

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公表特許公報(A)

(11) 特許出願公表番号

特表2005-524913
(P2005-524913A)

(43) 公表日 平成17年8月18日(2005.8.18)

(51) Int.Cl.⁷

G06F 17/60

G06F 19/00

F 1

G06F 17/60 204

G06F 19/00 100

テーマコード(参考)

審査請求 未請求 予備審査請求 未請求 (全 46 頁)

(21) 出願番号 特願2004-504167 (P2004-504167)
 (86) (22) 出願日 平成15年5月7日 (2003.5.7)
 (85) 翻訳文提出日 平成17年1月4日 (2005.1.4)
 (86) 國際出願番号 PCT/US2003/015325
 (87) 國際公開番号 WO2003/096254
 (87) 國際公開日 平成15年11月20日 (2003.11.20)
 (31) 優先権主張番号 60/378,562
 (32) 優先日 平成14年5月7日 (2002.5.7)
 (33) 優先権主張国 米国(US)

(71) 出願人 504409886
 マルコフ プロセッサズ インターナショナル、エルエルシー
 アメリカ合衆国、07901 ニュージャージー、サミット、スプリングフィールド、アヴェニュー 428
 (74) 代理人 100066692
 弁理士 浅村 晃
 (74) 代理人 100072040
 弁理士 浅村 肇
 (74) 代理人 100094673
 弁理士 林 銀三
 (74) 代理人 100091339
 弁理士 清水 邦明

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】財務における動的多因子モデルを解くための方法およびシステム

(57) 【要約】

制約付き多基準動的最適化問題の解を通して、時間期間にわたり最少にすべき推定誤差関数および1つあるいはそれ以上の遷移誤差関数を提供する、個々の財務証券あるいはこのような証券のポートフォリオのいずれかの時間変化因子露出を推定するための方法およびシステム。因子露出は、証券あるいはポートフォリオの收益率上の因子の影響を中継する。推定誤差関数は、資産集合の收益率と、各因子露出とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を提供する。各遷移誤差関数は、時間間隔間の各因子露出の遷移誤差を提供する。1つの実施例において、制約は、因子露出のいくつかあるいは全てに適用される予算制約および非負界を含むことができる。他の実施例において、方法およびシステムは、制約付き多基準動的問題の解を通して、推定誤差および遷移誤差項を最少にし、1つあるいはそれ以上の独立変数の依存財務あるいは経済変数上への影響を中継するために、モデルにおいて使用される任意の時間変化重みを推定するために適用することができる。他の実施例において、多基準動的問題の解は、各因子に対する構造的中断点を決定するための方法およびシステムの一部として、また、遷移誤差関数に重みを付けるために最適なパラメータを決定し、モデルに含まれる因子を選択するための方法およびシステムの一部として使用することができる。

【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

少なくとも1つの独立変数の依存経済変数上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における独立変数に対する時間変化重みを推定する方法であって、

上記複数の時間間隔に対する上記依存経済変数に関するデータを受信するステップと、
上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの独立変数に関するデータを受信するステップと、

上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの重みを、少なくとも1つの重みに対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら少なくとも2つの目的関数の値を最少にするよう決定するステップ、を含み、

上記少なくとも1つの重みの各々は、各独立変数の上記依存経済変数上への上記影響を中継し、

第1の目的関数は、各時間間隔における上記依存経済変数と予測依存経済変数との間の推定誤差を表し、上記予測依存経済変数は、各独立変数の上記重みおよびその各々の独立変数の関数として決定され、

少なくとも1つの第2の目的関数は、時間間隔間の各重みの遷移誤差を表す、
上記方法。

【請求項 2】

請求項1に記載の方法であってさらに、

上記複数の時間間隔の各々に対して、上記少なくとも2つの目的関数の値を最少にする切片項の値を決定するステップを含み、

上記予測依存経済変数は、上記切片項のさらなる関数として決定され、

上記少なくとも1つの第2の目的関数の1つは、時間間隔間の各重みの上記遷移誤差を表し、他の第2の目的関数は、時間間隔間の上記切片項の上記値の遷移誤差を表すことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3】

請求項2に記載の方法において、上記切片項の上記値を決定する上記ステップは、

上記切片項を、1に等しい独立変数に対する同等の重みとして定式化するステップと、

上記同等の重みおよびその各々の独立変数を、上記目的関数における上記残りの重みおよびそれらの各々の独立変数とグループにするステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4】

少なくとも1つの独立変数の依存財務変数上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における独立変数に対する時間変化重みを推定する方法であって、

上記複数の時間間隔に対する上記依存財務変数に関するデータを受信するステップと、
上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの独立変数に関するデータを受信するステップと、

