴现因子同市场组合收益之间就表现为非线性关系）。

关于随机贴现因子定价模式同贝塔定价模式之间的关系，Campbell（2000）曾经指出："当随机贴现因子是一般冲击（原文为 common shocks，等价于其他文献中的"风险因子"）的线性组合时，资产的收益能够用一个线性因素模型（即贝塔模式）来刻画"，史树中（2004）则进一步证明了"随机贴现因子是风险因子的线性组合"与"资产的收益能够用一个线性因素模型（即贝塔模式）来刻画"之间互为充要条件。这就是说，当随机贴现因子是基本冲击的线性组合时，这两种模式可以互相转换。当随机贴现因子不是风险因子的线性组合时，这两种模式就不能在精确的意义上相互转换。我们把与风险因子之间不构成线性关系的随机贴现因子称为非线性随机贴现因子。

Burke（2001）证明，非线性随机贴现因子能够通过泰勒展开和适当变化最终近似为一个 q 阶的正交多项式：

$$M_{t+1} = G(P^q_{1t+1}, P^q_{2t+1}, \cdots, P^q_{m,t+1}) \equiv \Theta_0 + \sum_{i=1}^{m} \Theta_i^T P^q_{it+1}, \tag{6}$$

其中，Θ_0 是一个控制截距项，Θ_i 是第 i 个风险因子的系数向量，其规格为 $q(1+l)\times 1$，P_i^q 为第 i 个风险因子的 q 次正交多项式的不同项所组成的向量，其规格亦为 $q(1+l)\times 1$。

根据式（6），设 m 为风险因子的个数，g 为风险因子，则当 $q=1$，$m=1$ 时，$M_{t+1}=a_0+b_0g$；当 $q=1$，$m=3$ 时，$M_{t+1}=a_0+b_0g_1+c_0g_2+d_0g_3$；当 $q=2$，$m=1$ 时，$M_{t+1}=a_0+b_0g+e_0g^2$。

基于 $M=a_0+b_0g+e_0g^2$，我们总可以构造：

$$M = a_1 + b_0(g - E(g)) + e_0(g^2 - E(g^2)). \tag{7}$$

令 $f_1=g-E(g)$，$f_2=g^2-E(g^2)$，则（7）式可简化为：

$$M = a_1 + b_0 f_1 + e_0 f_2. \tag{8}$$

由（8）式易知：f_1 与 f_2 的均值均为 0 且 $E(M)=\dfrac{1}{1+R_f}=a_1$。

如果 g 服从正态分布，则有：$E(g-E(g))^3=E(g^3)-(E(g))^3=0$，从而有：

$$E((g - E(g))(g^2 - E(g^2))) = E(g^3) - (E(g))^3 = 0,$$

也就是 f_1 与 f_2 正交。

由（8）式、$E[M(1+R_i)]=1$、f_1 与 f_2 的均值均为 0、f_1 与 f_2 正交以及 $E(M)=\dfrac{1}{1+R_f}=a_1$ 可以推出：

$$E(R_i)-R_f=\beta_1[-b_0(1+R_f)\mathrm{Var}(f_1)]+\beta_2[-e_0(1+R_f)\mathrm{Var}(f_2)], \tag{9}$$

其中，

$$\beta_1=\mathrm{Cov}(R_i,f_1)/\mathrm{Var}(f_1)=\mathrm{Cov}(R_i,g)/\mathrm{Var}(g), \tag{10}$$

$$\beta_2=\mathrm{Cov}(R_i,f_2)/\mathrm{Var}(f_2)=\mathrm{Cov}(R_i,g^2)/\mathrm{Var}(g^2). \tag{11}$$

（9）式可以变为：

$$E(R_i)-R_f=-\beta_1(1+R_f)E(Mf_1)-\beta_2(1+R_f)E(Mf_2)\ , \tag{12}$$

（12）式等价于：

$$E(R_i)-R_f=-\beta_1(1+R_f)P(f_1)-\beta_2(1+R_f)P(f_2), \tag{13}$$

其中 $P(\bullet)$表示定价函数。

假设 R_M（某个市场组合的收益）服从正态分布，并令 $g=R_M$，则有：

$$f_1=R_M-E(R_M), \tag{14}$$

$$f_2=R_M^2-E(R_M^2), \tag{15}$$

进而，有：

$$P(f_1)=P(1+R_M-E(1+R_M))=1-E(M)E(1+R_M), \tag{16}$$

$$\begin{aligned}P(f_2)&=P(((1+R_M)-1)^2-E(R_M^2))\\&=P((1+R_M)^2)-2+E(M)-E(M)E(R_M^2),\end{aligned} \tag{17}$$

$$P((1+R_M)^2)=E(M(1+R_M)^2)=2-E(M)+E(MR_M^2). \tag{18}$$

由于 $E(MR_M^2)\approx 0$，（18）式可简化为：

$$P((1+R_M)^2)=E(M(1+R_M)^2)=2-E(M), \tag{18$'$}$$

将（18′）式代入（17）式得：

$$P(f_2)=-E(M)E(R_M^2), \tag{19}$$

再将（16）式和（19）式代入（13）式并整理得：

$$E(R_i)-R_f=\beta_1(E(R_M)-R_f)+\beta_2E(R_M^2), \tag{20}$$

（20）式被我们命名为无条件泰勒定价模型。

四、无条件泰勒定价模型的定价思想

（一）由直觉推知的一个判定准则

如果市场上有两种资产，二者收益的均值一样，但方差不一样，则方差

大者必须提供更多的风险溢价才有可能被投资者接受。基于这个直觉，我们可以轻易推知：一切非均值方差有效组合的风险溢价必须高于均值方差有效组合的风险溢价。换言之，一切风险溢价高于均值方差有效组合的资产组合必然是非均值方差有效组合。也就是说，我们可以通过比较目标组合的风险溢价与均值方差有效组合的风险溢价来判定目标组合是否具有均值方差有效性。

(二) $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 所揭示的内涵

首先我们将证明：M 通过取 $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 这种形式为 R_M 所代表的市场组合暗示了比均值方差有效组合更高的风险溢价。

比较(20)式和(9)式，由于 $E(R_M)-R_f>0$，$E(R_M^2)>0$，我们很容易看出：$b_0<0$，$e_0<0$。

记投资者在现在的财富量为 w_0，在未来的财富量为 w_1，投资者的效用函数为 $u(\cdot)$，投资者通过购买资产组合能够在未来获得的收益为 R，从而有：

$$w_1=(1+R)w_0. \tag{21}$$

当投资者所购买的资产组合为均值方差有效组合时，

$$M=a_0+b_0R^{MV} \quad (\text{其中}, R^{MV}\text{ 为均值方差有效组合收益}), \tag{22}$$

基于(21)式，以 R^{MV} 代替 R，将 R^{MV} 表示为 w_1 的函数，并代入(22)式，有

$$M=(a_0-b_0)+\frac{b_0}{w_0}w_1. \tag{23}$$

当投资者所购买的资产组合为一个非常接近于均值方差有效组合的市场组合时，根据泰勒展开理论，有

$$M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2+R^n(0)$$
$$(\text{其中 } R_M \text{ 和 } R^n(0) \text{ 分别为市场组合收益和高次余项}). \tag{24}$$