上記複数の各時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの重みを、少なくとも1つの重みに対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら少なくとも2つの目的関数の値を最少にするよう決定するステップ、を含み、

上記少なくとも1つの重みの各々は、各々の独立変数の上記依存財務変数上への上記影響を中継し、

第1の目的関数は、各時間間隔における上記依存財務変数と予測依存財務変数との間の推定誤差を表し、上記予測依存財務変数は、各独立変数の上記重みおよびその各々の独立変数の関数として決定され、上記少なくとも1つの第2の目的関数は、時間間隔間の各重みの遷移誤差を表す、
上記方法。

【請求項 5】

10

20

30

40

50

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
財務証券の価格を上記依存財務変数として確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
財務証券の収益率を上記依存財務変数として確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 7】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
上記依存財務変数を、有価証券の価格および収益率のうちの 1 つの関数として確立する 10
ステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8】

請求項 7 に記載の方法において、上記確立するステップは、
上記依存財務変数を、上記有価証券の上記価格の関数として確立するステップを含み、
上記関数は上記価格の対数を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 9】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
ポートフォリオの価格を上記依存財務変数として確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。 20

【請求項 10】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
ポートフォリオの収益率を上記依存財務変数として確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 11】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
上記依存財務変数を、ポートフォリオの価格および収益率のうちの 1 つの関数として確
立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 12】

請求項 11 に記載の方法において、上記確立するステップは、
上記依存財務変数を、上記ポートフォリオの上記価格の関数として確立するステップを
含み、上記関数は上記価格の対数を含むことを特徴とする、上記方法。 30

【請求項 13】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
経済および財務指標の 1 つを、上記少なくとも 1 つの独立変数の 1 つとして確立するス
テップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 14】

請求項 4 に記載の方法であってさらに、
経済および財務指標の 1 つを、上記依存財務変数として確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。 40

【請求項 15】

少なくとも 1 つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通
して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定する方法であって、
上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関するデータを受信するス
テップと、上記資産集合は少なくとも 1 つの資産を含み、
上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも 1 つの因子に関するデータを受信するス
テップと、
上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも 1 つの因子露出を、上記少なくとも 1

50

つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも 1 つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう決定するステップ、を含み、

上記少なくとも 1 つの因子露出の各々は、各々の因子の上記資産集合の上記収益率への上記影響を中継し、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも 1 つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、上記目的関数は、第 1 の時間間隔の後の、上記少なくとも 1 つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも 1 つの遷移誤差項を含む、

上記方法。

10

【請求項 1 6】

請求項 1 5 に記載の方法において、上記決定するステップは、

上記目的関数をパラメータ重み付き合計として定式化するステップを含み、上記パラメータ重み付き合計は、上記推定誤差項のノルムと、上記少なくとも 1 つの遷移誤差項の各々のパラメータ重み付きノルムの合計であることを特徴とする、上記方法。

【請求項 1 7】

請求項 1 6 に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記推定誤差項の上記ノルムを、上記推定誤差項の偏差の関数として定式化するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

20

【請求項 1 8】

請求項 1 6 に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記推定誤差項の上記ノルムを、上記推定誤差項の 2 乗偏差の関数として定式化するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 1 9】

請求項 1 6 に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記少なくとも 1 つの遷移誤差項の各々の上記パラメータ重み付きノルムを、上記少なくとも 1 つの遷移誤差項の偏差の関数として定式化するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

30

【請求項 2 0】

請求項 1 6 に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記少なくとも 1 つの遷移誤差項の各々の上記パラメータ重み付きノルムを、上記少なくとも 1 つの遷移誤差項の 2 乗偏差の関数として定式化するステップ、を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 1】

請求項 1 5 に記載の方法において、上記決定するステップは、

上記目的関数をパラメータ重み付き合計として定式化するステップを含み、上記パラメータ重み付き合計は、上記推定誤差項の二次ノルムと、上記少なくとも 1 つの遷移誤差項の各々のパラメータ重み付き二次ノルムの合計であることを特徴とする、上記方法。

40

【請求項 2 2】

請求項 2 1 に記載の方法において、上記定式化ステップは、

遷移誤差項に対するペナルティ係数を、上記遷移誤差項の上記二次ノルムに重みを付ける上記パラメータとして決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 3】

請求項 2 1 に記載の方法であってさらに、

上記少なくとも 1 つの制約を、少なくとも 1 つの因子露出の上記可能性のある値上の非負界制約および予算制約として確立するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

50

【請求項 2 4】

請求項 2 3 に記載の方法において、上記決定するステップは、
上記少なくとも 1 つの因子露出を決定するために内部点アルゴリズムを使用するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 5】