将(24)式的高次余项舍去，再基于(21)式，以 R_M 代替 R，将 R_M 表示为 w_1 的函数，并代入(24)式，有

$$M=(a_0-b_0+e_0)+\frac{b_0-2e_0}{w_0}w_1+\frac{e_0}{w_0^2}w_1^2. \tag{25}$$

进一步记风险溢价为 Π，则有

$$\Pi=\frac{1}{2}\left(-\frac{u''(w_1)}{u'(w_1)}\right)\mathrm{Var}(w_1) \tag{26}$$

$$=\frac{1}{2}\left(-\frac{M'}{M}\right)\mathrm{Var}(w_1). \tag{27}$$

将均值方差有效组合和市场组合的风险溢价分别记为 Π^{MV} 和 Π^{M}，根据(23)式、(25)式及(27)式，有

$$\Pi^{MV}=\frac{1}{2}\left(\frac{-b_0/w_0}{a_0-b_0+(b_0/w_0)w_1}\right)\mathrm{Var}(w_1), \tag{28}$$

$$\Pi^{M}=\frac{1}{2}\left(\frac{-b_0/w_0+2e_0(w_0-w_1)/w_0^2}{a_0-b_0+(b_0/w_0)w_1+e_0\,(w_0-w_1)^2/w_0^2}\right)\mathrm{Var}(w_1). \tag{29}$$

(29)式括号中的分子较之于（28）式，多出一项：$2e_0(w_0-w_1)/w_0^2$；

(29)式括号中的分母较之于（28）式，多出一项：$e_0\,(w_0-w_1)^2/w_0^2$。

由于在实际情形下 w_0 和 w_1 都是很大的数，而 e_0 为一个绝对值很小的负数，因而 $2e_0(w_0-w_1)/w_0^2$ 近似等于 0，$e_0\,(w_0-w_1)^2/w_0^2$ 则为负数，从而有 Π^{M} 大于 Π^{MV}。

至此，我们就证明了取 $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 这种形式的 M 为 R_M 所代表的市场组合暗示了比均值方差有效组合更高的风险溢价。

根据上面由直觉推出的判定准则，我们可以判定：R_M 所代表的市场组合不是均值方差有效组合，或者说，$M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 刻画了随机贴现因子（M）同一个非均值方差有效组合收益（R_M）之间的关系。

无条件泰勒定价模型的基本定价思想就是：通过引入 $e_0R_M^2$ 这一项，为 R_M 所代表的市场组合暗示了较之于均值方差有效组合更高的风险溢价，从而标示出 R_M 的非均值方差有效性，或者说，通过引入 $e_0R_M^2$ 这一项，将 R_M 的非均值方差有效性引入了定价模型。

这里需要特别说明两点：其一，尽管 $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 所刻画的是一个非均值方差有效组合收益（R_M）同随机贴现因子（M）之间的关系，但并不意味着一切非均值方差有效组合收益同随机贴现因子之间的关系都能够用这个表达式进行完美刻画。因为，基于泰勒展开理论，我们知道，只有那些非常接近均值方差有效组合的资产组合的收益同随机贴现因子之间的关系才能适用上述泰勒展开，而且对于同均值方差有效组合越接近的资产组合，其收益与随机贴现因子之间的关系用 $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 近似的效果越好。其二，很多实证金融研究文献告诉我们，作为市场组合代表的股票指数的收益经常不在均值方差前沿上[4]，于是，用股指收益作为随机贴现因子的风险因子经常只能采用非线性函数形式。如果假设该非线性函数连续可微，我们就可以将随机贴现因子近似表述为 $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$。从这个角度来看，只要收益形式的风险因子具有非均值方差有效性，泰勒定价模型就是一个可供选

[4] 如果用股票指数收益代表的 R_M 在均值方差前沿上，则 Fama-French 三因子模型中的 SMB 和 HML 这两个因子一定不起作用，但实际的情况是：无论是在美国还是在中国，这两个因子一般是起作用的。这暗示了，R_M 不在效率前沿上。

择的对象（当然，其实际拟合效果取决于该收益与均值方差有效收益之间的接近程度）。

（三）对 R_M^2 的进一步解释

R_M^2 可以理解为市场组合的波动水平。[5] 当市场组合为均值方差有效组合时，定价模型只需要第一个因子就足够了，而当市场组合为非均值方差有效组合时，则需要增加市场组合收益的波动率作为定价因子。其道理其实很简单，因为作为非均值方差有效组合的市场组合相对于均值方差有效组合，多出一部分本该分散却并未分散的风险，如果用市场组合作为定价因子，则其所具有的这部分风险自然也参与了定价，因而，必须增加一个代表这部分风险的定价因子。在无条件泰勒定价模型中，这个定价因子被设定为 R_M^2。

五、基于我国数据对 Fama-French 三因子模型、Learning-CCAPM 模型、ARCH 模型和无条件泰勒定价模型的检验

（一）数据说明

我们的样本期间为 1998 年 1 月—2004 年 12 月，数据频率（frequency）为月，样本长度为 84。我们之所以选择这个样本期间，是因为在这个期间内我国 A 股的流通市值加权平均收益[6] 既经历了上升阶段（1998 年 1 月—2001 年 6 月），也经历了下降阶段（2001 年 7 月—2004 年 12 月），而且，在上升阶段内，有急剧上升期（1999 年 5 月和 6 月），也有升降波动期（1998 年 1 月—1999 年 4 月和 1999 年 7 月—2001 年 6 月），在下降阶段内，有急剧下降期（2001 年 7 月—2002 年 1 月和 2004 年 6 月），也有升降波动期（2002 年 2 月—2004 年 5 月和 2004 年 7 月—2004 年 12 月）。可以说，我们所选定的这个样本期间，几乎包括了 A 股流通市值加权平均收益的所有变化类型，也就是说在这个期间内，A 股收益的变化规律具有充分的代表性。如果我们用 A 股流通市值加权平均收益的累计值来刻画该收益的变化趋势，那么，以上关于 A 股流通市值加权平均收益变化阶段的描述可以在表 1 中得到清晰的印证。

---

[5] 市场组合收益的波动率等于 $E(R_M^2)-[E(R_M)]^2$，$E(R_M^2)$ 与波动率之间仅相差一个常数 $[E(R_M)]^2$，在实际情形里这个常数非常小，几乎可以忽略不计，因而 $E(R_M^2)$ 可以被近似理解为 R_M 的波动率。

[6] 我们没有直接将 R_M 取为我国 A 股市场指数，而是计算了一个包含所有 A 股的流通市值加权平均收益，因为这样计算出来的收益更接近均值方差有效性。

表 1　我国 A 股股票流通市值加权平均收益的累计值变化情况

月份	A 股股票流通市值加权平均收益	A 股股票流通市值加权平均收益的累计值	月份	A 股股票流通市值加权平均收益	A 股股票流通市值加权平均收益的累计值
1998 年 1 月	0.0246		2001 年 7 月	－0.1334	0.5018
1998 年 2 月	－0.0421	－0.0175	2001 年 8 月	－0.0363	0.4655
1998 年 3 月	0.0221	0.0047	2001 年 9 月	－0.0522	0.4133
1998 年 4 月	0.0909	0.0956	2001 年 10 月	－0.0251	0.3882
1998 年 5 月	0.0548	0.1503	2001 年 11 月	0.0392	0.4274
1998 年 6 月	－0.0607	0.0896	2001 年 12 月	－0.0633	0.3641
1998 年 7 月	－0.0131	0.0765	2002 年 1 月	－0.1088	0.2553
1998 年 8 月	－0.1211	－0.0446	2002 年 2 月	0.0096	0.2649
1998 年 9 月	0.0734	0.0289	2002 年 3 月	0.0656	0.3305
1998 年 10 月	－0.0098	0.0191	2002 年 4 月	0.0404	0.3709
1998 年 11 月	0.0231	0.0423	2002 年 5 月	－0.0879	0.283
1998 年 12 月	－0.0846	－0.0423	2002 年 6 月	0.1365	0.4195
1999 年 1 月	－0.0046	－0.0469	2002 年 7 月	－0.0415	0.378
1999 年 2 月	－0.0436	－0.0905	2002 年 8 月	0.0059	0.3839
1999 年 3 月	0.0557	－0.0349	2002 年 9 月	－0.0564	0.3276
1999 年 4 月	－0.0365	－0.0713	2002 年 10 月	－0.0415	0.2861
1999 年 5 月	0.117	0.0457	2002 年 11 月	－0.0624	0.2237
1999 年 6 月	0.3681	0.4138	2002 年 12 月	－0.0535	0.1702
1999 年 7 月	－0.0644	0.3494	2003 年 1 月	0.0965	0.2667
1999 年 8 月	0.011	0.3604	2003 年 2 月	0.0226	0.2893
1999 年 9 月	－0.0257	0.3347	2003 年 3 月	－0.0131	0.2762
1999 年 10 月	－0.0482	0.2865	2003 年 4 月	－0.0105	0.2657
1999 年 11 月	－0.0447	0.2418	2003 年 5 月	0.0433	0.3089
1999 年 12 月	－0.0491	0.1927	2003 年 6 月	－0.0692	0.2398
2000 年 1 月	0.1615	0.3542	2003 年 7 月	－0.0128	0.227
2000 年 2 月	0.0293	0.3835	2003 年 8 月	－0.0313	0.1957
2000 年 3 月	0.0551	0.4385	2003 年 9 月	－0.0439	0.1518
2000 年 4 月	0.0145	0.4531	2003 年 10 月	－0.0388	0.113
2000 年 5 月	0.0286	0.4817	2003 年 11 月	0.0211	0.1341
2000 年 6 月	0.0239	0.5056	2003 年 12 月	0.0275	0.1615
2000 年 7 月	0.0426	0.5482	2004 年 1 月	0.0275	0.189
2000 年 8 月	－0.0048	0.5434	2004 年 2 月	0.0724	0.2614
2000 年 9 月	－0.046	0.4974	2004 年 3 月	0.0327	0.294
2000 年 10 月	0.0202	0.5176	2004 年 4 月	－0.1014	0.1926
2000 年 11 月	0.054	0.5717	2004 年 5 月	0.0019	0.1945
2000 年 12 月	－0.0022	0.5695	2004 年 6 月	－0.1161	0.0783
2001 年 1 月	－0.0103	0.5592	2004 年 7 月	－0.0038	0.0745
2001 年 2 月	－0.0331	0.5261	2004 年 8 月	－0.0451	0.0294
2001 年 3 月	0.0762	0.6023	2004 年 9 月	0.0532	0.0826
2001 年 4 月	－0.0055	0.5968	2004 年 10 月	－0.0547	0.0279
2001 年 5 月	0.0362	0.6329	2004 年 11 月	0.0228	0.0507
2001 年 6 月	0.0023	0.6352	2004 年 12 月	－0.0686	－0.0179

我们在研究中所使用的数据包括：中国深沪两市在样本期间内所有 A 股的月收益率、A 股股本、流通 A 股总市值、个人活期存款利率（我们将其作为无风险收益率）、社会消费品零售总额、居民财产净额、居民耐用消费品额、居民工资收入总额、国民总收入、财政预算收入完成额。其中，中国深沪两市在样本期间内所有 A 股的月收益率、A 股股本、流通 A 股总市值、个人活期存款利率、社会消费品零售总额和财政预算收入完成额全部来自 CCER（中国经济研究服务中心）（网址为 http://www.ccerdata.com/）。居民工资收入总额来自《中国统计年鉴（2004）》表 5-22“按行业分职工工资总额”，由于该表所提供的数据仅至 2002 年，而且都只是年度数据，我们首先利用 1998—2002 年期间该数据的年平均增长率来估计该数据在 2003 年和 2004 年的年度值，然后，按照等比级数的求和规则倒推出每月的数据。1998—2003 年的国民总收入数据来自《中国统计年鉴（2004）》表 3-1，2004 年的国民总收入数据以 2000—2003 年的年平均增长率推算而来。由于国民总收入数据都是年度数据，我们采用了同处理居民工资收入总额数据一样的办法将其处理成月度数据。关于居民财产，我国没有公开发表的统计数据，本文引用了李实等（2005）一文中的数据。由于该文只提供了 1995 年和 2002 年的人均数据，我们根据 1995 年到 2002 年该数据的年均增长率推导出月均增长率，然后，得出 1998—2004 年每月的人均数据，最后用人均数据乘以当期全国人口得出该数据的每月总额。我们又从同样的数据来源用同样的处理方法得出了耐用消费品的月度消费总额数据。由于 cay 需要的是非耐用品消费额，非耐用品消费额等于社会消费品零售总额减去耐用消费品消费额加上服务消费额。考虑到我国没有关于服务消费的准确数据，我们假设服务消费额等于耐用消费品消费额。于是，我国的非耐用品消费额就被视为等于社会消费品零售总额。对我国非耐用品消费额、居民财产净额和居民工资收入总额分别计算自然对数便得到了我国的 c、a 和 y。

以我国的 c、a 和 y 为基础，我们采用 GMM 估计方法（Lettau and Ludvigson（2001a）采用了 DLS 估计方法）对我国的 cay 进行了估计。刚开始我们仅引入变量的 ± 1 阶滞后，结果显示滞后变量与当期变量之间出现了严重的共线性关系，见表 2。在删掉滞后变量后，回归方程的解释能力有了很大提高，但系数的估计结果都不显著，见表 3。而且更为致命的是：β_a 与 β_y 之和竟然大于 2（根据 c、a、y 的经济意义和 Lettau and Ludvigson（2001a）原文的精神，这两者之和应该小于 1）。