請求項 2 1 に記載の方法において、上記決定するステップは、
上記目的関数を上記少なくとも 1 つの制約無しで再定式化するステップと、上記少なくとも 1 つの制約の無い上記再定式化された目的関数は、上記少なくとも 1 つの制約を有する上記目的関数と同等であり、
上記少なくとも 1 つの因子露出を、上記再定式化された目的関数の上記値を最少にすることによって決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 6】

請求項 2 5 に記載の方法において、上記決定するステップは、
上記少なくとも 1 つの因子露出を決定するために、フレキシブル最少自乗法あるいは一般化フレキシブル最少自乗アルゴリズムを使用するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 7】

請求項 2 1 に記載の方法であってさらに、
上記複数の時間間隔の各々において、各因子露出に対して構造的中断点比率を決定するステップを含み、上記構造的中断点比率は、全上記時間間隔にわたる上記パラメータ重み付き合計の最小値の、修正されたパラメータ重み付き合計の最小値に対する比率であり、上記修正されたパラメータ重み付き合計は、上記推定誤差の二次ノルムと、全上記時間間にわたる上記少なくとも 1 つの推移誤差のパラメータ重み付き二次ノルムの合計であり、上記修正されたパラメータ重み付き合計は、上記時間間隔と先の時間間隔との間の上記因子露出に対する遷移誤差を表す遷移誤差項の少なくとも一部を排除することを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 8】

請求項 2 7 に記載の方法であってさらに、
上記少なくとも 1 つの因子の各々に対する構造的中断点を、上記構造的中断点比率が最大値を獲得する上記時間期間における上記時間間隔において起こるように確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 2 9】

請求項 2 7 に記載の方法であってさらに、
上記少なくとも 1 つの因子の各々に対する可能性のある構造的中断点を提供する上記時間間隔を、より高い構造的中断点比率を有する上記時間間隔として識別するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 0】

請求項 2 7 に記載の方法であってさらに、
上記少なくとも 1 つの因子の各々に対する構造的中断点を、上記構造的中断点比率が最大値を獲得し予め定義された値を超過する上記時間期間における上記時間間隔において起こるように確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 1】

請求項 2 7 に記載の方法であってさらに、
上記少なくとも 1 つの因子の各々に対する可能性のある構造的中断点を提供する上記時間間隔を、因子に対する上記構造的中断点比率が予め定義された値を超過する上記時間間隔として識別するステップ、

10

20

30

40

50

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 2】

請求項 2 1 に記載の方法であってさらに、
上記モデルのクロス確認統計量を決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 3】

請求項 3 2 に記載の方法において、上記クロス確認統計量を決定する上記ステップは、
各時間間隔における上記資産集合上の予測收益率の正確さを試験するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 4】

請求項 3 3 に記載の方法において、上記試験するステップは、
各試験時間間隔における上記資産集合上の上記收益率の予測誤差を、上記資産集合上の
実際の收益率と、上記試験時間間隔における上記資産集合上の予測收益率との間の差異と
して計算するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 5】

請求項 3 4 に記載の方法において、各試験時間間隔における上記予測誤差を計算する上
記ステップは、

各試験時間間隔における上記資産集合上の上記予測收益率を、上記試験時間間隔における
予測因子露出およびそれらの各々の因子の関数として決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 6】

請求項 3 5 に記載の方法において、各試験時間間隔における上記資産集合上の上記予測
收益率を決定する上記ステップは、

各試験時間間隔に対して、上記試験時間間隔における上記資産集合上の上記予測收益率
を決定するために縮小データセットを作成するステップを含み、上記縮小データセットは、
上記試験時間間隔における上記資産集合上の上記実際の收益率に関する情報を含まない
ことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 7】

請求項 3 6 に記載の方法において、上記試験時間間隔における上記資産集合上の上記予
測收益率を決定する上記ステップは、

上記試験時間間隔に対する上記縮小データセットを用いて、各時間間隔における上記少
なくとも 1 つの制約を満足しながら上記目的関数の上記値を最少にする上記予測因子露出
を決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 8】

請求項 3 7 に記載の方法において、上記予測因子露出を決定する上記ステップは、
(a) 上記試験時間間隔を除く各時間間隔における上記少なくとも 1 つの制約を満足し
ながら上記目的関数の上記値を最少にする、上記予測因子露出を決定するステップと、

(b) 上記試験時間間隔における上記予測因子露出を、ステップ (a) において決定さ
れた上記予測因子露出のうちの少なくとも 1 つの関数として決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 3 9】