表 2 差分滞后值取 −1 和 1 时的 cay 的 GMM 估计结果

	α 估计值	β_a 估计值	β_y 估计值	γ_1 估计值	γ_2 估计值	γ_3 估计值	γ_4 估计值	R^2	Adj-R^2
估计值	147.17	46.08	−57.05	354 932.00	−388 566.00	−0.29	−108.12		
t 值	0.29	0.17	−0.17	0.23	−0.24	−0.01	−0.08	−904.17	−977.57
工具变量		a_{t-1}	y_{t-1}	Δa_{t-2}	Δa_t	Δy_{t-2}	Δy_t		

注：回归方程为 $c_t=\alpha+\beta_a a_t+\beta_y y_t+\gamma_1\Delta a_{t-1}+\gamma_2\Delta a_{t+1}+\gamma_3\Delta y_{t-1}+\gamma_4\Delta y_{t+1}$。

表 3　没有差分滞后项的 cay 的 GMM 估计结果

	α 估计值	β_a 估计值	β_y 估计值	R^2	Adj-R^2
估计值	−12.15	1.18	0.65		
t 值	−1.45	0.54	0.23	0.79	0.79
工具变量		a_{t-1}	y_{t-1}		

注：回归方程为 $c_t=\alpha+\beta_a a_t+\beta_y y_t$。

cay 对我国数据拟合结果的不理想可能归因于我们所引用的消费、居民财产和居民工资收入等数据的不准确。即使有关年度数据是准确的，但月度数据都是经过我们推导所得，因而，肯定与实际之间存在一定的偏差。这些不准确的数据肯定会影响到 cay 的估计结果。为了克服缺乏相关准确数据的问题，我们采用了基于经济意义的近似方法来求得我国的 cay。根据 Lettau and Ludvigson（2001a），cay 原本是 $c-w$ 的一个代替指标，其中，$c=\ln C$，$w=\ln W$，W 表示居民财富。根据 cay 的这个含义，我们便近似地用社会消费品零售总额（假定服务消费等于耐用品消费；根据我国的统计口径，耐用品消费中没有包括住房消费）的自然对数与国民总收入同财政预算收入完成额之差（居民财富）的自然对数之差来代表 cay，而社会消费品零售总额和财政预算收入完成额都有准确的月度数据，国民总收入也有准确的年度数据。在我国的数据可获得条件下，这种通过计算来获得 cay 的方法最大限度地保证了 cay 的准确性。本文中应用到 Learning-CCAPM 模型中取的 cay 就是这样计算出来的。

我们将我国深沪两市的所有 A 股严格按照 Fama-French（1993）所使用的方法，以上年末 A 股股票的流通市值和 A 股股票的账面市值比为标准形成每年的 25 个组合。每年的 25 个组合在年初形成，年内不变。以每个组合的加权（以 A 股流通市值为权重）月收益率为基础，计算出我国 A 股股票市场 SMB 和 HML 的月度序列（计算方法完全同于 Fama-French（1993））。

（二）模型

1. Fama-French 的三因子模型

$$R_{it}-R_f=\beta_i^1(R_{Mt}-R_f)+\beta_i^2 SMB_t+\beta_i^3 HML_t+\varepsilon_{it}. \tag{30}$$

因为我们构造了 25 个股票组合，所以这样的三因子回归方程共有 25 个。在估计时，我们采用了似不相关回归（Seemingly Unrelated Regression，SUR）估计方法。实际上，包括 Fama 和 French 在内，国际理论界在估计三因子模型时都假定 $\varepsilon_{it}\sim \mathrm{iid}(0,\sigma_i^2)$，且基本采用了 OLS 估计方法。Lewellen（1999）曾对 OLS 和 SUR 两种估计方法在估计三因子模型时的效果进行过比较，比较后认为：SUR 比 OLS 更为有效。我们在选择估计三因子模型的方法时吸收了 Lewellen 的研究成果。我们的估计结果见表 4。

表4　基于我国数据的 Fama-French 三因子模型的 SUR 估计结果

（回归方程为：$R_{it}-R_f=\beta_i^1(R_{Mt}-R_f)+\beta_i^2 SMB_t+\beta_i^3 HML_t+\varepsilon_{it}$）

组合	m1b1	m2b1	m3b1	m4b1	m5b1	m1b2	m2b2	m3b2	m4b2	m5b2	m1b3	m2b3	m3b3
β_i^1 估计值	0.77	0.88	1.17	0.81	0.7	0.93	0.92	0.82	0.81	0.76	0.95	0.94	1.01
t 值	17.13**	23.98**	4.40**	19.18**	8.36**	22.65**	26.39**	15.46**	17.43**	16.04**	23.53**	22.54**	30.14**
β_i^2 估计值	0.66	0.4	0.28	−0.06	−0.31	0.59	0.42	0.3	0.04	−0.18	0.66	0.36	0.27
t 值	10.83**	7.87**	0.77	−1.04	−2.70**	10.56**	8.92**	4.14**	0.58	−2.84**	11.99**	6.28**	5.84**
β_i^3 估计值	−0.46	−0.43	−0.62	−0.48	−0.97	−0.31	−0.14	−0.08	−0.15	−0.2	−0.15	0	−0.01
t 值	−4.60**	−5.20**	−1.04	−5.10**	−5.21**	−3.38**	−1.82	−0.64	−1.49	−1.89	−1.66	0.01	−0.13
R^2	0.83	0.89	0.18	0.82	0.51	0.88	0.9	0.74	0.78	0.76	0.89	0.86	0.92
Adj-R^2	0.83	0.88	0.16	0.81	0.5	0.88	0.9	0.74	0.78	0.75	0.89	0.86	0.91
DW	1.85**	2.24**	1.99**	1.61**	1.82**	1.99**	1.85**	2.02**	2.10**	1.91**	1.71**	2.08**	1.84**

组合	m4b3	m5b3	m1b4	m2b4	m3b4	m4b4	m5b4	m1b5	m2b5	m3b5	m4b5	m5b5
β_i^1 估计值	0.88	0.78	0.85	0.89	0.87	1.08	0.81	1.1	0.94	0.86	1	0.92
t 值	25.65**	18.42**	20.29**	26.39**	20.23**	21.97**	19.37**	22.90**	23.38**	22.24**	21.11**	16.27**
β_i^2 估计值	−0.04	−0.28	0.61	0.44	0.19	−0.06	−0.26	0.08	0.5	0.2	−0.14	−0.41
t 值	−0.93	−4.81**	10.82**	9.49**	3.31**	−0.93	−4.54**	1.29	9.16**	3.90**	−2.16*	−5.37**
β_i^3 估计值	0.06	0.02	0.04	0.12	0.15	0.16	0.03	0.07	0.31	0.45	0.48	0.51
t 值	0.73	0.18	0.47	1.62	1.52	1.43	0.38	0.61	3.44**	5.22**	4.54**	4.06**
R^2	0.89	0.81	0.86	0.9	0.83	0.85	0.82	0.86	0.88	0.86	0.84	0.78
Adj-R^2	0.88	0.8	0.85	0.9	0.83	0.85	0.82	0.85	0.88	0.86	0.84	0.78
DW	1.77**	1.76**	1.96**	1.63**	1.92**	1.58**	1.96**	1.73**	1.98**	1.82**	1.84**	2.07**

注：t 值中，** 表示在1%显著性水平下显著，* 表示在5%显著性水平下显著；DW值中，** 表示在1%显著性水平下显著无自相关。

从表 4 可以看出，在 25 个方程的 75 个待估参数中，95％置信度以上显著的有 53 个，99％置信度以上（含 99％置信度）显著的 52 个，其中，贝塔的估计值全部具有 99％置信度以上的显著性，SMB 的系数中有 19 个具有同样的显著性，而 HML 的系数中却只有 9 个达到了 95％的置信度。在 25 个方程中只有 2 个方程的 Adj-R^2 在 0.6 以下，其余的均在 0.7 以上，更有 19 个超过了 0.8。这说明，从总体上看，该模型对我国数据具有良好的拟合和解释能力，只是 HML 的系数估计值绝大多数都不显著（这可能意味着我国股票投资者对于账面市值比这个指标缺乏了解，并进而导致该指标没能进入投资者的投资决策）。

2. Learning-CCAPM 模型

$$R_{it+1}-R_f=\beta_{it+1}(R_{Mt+1}-R_f)+\eta_{it+1}, \tag{31}$$

$$\beta_{it+1}=(1-F_i)B_i+F_i\beta_{it}+\phi_i' y_t+u_{it+1}, \tag{32}$$

B_i 不可观测，也是一个状态变量。

其中，y_t 为$(cay_t \quad \Delta y_t)'$，其中 Δy_t 为工资收入增长率，即工资收入的自然对数的一阶差分，B_i 为无法观测的 β_i 的实际均值。

由于以上方程系统不是一个标准的 Kalman-Filtering，我们对其做了如下变形：

令 $X_t^i=\begin{pmatrix}B^i\\ \beta_t^i\end{pmatrix}, \widetilde{F}^i=\begin{pmatrix}1 & 0\\ 1-F^i & F^i\end{pmatrix}, H_t=\begin{pmatrix}0\\ R_t^M\end{pmatrix}, U_{t+1}^i=\begin{pmatrix}0\\ u_{t+1}^i\end{pmatrix}, \Phi_t^{i'}=\begin{pmatrix}0\\ \phi^{i'}y_t\end{pmatrix},$

$K_t^i=\begin{pmatrix}K_t^i\\ k_t^i\end{pmatrix}$。

以上方程系统可以变为：

$$R_t^i=H_t'X_t^i+\eta_t^i, \tag{33}$$

$$X_{t+1}^i=\widetilde{F}^iX_t^i+\Phi^{i'}Y_t+U_{t+1}^i. \tag{34}$$

这便是一个标准的 Kalman-Filtering 系统。其中，（33）式为量测方程，（34）式为状态方程。这个系统的一步预测误差的方差-协方差矩阵为：

$$\Gamma_{t+1|t}^i=E\left[(X_{t+1}^i-E\left[X_{t+1}^i\mid\zeta_t\right])(X_{t+1}^i-E\left[X_{t+1}^i\mid\zeta_t\right])'\mid\zeta_t\right],$$

根据 Hamilton（1994），$E[X_{t+1}^i|\zeta_t]=\widetilde{F}^iE[X_t^i|\zeta_{t-1}]+K_t^i(R_t^i-H'E[X_t^i|\zeta_{t-1}])$

$$K_t^i=\widetilde{F}^i\Gamma_{t|t-1}^iH_t(H_t'\Gamma_{t|t-1}^iH_t+\sigma_\eta^{i2})^{-1},$$

$$\Gamma_{t+1|t}^i=(\widetilde{F}^i-K_t^iH_t^i)\Gamma_{t|t-1}^i(\widetilde{F}^{i'}-H_t^iK_t^{i'})+\sigma_\eta^{i2}K_t^iK_t^{i'}+\begin{pmatrix}0 & 0\\ 0 & \sigma_u^{i2}\end{pmatrix},$$

其中，ζ_t 表示 t 时刻的信息集，K_t^i 和 $\Gamma_{t+1|t}^i$ 分别表示卡尔曼增益（Kalman Gain）和预测误差矩阵。

我们在估计这个系统时，采用了 EViews 默认的扩散先验（diffuse prior）。我们对过程所赋初值、参数估计结果、系统模拟的绝对误差和相对误差等详见表 5。

表 5　基于我国数据的 Learning-CCAPM 的 Kalman-Filtering 模拟结果

	m1b1	m2b1	m3b1	m4b1	m5b1	m1b2	m2b2	m3b2	m4b2
$C(1)$	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00
z-Statistic	−144 000 000.00	−60 564 343.00	−1 550 000 000.00	−68 545 666.00	−352 000 000.00	−95 326 365.00	−57 575 177.00	−98 935 445.00	−44 798 493.00
$C(2)$	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
z-Statistic	175 000 000.00	91 239 289.00	242 000 000.00	113 000 000.00	455 000 000.00	159 000 000.00	89 044 221.00	100 000 000.00	49 808 482.00
$C(3)$	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
z-Statistic	456 629.20	285 626.30	554 931.50	313 916.90	929 787.10	246 785.10	305 758.20	298 122.90	203 264.00
$C(4)$	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00
z-Statistic	301 111.30	215 198.40	260 067.70	234 481.70	309 531.70	239 479.80	162 977.00	157 314.20	163 340.70
$C(5)$	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00
z-Statistic	−12 357 022.00	−4 697 784.00	−146 000 000.00	−3 710 173.00	−9 978 827.00	−7 075 998.00	−4 642 024.00	−4 773 984.00	−3 158 655.00
状态变量									
$V1$ **的终值**	0.95	1.03	3.23	0.88	1.20	1.23	1.12	1.24	1.04
z-Statistic	4 970.15	5 408.04	16 930.94	4 621.92	6 263.30	6 465.93	5 843.83	6 504.57	5 419.97
$V2$ **的终值**	1.02	1.11	3.30	0.96	1.27	1.31	1.19	1.32	1.11
z-Statistic	5 002.80	5 413.44	16 153.31	4 676.43	6 210.02	6 398.90	5 821.12	6 441.22	5 424.14
$V1$ **的** RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$V2$ **的** RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
量测方程的 RMSE	0.06	0.04	0.18	0.04	0.07	0.06	0.04	0.04	0.04
量测方程的 PRMS	1.58	5.22	3.01	3.02	4 229.89	2.68	635.23	0.86	33.80