請求項 3 8 に記載の方法において、上記試験時間間隔における上記予測因子露出を決定
する上記ステップは、

上記試験時間間隔における上記予測因子露出を、上記試験時間間隔に先立つ時間間隔に
おける、および上記試験時間間隔に続く時間間隔における、上記各々の予測因子露出の平
均として決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4 0】

10

20

30

40

50

請求項 3 8 に記載の方法において、上記試験時間間隔における上記予測因子露出を決定する上記ステップは、

上記試験時間間隔における上記予測因子露出を、上記試験時間間隔に先立つ時間間隔における、および上記試験時間間隔に続く時間間隔における、上記各々の予測因子露出の関数として決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4 1】

請求項 3 8 に記載の方法において、上記試験時間間隔における上記予測因子露出を決定する上記ステップは、

上記試験時間間隔における上記予測因子露出を、上記試験時間間隔に先立つ時間間隔における、および上記試験時間間隔に続く時間間隔における上記各々の予測因子露出の重み付き平均として決定するステップ、を含むことを特徴とする、上記方法。 10

【請求項 4 2】

請求項 3 7 に記載の方法において、上記予測因子露出を決定する上記ステップは、

修正された目的関数を定式化するステップと、上記修正された目的関数は、上記試験時間間隔を除く各時間間隔に対する予測誤差項、および上記試験時間間隔を含む各時間間隔に対する少なくとも 1 つの遷移誤差項を含み、

上記試験時間間隔に対する上記縮小データセットを用いて、各時間間隔における上記少なくとも 1 つの制約を満足しながら上記修正された目的関数の上記値を最少にする、上記予測因子露出を決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。 20

【請求項 4 3】

請求項 3 4 に記載の方法において、上記クロス確認統計量を決定する上記ステップは、

上記時間期間にわたる上記資産集合上の上記収益率の上記予測誤差の二次ノルムを計算するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4 4】

請求項 4 3 に記載の方法において、上記二次ノルムを計算する上記ステップは、

全ての試験時間間隔にわたり、各時間間隔における上記資産集合上の上記実際の収益率と上記資産集合上の上記予測収益率との間の上記差異の上記 2 乗を合計し、上記合計を上記時間期間における上記試験時間間隔の数で割るステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。 30

【請求項 4 5】

請求項 4 3 に記載の方法であってさらに、

予測 R 2 乗統計量を、上記予測誤差の上記二次ノルムと上記時間期間にわたる上記資産集合上の上記収益率の 2 乗の平方偏差の関数として決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4 6】

請求項 3 4 に記載の方法であって、上記クロス確認統計量を決定する上記ステップは、

上記時間期間にわたる上記資産集合上の上記収益率の全ての上記予測誤差の絶対偏差距離を計算するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。 40

【請求項 4 7】

請求項 4 6 に記載の方法において、上記絶対偏差距離を計算する上記ステップは、

全ての試験時間間隔にわたり、上記資産集合上の上記実際の収益率と上記資産集合上の上記予測収益率との間の上記差異の上記絶対値を合計し、上記合計を上記時間期間における上記試験時間間隔の数で割るステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4 8】

請求項 4 6 に記載の方法であってさらに、

10

20

30

40

50

予測 R 統計量を、上記クロス確認統計量と上記時間期間にわたる上記資産集合上の上記収益率の平方偏差の関数として決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 4 9】

請求項 3 2 に記載の方法であってさらに、
上記パラメータ重み付き合計における少なくとも 1 つの遷移誤差項の上記二次ノルムに重みを付ける上記パラメータに対する値を、上記モデルに対する上記クロス確認統計量を最小にする値として決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 0】

請求項 3 2 に記載の方法であってさらに、
上記モデルに対する上記少なくとも 1 つの因子を、可能性のある因子の中から上記モデルの上記クロス確認統計量の関数として選択するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 1】

請求項 5 0 に記載の方法において、上記選択するステップは、
上記モデルに対する少なくとも 1 つの因子の組を、上記モデルに対する上記クロス確認統計量を最少にする上記組として選択するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 2】

請求項 5 0 に記載の方法において、上記選択するステップは、
少なくとも 1 つの因子を、基礎モデルに含まれる可能性のある因子の中から選択し、上記基礎モデルのクロス確認統計量を決定するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 3】

請求項 5 2 に記載の方法において、上記モデルに対する上記少なくとも 1 つの因子を選択する上記ステップは、

上記可能性のある因子の各々のクロス確認統計量を決定するステップと、
上記基礎モデルに含むための上記因子を、各可能性のある因子の上記クロス確認統計量の関数として選択するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 4】