	m5b2	m1b3	m2b3	m3b3	m4b3	m5b3	m1b4	m2b4
$C(1)$	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00
z-Statistic	−86 960 613.00	−103 000 000.00	−55 649 817.00	−36 257 438.00	−31 692 746.00	−72 866 207.00	−115 000 000.00	−55 272 029.00
$C(2)$	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
z-Statistic	144 000 000.00	134 000 000.00	84 097 781.00	58 019 652.00	45 887 947.00	110 000 000.00	208 000 000.00	77 614 099.00
$C(3)$	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
z-Statistic	245 907.50	375 007.40	139 531.20	208 402.30	233 148.70	325 992.80	672 043.50	305 282.40
$C(4)$	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00
z-Statistic	180 273.40	257 139.90	158 940.80	174 261.10	144 431.60	216 918.70	337 838.10	213 031.50
$C(5)$	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00
z-Statistic	−3 626 579.00	−12 022 043.00	−3 925 482.00	−3 341 395.00	−2 491 616.00	−1 593 232.00	−10 875 585.00	−4 120 662.00

（续表）

	m5b2	m1b3	m2b3	m3b3	m4b3	m5b3	m1b4	m2b4
状态变量								
$V1$ **的终值**	0.85	1.19	1.11	1.23	1.11	0.98	1.10	1.16
z-Statistic	4 429.14	6 213.50	5 828.45	6 439.10	5 809.47	5 120.38	5 772.48	6 085.66
$V2$ **的终值**	0.92	1.26	1.19	1.30	1.18	1.05	1.18	1.24
z-Statistic	4 498.79	6 163.00	5 802.62	6 374.49	5 788.86	5 144.55	5 754.99	6 043.66
$V1$ **的** RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$V2$ **的** RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
量测方程的 RMSE	0.04	0.07	0.04	0.03	0.03	0.03	0.07	0.03
量测方程的 PRMS	23.38	3.67	1.75	1.15	2.62	4.83	2.72	1.83
	m3b4	m4b4	m5b4	m1b5	m2b5	m3b5	m4b5	m5b5
$C(1)$	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00
z-Statistic	−34 921 948.00	−107 000 000.00	−54 791 771.00	−83 534 651.00	−81 393 520.00	−45 104 931.00	−69 844 913.00	−125 000 000.00
$C(2)$	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
z-Statistic	55 046 097.00	46 585 272.00	84 854 583.00	118 000 000.00	133 000 000.00	50 242 866.00	98 534 297.00	198 000 000.00
$C(3)$	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
z-Statistic	162 377.40	338 720.40	219 797.00	676 022.50	492 570.80	471 473.80	279 018.80	716 120.50
$C(4)$	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00	9.00
z-Statistic	147 179.90	171 123.70	199 678.70	213 732.00	211 035.30	152 649.40	169 419.30	175 850.40
$C(6)$	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00	−20.00
z-Statistic	−5 752 585.00	−5 199 208.00	−1 624 609.00	−4 264 192.00	−8 592 433.00	−4 734 570.00	−2 622 378.00	−2 593 150.00
状态变量								
$V1$ **的终值**	1.16	1.39	1.03	1.26	1.30	1.07	1.33	1.16
z-Statistic	6 080.55	7 263.76	5 374.88	6 621.64	6 824.42	5 596.18	6 957.93	6 064.45
$V2$ **的终值**	1.24	1.46	1.10	1.34	1.38	1.14	1.40	1.23
z-Statistic	6 041.21	7 143.29	5 379.58	6 547.77	6 736.82	5 580.94	6 861.83	6 027.34
$V1$ **的** RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$V2$ **的** RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
量测方程的 RMSE	0.03	0.03	0.04	0.04	0.04	0.04	0.04	0.05
量测方程的 PRMS	4.34	2.74	1.45	0.48	2.49	5.20	1.66	4.41

注：量测方程为：$mibi-rf=v1\cdot(rm-rf)+[\mathrm{var}=\exp(c(1))]$

状态方程为：$v1=(1-c(2))\cdot v2(-1)+c(2)\cdot v1(-1)+c(3)\cdot cay+c(4)\cdot(\ln y-\ln y(-1))$；$v2=v2(-1)+[\mathrm{var}=\exp(c(5))]$

参数初值为： $c(1)=-20$，$c(2)=0.5$，$c(3)=0.1$，$c(4)=9$，$c(5)=-20$

$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}(\hat{Y}_{t+i}-Y_{t+i})^2}$，$\mathrm{RMSP}=\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}\left(\frac{Y_{t+i}-\hat{Y}_{t+i}}{Y_{t+i}}\right)^2}$；RMSE **用于评价模拟的绝对误差**，RMSP **用于评价模拟的相对误差。**RMSE **和** RMSP **越小，说明模型的模拟效果越好，其中，**RMSP **应在** 0.05 **以内。**

从表5可以看出，Learning-CCAPM 模型的参数和状态变量终值的估计结果全部显著（z 统计量的绝对值大于 1.96）。但是，模型的预测精度很低：在所有 25 个量测方程中，只有一个方程的 RMSP 小于 1（即 m1b5 的为 0.48），其余的全部大于 1，有的甚至高达几千，而按照 RMSP 的统计学意义，比较理想的预测精度下的 PRMS 应该在 0.05 以内。

Learning-CCAPM 模型对我国 A 股收益数据的预测精度很低说明：该模型状态方程所设定的贝塔系数的变化结合我国 A 股股票流通市值加权平均收益的变化仍然无法解释我国 A 股收益的实际变动。这意味着，Learning-CCAPM 模型在基于我国数据的检验中没有获得成功。需要特别指出的是：Learning-CCAPM 模型在我国数据中的失败，可能归因于状态方程设定形式有偏于我国的实际情况，也可能归因于 y_t（即 $(cay_t \quad \Delta y_t)'$）数据的不准确。

3. ARCH 模型

$$R_{it} - R_f = \beta_i (R_{Mt} - R_f) + \varepsilon_{it}, \tag{35}$$

$$\varepsilon_{it} = \sqrt{h_{it}}, \quad h_{it} = \alpha_0 + \sum_{m=1}^{q} \alpha_m \varepsilon_{it-m}^2. \tag{36}$$

首先，我们用以上 25 个组合的收益率数据分别对 ε_{it} 进行了 ARCH 效应检验。ARCH（1）效应的检验结果见表6。我们采用 LM 检验 ARCH 效应，该检验的原假设为：$\alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_q = 0$。表6显示，在所有 25 个方程中，在 10%显著性水平下能够拒绝原假设（即存在 ARCH（1）效应）的方程只有 3 个。我们要研究的是我国证券市场所有 A 股股票的收益率时间序列的一般性特征，这 3 个组合相对于所有 25 个组合而言明显不具有代表性，因而，我们认为，不能认定我国 A 股的收益用 CAPM 衡量会出现普遍的 ARCH 效应。

表6 ARCH(1)检验(LM 检验)结果

	m1b1	m2b1	m3b1	m4b1	m5b1	m1b2	m2b2	m3b2	m4b2	m5b2	m1b3	m2b3	m3b3
LM 统计量	0.02	0.07	0.01	0.02	0.19	0.07	0.00	0.22	0.02	3.25	3.16	0.43	1.40
p 值	0.87	0.79	0.91	0.88	0.66	0.79	1.00	0.64	0.89	0.07*	0.08*	0.51	0.24
	m4b3	m5b3	m1b4	m2b4	m3b4	m4b4	m5b4	m1b5	m2b5	m3b5	m4b5	m5b5	
LM 统计量	1.07	1.35	3.40	1.37	0.11	0.00	0.72	1.59	0.59	0.44	0.01	0.16	
p 值	0.30	0.25	0.07*	0.24	0.74	0.98	0.39	0.21	0.44	0.51	0.94	0.69	

注：* 表示在 10%显著性水平下拒绝原假设。

4. 无条件泰勒定价模型

无条件泰勒定价模型的回归形式为：

$$R_{it} - R_{ft} = \beta_{1i}(R_{Mt} - R_{ft}) + \beta_{2i} R_{Mt}^2 + \varepsilon_{it}. \tag{37}$$

由于在推导泰勒定价模型的过程中，我们使用了一个假定：R_M（我国 A 股股票流通市值加权平均收益）服从正态分布。在实际情形下，这个假定能够多大程度地满足呢？我们对 R_M 进行了 JB 检验，检验的统计值为

0.920902，远远小于 $\chi^2(1)$在 0.05 显著性水平下的临界值 3.84，因而，我们不能拒绝 R_M 服从正态分布的原假设。

为了确保与 Fama-French 三因子模型的可比性，我们同样采用了 SUR 系统估计方法对泰勒模型进行了估计，估计的结果见表 7。

从表 7 看：① 全部 25 个方程的 β_1 和 β_2 的估计值均在 1%显著性水平下显著；② 所有方程的 β_1 的估计值均为正数，β_2 的估计值均为负数；③ 在 25 个方程中，只有三个方程的解释能力在 0.6 以下，其中解释能力达到 0.7 以上的有 16 个。

六、结　　论

1. 泰勒定价模型可以视为对 CAPM 的进一步发展，发展的主要方面在于：当作为定价因子的市场组合收益不具备均值方差有效性时，泰勒定价模型通过增加市场组合波动率作为定价因子，一定程度地刻画了由市场组合对均值方差前沿偏离所造成的市场组合收益与随机贴现因子（及被定价资产收益）之间复杂的非线性关系。完全基于数学理论，我们就可以知道：市场组合对均值方差前沿偏离幅度越小，泰勒展开式 $M=a_0+b_0R_M+e_0R_M^2$ 的近似效果就越好，从而，泰勒定价模型对实际数据的解释能力也越强。

2. 泰勒定价模型对我国 A 股的收益数据具有很高的拟合优度，而且形式简单、应用方便，所需数据很少（仅需 3 组数据）且都容易获得。该模型的这些优点决定了它对于研究我国 A 股股票的价格行为具有很高的应用价值。在此我们需要特别指出的是，国际理论界新近提出的很多优秀的资产定价理论（比如 Learning-CAAPM 模型）由于受限于数据的可获得性而在我国无法得到很好的检验和应用。有鉴于此，我们所提出的泰勒定价模型就更加显得难能可贵。

3. 在我们所研究的样本期间内，我国 A 股的收益率普遍经历了很大的变化，但几乎所有组合的收益在经过 CAPM 因子调整后的残差序列都没有表现出明显的 ARCH 效应。这说明，我国 A 股个股与 A 股市场在收益变化方面具有很强的协同性，也就是说，在我们所选定的样本期间内，我国 A 股股票在收益变化方面存在着很强的协同性（即价格齐涨齐落现象）。

表 7　基于我国数据的泰勒模型的 SUR 估计结果

（回归方程为：$R_{it}-R_{ft}=\beta_{1i}(R_{Mt}-R_{ft})+\beta_{2i}(R_{Mt}^2-(1+R_{ft})R_{Mt}+R_{ft})+\varepsilon_{it}$）

	m1b1	m2b1	m3b1	m4b1	m5b1	m1b2	m2b2	m3b2	m4b2	m5b2	m1b3	m2b3	m3b3
β_1 估计值	0.88	1.01	1.71	0.9	0.96	1.06	1.02	0.99	1.03	0.85	1.15	1.07	1.11
t 值	11.03**	18.52**	5.81**	16.52**	8.95**	15.35**	19.60**	17.21**	23.39**	14.88**	14.77**	20.75**	27.09**
β_2 估计值													
t 值	−3.10**	−4.63**	−3.48**	−2.80**	−4.06**	−3.93**	−4.20**	−5.90**	−6.31**	−2.64**	−3.39**	−5.26**	−5.02**
R^2	0.61	0.82	0.27	0.78	0.42	0.76	0.84	0.78	0.88	0.74	0.74	0.85	0.91
Adj-R^2	0.6	0.82	0.26	0.78	0.41	0.75	0.84	0.78	0.87	0.74	0.74	0.85	0.91
DW	1.73**	1.71**	2.01**	1.58**	1.75**	1.54**	1.52**	1.88**	1.94**	1.47**	1.61**	1.61**	1.68**

	m4b3	m5b3	m1b4	m2b4	m3b4	m4b4	m5b4	m1b5	m2b5	m3b5	m4b5	m5b5
β_1 估计值	1.04	0.87	0.94	1.03	1.03	1.23	0.96	1.18	1.07	0.94	1.08	1.01
t 值	31.56**	16.19**	12.97**	16.99**	25.00**	24.32**	21.08**	21.79**	17.61**	18.09**	17.91**	12.84**
β_1 估计值	−0.67	−0.66	−0.97	−0.65	−1.45	−1.23	−0.58	−0.72	−1.37	−0.86	−0.73	−0.76
t 值	−4.60**	−2.78**	−3.03**	−2.42**	−7.91**	−5.47**	−2.86**	−3.01**	−5.07**	−3.71**	−2.72**	−2.18**
R^2	0.93	0.78	0.69	0.8	0.89	0.89	0.86	0.87	0.8	0.82	0.82	0.69
Adj-R^2	0.93	0.77	0.69	0.8	0.89	0.88	0.86	0.87	0.8	0.81	0.81	0.68
DW	1.78**	1.68**	1.48**	1.50**	2.00**	1.81**	1.80**	2.02**	1.55**	1.88**	1.84**	1.57**

注：t 值中，** 表示在 1%显著性水平下显著，* 表示在 5%显著性水平下显著；DW 值中，** 表示在 1%显著性水平下显著无自相关。

参考文献

[1] Banz, R, "The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks", *Journal of Financial Economics*, 1981, 9(1), 3—18.