請求項 5 2 に記載の方法において、上記モデルに対する上記少なくとも 1 つの因子を選択する上記ステップは、

(a) 上記基礎モデルに含まれる上記因子とは異なる因子の構成を有する試験モデルを作成するステップと、
(b) 上記基礎モデルから上記試験モデルへのクロス確認統計量における変化を決定するステップと、

(c) 上記クロス確認統計量における改善がステップ (b) において決定された場合、
上記基礎モデルの構成を上記試験モデルの上記構成に適合させるステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 5】

請求項 5 4 に記載の方法において、上記作成するステップは、
上記試験モデルの上記構成を形成するために、上記基礎モデルに含まれる上記因子に少なくとも 1 つの可能性のある因子を追加するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 6】

請求項 5 4 に記載の方法において、上記作成するステップは、
上記試験モデルの上記構成を形成するために、上記基礎モデルに含まれる上記因子から少なくとも 1 つの因子を除去するステップ、

10

20

30

40

50

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 7】

請求項 5 4 に記載の方法において、上記少なくとも 1 つの因子を選択する上記ステップは、

上記クロス確認統計量における改善が無いと決定されるまで、ステップ(a)から(c)を繰り返すステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 8】

請求項 5 4 に記載の方法において、上記少なくとも 1 つの因子を選択する上記ステップは、

上記試験・モデルの上記クロス確認統計量が閾値に達するまで、ステップ(a)から(c)を繰り返すステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 5 9】

請求項 1 5 に記載の方法において、上記決定するステップは、

上記少なくとも 1 つの遷移誤差項を、各時間間隔において、上記時間間隔におけるその各々の因子に対する推定因子露出の値と、上記時間間隔と先の時間間隔との間の上記各々の因子における変化によって引き起こされた上記因子露出の値との間の差異を決定する関数として決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 0】

請求項 5 9 に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記少なくとも 1 つの遷移誤差項関数を単位合わせするステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 1】

請求項 6 0 に記載の方法において、上記単位合わせするステップは、

上記少なくとも 1 つの制約のうちの少なくとも 1 つを、上記少なくとも 1 つの遷移誤差項関数のうちの 1 つに組み込むステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 2】

請求項 6 1 に記載の方法において、上記組み込むステップは、

予算制約を上記遷移誤差項関数に組み込むステップを含み、上記予算制約は、上記モデルにおける上記因子露出が合計して 1 になることを要求することを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 3】

請求項 5 9 に記載の方法において、上記決定するステップは、

上記因子露出を決定するために反復的アルゴリズムを使用するステップを含み、先の時間間隔に対する因子露出の先の反復からの解は、上記遷移誤差項における上記先の時間間隔に対する上記因子露出として後続の反復において使用されることを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 4】

請求項 6 3 に記載の方法において、上記決定するステップは、

上記因子露出に対する上記値が連続する反復の間で収束するまで、反復を続けるステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 5】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

上記少なくとも 1 つの制約を、上記因子露出に関する先の情報を表す時間変化不等式制約として定義するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

10

20

30

40

50

【請求項 6 6】

請求項 6 5 に記載の方法において、上記定義するステップは、

上記時間変化界制約を、上記因子露出の可能性のある推定を非負値に制限するよう定義するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 7】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

上記少なくとも 1 つの制約のうちの 1 つを、上記因子露出の構造に関する一般線形制約として定義するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

10

【請求項 6 8】

請求項 6 7 に記載の方法において、上記定義するステップは、

予算制約を上記一般線形制約として定義するステップを含み、上記予算制約は、上記モデルにおける因子の部分集合に対する推定因子露出が合計して 1 になるよう要求し、上記部分集合は、上記モデルにおける上記因子の少なくとも 1 つを含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 6 9】

請求項 6 7 に記載の方法において、上記定義するステップは、

予算制約を上記一般線形制約として定義するステップを含み、上記予算制約は、上記モデルにおける全ての上記因子に対する推定因子露出が合計して 1 になるよう要求することを特徴とする、上記方法。

20

【請求項 7 0】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

上記モデルにおける上記因子の部分集合に対する上記露出因子の上記可能性のある値上に予算制約を確立するステップを含み、上記部分集合における各因子は、ポートフォリオにおける証券の部分集合の収益率に対応し、上記ポートフォリオは上記資産集合であることを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 1】

請求項 7 0 に記載の方法において、上記確立するステップは、

上記部分集合から排除されている上記因子を、上記ポートフォリオにおける上記ヘッジング証券の収益率に対応する上記因子として確立するステップ、
を含むことを特徴とする、上記方法。

30

【請求項 7 2】

請求項 7 1 に記載の方法において、上記排除される因子を確立する上記ステップは、

通貨先物相場を排除される因子として確立するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 3】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

上記モデルにおける上記因子の部分集合に対する上記因子露出の上記可能性のある値上にヘッジング制約を確立するステップを含み、上記部分集合における各因子は、ポートフォリオにおけるヘッジング証券の部分集合の収益率に対応し、上記ポートフォリオは上記資産集合であることを特徴とする、上記方法。

40

【請求項 7 4】

請求項 7 3 に記載の方法において、上記確立するステップは、

上記ヘッジング制約を、時間間隔の範囲内のヘッジ率を特定するように定式化するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 5】

請求項 7 3 に記載の方法において、上記確立するステップは、

上記ヘッジング制約を、空売り制約を含むように定式化するステップを含み、上記空売

50

り制約は、上記部分集合に対する負因子露出の合計を制御することを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 6】

請求項 2 5 に記載の方法において、上記確立するステップは、

上記少なくとも 1 つの因子全ての上記部分集合を、通貨指数を含むように定義するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 7】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

有価証券および有価証券のポートフォリオのうちの 1 つを、上記モデルに対する上記資産集合として選択するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 8】

請求項 7 7 に記載の方法において、上記選択するステップは、

少なくとも 1 つの経済因子を、上記有価証券および上記有価証券のポートフォリオのうちの 1 つの上記収益率に影響を与える上記モデルにおける上記少なくとも 1 つの因子として識別するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 7 9】

請求項 7 8 に記載の方法において、上記識別するステップは、

工業生産、インフレーション、利率、通貨供給総量、およびビジネス・サイクル指数のうちの 1 つを、上記資産集合の上記収益率に影響を与える上記少なくとも 1 つの経済因子の 1 つとして識別するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8 0】

請求項 7 7 に記載の方法において、上記選択するステップは、

工業生産、インフレーション、利率、通貨供給総量、およびビジネス・サイクル指数のうちの少なくとも 1 つの関数を、上記資産集合の上記収益率に影響を与える上記少なくとも 1 つの因子の 1 つとして識別するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8 1】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

一般市場指數を、上記資産集合上の上記収益率に影響を与える上記モデルにおける上記少なくとも 1 つの因子の 1 つとして選択するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8 2】

請求項 8 1 に記載の方法において、上記選択するステップは、

債券指數、普通株、経済セクタ指數、国指數、および通貨指數のうちの 1 つを、上記一般市場指數として識別するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8 3】

請求項 1 5 に記載の方法であってさらに、

少なくとも 1 つの市場指數の関数を、上記資産集合上の上記収益率に影響を与える上記少なくとも 1 つの因子の 1 つとして選択するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8 4】

少なくとも 1 つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定する方法であって、

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関するデータを受信するステップと、上記資産集合は少なくとも 1 つの資産を含み、

10

20

30

40

50

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関するデータを受信するステップと、

上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出を、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう決定するステップ、を含み、

上記少なくとも1つの因子露出の各々は、各々の因子の上記資産集合の上記収益率上への上記影響を中継し、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、最後の時間間隔の前の、上記少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と後続の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含む、

上記方法。

【請求項 8 5】

時間期間にわたり資産集合の収益率に影響を与える因子に対する構造的中断点を決定するための方法であって、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、上記時間期間は複数の時間間隔を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関するデータを受信するステップと、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関するデータを受信するステップと、

上記複数の時間間隔の各々に対して、パラメータ重み付き合計の値を最少にする少なくとも1つの因子露出を決定するステップと、上記少なくとも1つの因子露出の各々は、各々の因子の上記資産集合の上記収益率上の上記影響を中継し、上記パラメータ重み付き合計は、推定誤差項の二次ノルムと遷移誤差項の少なくとも1つのパラメータ重み付き二次ノルムの合計であり、上記推定誤差項は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表し、各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、上記少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表し、

上記複数の時間間隔の各々において、各因子露出に対する構造的中断点比率を決定するステップ、上記構造的中断点比率は、全ての上記時間間隔にわたる上記パラメータ重み付き合計の最小値の、修正されたパラメータ重み付き合計の最小値に対する比率であり、上記修正されたパラメータ重み付き合計は、上記推定誤差項の二次ノルムと、全ての上記時間間隔にわたる上記少なくとも1つの遷移誤差項のパラメータ重み付き二次ノルムの合計であり、上記修正されたパラメータ重み付き合計は、上記時間間隔と先の時間間隔との間の上記因子露出の遷移誤差を表す遷移誤差項の少なくとも一部を排除する、を含む、上記方法。

【請求項 8 6】

請求項85に記載の方法であってさらに、

上記少なくとも1つの因子の各々に対する構造的中断点を、上記構造的中断点比率が最大値を獲得する上記時間期間における上記時間間隔において起こるように確立するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 8 7】