[2] Basu, S., "Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earning Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis", *Journal of Finance*, 1977, 32(3), 663—682.

[3] Basu, S., "The Relationship between Earnings' Yield, Market Value and Return for NYSE Common Stocks: Further Evidence", *Journal of Financial Economics*, 1983, 12(1), 129—156.

[4] Black, F., "Capital Market Equilibrium with Restricted Borrowing", *Journal of Business*, 1972, 45(3), 444—455.

[5] Bodurtha, J., and N. Mark, "Testing the CAPM with Time-varying Risks and Return" *Journal of Finance*, 1991, 46(4), 1485—1505.

[6] Bollerslev, T., "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 1986, 31(2), 307—327.

[7] Breeden, D., "An Intertemporal Asset Pricing Model with Stochastic Consumption and Investment Opportunities", *Journal of Financial Economics*, 1979, 7(3), 265—296.

[8] Breeden, D., M. Gibbons, and R. Litzenberger, "Empirical Tests of the Consumption-Oriented CAPM", *Journal of Finance*, 1989, 44(2), 231—262.

[9] Burke, S., "Conditional Nonlinear Asset Pricing Kernels, and the Size and Book-to-Market Effects", UBC Working Paper, 2001.

[10] Campbell, J., "Understanding Risk and Return", *Journal of Political Economy*, 1996, 104(2), 298—345.

[11] Campbell, J., "Asset Pricing at the Millennium", NBER Working Paper 7589, 2000.

[12] Chen, N., R. Roll, and S. Ross, "Economic Forces and the Stock Market: Testing the APT and Alternative Asset Pricing Theories", *Journal of Business*, 1986, 59(3), 383—403.

[13] Cochrane, J., "A Cross-Sectional Test of an Investment-Based Asset Pricing Model", *Journal of Political Economy*, 1996, 104 (3), 572—621.

[14] Daniel, K., and S. Titman, "Evidence on the Characteristics of Cross-Sectional Variation in Stock Returns", *Journal of Finance*, 1997, 52(1), 1—33.

[15] Elton, E., M. Gruber, and C. Blake, "Fundamental Economic Variables, Expected Returns, and Bond Fund Performance", *Journal of Finance*, 1995, 50(4), 1229—1256.

[16] Fama, E., and K. French, "The Cross-section of Expected Stock Returns", *Journal of Finance*, 1992, 47(2), 427—465.

[17] Fama, E., and K. French, "Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds", *Journal of Financial Economics*, 1993, 33(1), 3—56.

[18] Fama, E., and K. French, "Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies", *Journal of Finance*, 1996, 51(1), 55—84.

[19] Fama, E., and J. MacBeth, "Risk, Return and Equilibrium: Empirical Tests", *Journal of Political Economy*, 1973, 81(3), 607—636.

[20] French, K., "Stock Returns and the Weekend Effect", *Journal of Financial Economics*, 1980, 8(1), 55—69.

[21] Franzoni, F., and T. Adrian, "Learning about Beta: Time-varying Factor Loadings, Expected Returns, and the Conditional CAPM", Groupe HEC, Les Cahiers de Recherche No. 828, 2005.

[22] Hansen, L., and K. Singleton, "Generalized Instrumental Variables Estimation of Nonlinear Rational Expectations Models", *Econometrica*, 1982, 50(5), 1269—1286.

[23] Hansen, L., and K. Singleton, "Stochastic Consumption, Risk Aversion, and the Temporal Behavior of Asset Returns", *Journal of Political Economy*, 1983, 91 (2), 249—265.

[24] Keim, D., "Size-Related Anomalies and Stock Return Seasonality: Further Empirical Evidence", *Journal of Financial Economics*, 1983, 12(1), 13—32.

[25] Lewellen, J., "The Time-series Relations among Expected Return, Risk, and Book-to-market", *Journal of Financial Economics*, 1999,54(1), 5—43.

[26] Lettau, M., and S. Ludvigson, "Consumption, Aggregate Wealth, and Expected Stock Returns", *Journal of Finance*, 2001a, 56(3), 49—81.

[27] Lettau, M., and S. Ludvigson, "Resurrecting the (C)CAPM: A Cross-Sectional Test When Risk Premia Are Time-Varying", *Journal of Political Economy* ,2001b,109(6), 1238—1287.

[28] Lewellen, J., and S. Nagel, "The Conditional CAPM Does Not Explain Asset-Pricing Anomalies", *Journal of Financial Economics*, 2006, 82(2), 289—314.

[29] **李实、魏众、丁赛，"中国居民财产分布不均等及其原因的经验分析"，《经济研究》**，2005 **年第** 6 **期，第** 4—15 **页**。

[30] Lintner, J., "The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets", *Review of Economics and Statistics*, 1965, 47(2), 13—37.

[31] Mankiw, N., and M. Shapiro,"Risk and Return: Consumption Beta versus Market Beta", *Review of Economics and Statistics*, 1986, 68(3), 452—459.

[32] Markowitz, H., *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. New York: John Wiley, 1959.

[33] Merton, R., "An Intertemporal Capital Asset Pricing Model", *Econometrica*, 1973, 41(5), 867—887.

[34] Reinganum, M., "Misspecification of Capital Asset Pricing: Empirical Anomalies Based on Earnings', Yields and Market Values", *Journal of Financial Economics*, 1981, 9(1), 19—46.

[35] Reinganum, M., "The Anomalous Stock Market Behavior of Small Firms in January: Empirical Tests for Tax-loss Selling Effects", *Journal of Financial Economics*, 1983, 12(1), 89—104.

[36] Sharpe, W., "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk", *Journal of Finance*, 1964, 19(1), 425—442.

[37] 史树中,《金融经济学十讲》。上海:上海人民出版社,2004 年。

[38] Treynor, J., and K. Mazuy, "Can Mutual Funds Outguess the Market?' *Harvard Business Review*, 1966, 44(4), 131—136.

Which Pricing Model Captures the Time Variation of China's A-share Prices More Sufficiently?
—Unconditional Taylor Pricing Model and Its Empirical Performance With A Shares

QINGSHI WANG　YIZHONG PENG
(*Dongbei University of Finance and Economics*)

Abstract　We derive a pricing model, the unconditional Taylor pricing model (NTPM) by taking a Taylor expansion on an unconditional discount factor (SDF) and omitting the high-order terms. Then we make comparison between NTPM and the Fama-French three-factor model, Learning-CCAPM model, ARCH related models (we find no powerful evidence for the existence of ARCH(1) disturbances in our sample) respectively based on the same data sets from China's A-share market. Eventually we find that NTPM outperforms its counterparts reasonably. NTPM's need for data can easily be met. This is especially important for studies on China.

JEL Classification G12, C13, C87