請求項85に記載の方法であってさらに、

上記少なくとも1つの因子の各々に対する構造的中断点を、上記構造的中断点比率が最大値を獲得し予め定義された値を超過する上記時間期間における上記時間間隔において起こるように確立するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

10

20

30

40

50

【請求項 8 8】

時間期間にわたる資産集合の収益率上の少なくとも1つの因子の各々に対する因子露出およびその各々の因子に関するモデルを構成する方法であって、上記時間期間は複数の時間間隔を含み、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の実際の収益率に関するデータを受信するステップと、各試験時間間隔は特定の時間間隔であり、

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関するデータを受信するステップと、

上記試験時間間隔における上記資産集合の上記実際の収益率に関する上記データを排除して、各試験時間間隔に対する縮小データセットを作成するステップと、

各縮小データセットを使用して、各試験時間間隔に対し、上記資産集合の予測収益率を予測因子露出とそれらの各々の因子の組の関数として決定するステップと、上記予測因子露出は、各因子の上記資産集合の上記実際の収益率上への予測される影響を中継し、

上記時間期間にわたるクロス確認統計量を、各時間間隔における上記資産集合の上記実際の収益率と上記資産集合の上記予測収益率との間の差異の関数として決定するステップ、を含み、

上記予測因子露出の上記組は、各時間間隔において、推定誤差項の二次ノルムと少なくとも1つのパラメータ重み付き遷移誤差項の合計を最少にする上記予測因子露出を決定することによって、縮小データセットを使用して決定され、上記推定誤差項は、上記資産集合の上記実際の収益率と、各予測因子露出とその各々の因子の積の合計との間の、上記試験時間間隔を除く各時間間隔における推定誤差を表し、上記少なくとも1つの遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す、
上記方法。

【請求項 8 9】

請求項88に記載の方法であってさらに、

上記資産集合の上記実際の収益率に影響を与える一組の因子、および上記推定誤差項の上記二次ノルムと上記少なくとも1つのパラメータ重み付き遷移誤差項の上記合計における上記遷移誤差項の1つに重みを付けるためのパラメータを有するモデルを定式化するステップを含み、上記因子の組は少なくとも1つの因子を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 9 0】

請求項89に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記パラメータを、上記モデルに対する上記クロス確認統計量を最少にする値として決定するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 9 1】

請求項89に記載の方法において、上記定式化ステップは、

上記組における上記少なくとも1つの因子を、上記モデルの上記クロス確認統計量の関数として選択するステップ、

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項 9 2】

時間期間にわたる資産集合の成果を評価するための方法であって、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、上記時間期間は複数の時間間隔を含み、

少なくとも1つの因子を含む組における各因子の、各時間間隔における上記資産集合の収益率上への影響に関する情報を受信するステップを含み、

各因子の上記影響は、各各々の因子の上記因子露出の関数として決定され、少なくとも1つの因子露出は、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう、各時間間隔において決定され、

10

20

30

40

50

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、上記時間期間における第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含む、

上記方法。

【請求項93】

請求項92に記載の方法であってさらに、

上記資産集合の管理者の投資スタイルを、上記受信した情報の関数として決定するステップ、10

を含むことを特徴とする、上記方法。

【請求項94】

時間期間にわたる資産集合の成果を評価するための方法であって、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、上記時間期間は複数の時間間隔を含み、

上記資産集合の管理者の投資スタイルに関する情報を、少なくとも1つの因子を含む組における各因子の、各時間間隔における上記資産集合の収益率上への影響に関する情報の関数として提供するステップを含み、

各因子の上記影響は、各各々の因子の上記因子露出の関数として決定され、少なくとも1つの因子露出は、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう各時間間隔において決定され20、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、上記時間期間における第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含む、

上記方法。

【請求項95】

少なくとも1つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定するためのコンピュータ・システムであって、30

少なくとも1つのプロセッサを含み、上記プロセッサは、

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関するデータを受信し、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関するデータを受信し、

上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出を、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう決定するよう構成され40、

上記少なくとも1つの因子露出の各々は、各因子の上記資産集合の上記収益率上への上記影響を中継し、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、第1の時間間隔の後の、上記少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含む、

上記コンピュータ・システム。

【請求項96】

50

請求項 9 5 に記載のコンピュータ・システムであってさらに、

少なくとも 1 つのデータベース・モジュールと、

少なくとも 1 つの端末を含み、上記プロセッサは上記少なくとも 1 つのデータベース・モジュールおよび上記少なくとも 1 つの端末と共に動作することを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

【請求項 9 7】

請求項 9 6 に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記少なくとも 1 つのデータベースは、上記資産集合の上記収益率に関する上記データおよび上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも 1 つの因子に関する上記データを、上記プロセッサに提供するよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

10

【請求項 9 8】

請求項 9 6 に記載のコンピュータ・システムであってさらに、

上記プロセッサおよび上記少なくとも 1 つのデータベース・モジュールを格納するサーバと、

上記少なくとも 1 つのデータベース・モジュールおよび上記プロセッサを上記少なくとも 1 つの端末に接続するネットワーク、

を含むことを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

【請求項 9 9】

請求項 9 5 に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記少なくとも 1 つのプロセッサは、第 1 のプロセッサおよび上記第 1 のプロセッサに並列な第 2 のプロセッサを含むことを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

20

【請求項 1 0 0】

請求項 9 9 に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記第 1 のプロセッサは上記第 2 のプロセッサと共に動作し、各プロセッサは、上記資産集合の上記収益率に関する上記データを受信するか、上記少なくとも 1 つの因子に関する上記データを受信し各時間間隔に対する上記少なくとも 1 つの因子露出を決定するか、のうち少なくとも 1 つを行うよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

【請求項 1 0 1】

請求項 1 0 0 に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記第 1 のプロセッサは、上記資産集合の上記収益率に関する上記データおよび上記少なくとも 1 つの因子に関する上記データを受信するよう構成され、上記第 2 のプロセッサは、各時間間隔に対する上記少なくとも 1 つの因子露出を決定するよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

30

【請求項 1 0 2】

時間期間にわたる資産集合の成果を評価するためのコンピュータ・システムであって、上記資産集合は少なくとも 1 つの資産を含み、上記時間期間は複数の時間間隔を含み、

上記資産集合の管理者の投資スタイルに関する情報を、少なくとも 1 つの因子を含む組における各因子の各時間間隔における上記資産集合の収益率上への影響の関数として受信するよう構成された少なくとも 1 つのプロセッサを含み、

各因子の上記影響は、各々の因子の上記因子露出の関数として決定され、少なくとも 1 つの因子露出は、上記少なくとも 1 つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも 1 つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう、各時間間隔において決定され、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも 1 つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、上記時間期間における第 1 の時間間隔の後の、各因子露出に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも 1 つの遷移誤差項を含む、

上記コンピュータ・システム。

40

50

【請求項 103】

請求項102に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記プロセッサは、エンドユーザーに上記情報を提供するよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

【請求項 104】

請求項102に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記プロセッサは、インターネット接続を通してサーバから上記情報を受信するよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

【請求項 105】

請求項102に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記プロセッサは、専用ネットワーク接続を通してサーバから上記情報を受信するよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。 10

【請求項 106】

請求項102に記載のコンピュータ・システムにおいて、上記プロセッサは、ウェブ・サイトから上記情報を受信するよう構成されていることを特徴とする、上記コンピュータ・システム。

【請求項 107】

資産集合の成果を評価するシステムと共に使用するためのコンピュータ・プログラム製品であって、上記コンピュータ・プログラム製品はコンピュータ使用可能媒体を含み、上記コンピュータ使用可能媒体は、コンピュータが、 20

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関するデータを受信し、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関するデータを受信し、

上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出を、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう決定するようにするために、上記媒体内に組み込まれたコンピュータ読み取り可能プログラム・コードを有し、

上記少なくとも1つの因子露出は、各々の因子の上記資産集合の上記収益率上への上記影響を中継し、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、 30

上記目的関数は、第1の時間間隔の後の、上記少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含む、

上記コンピュータ・プログラム製品。

【請求項 108】

インターネットを通して資産集合の成果を評価することにおいて使用するために適合されたコンピュータ読み取り可能データ構造と共にコード化された情報記憶媒体を含む製品であって、上記データ構造は、 40

時間期間における複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関する情報を有する少なくとも1つのデータ・フィールドと、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する少なくとも1つの因子に関する情報を有する少なくとも1つのデータ・フィールドと、

上記複数の時間間隔に対する少なくとも1つの因子露出に関する情報を有する少なくとも1つのデータ・フィールドを含み、上記少なくとも1つの因子露出は、各々の因子の上記資産集合の上記収益率上への上記影響を中継し、

各時間間隔における上記少なくとも1つの因子露出は、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら、目的関数の値を最少にすることによって決定され、 50

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、第1の時間間隔の後の、上記少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含む、

上記製品。

【請求項109】

少なくとも1つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定する方法において使用するために適合された伝播信号を含む製品であって、

a. 上記方法は、

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関するデータを受信するステップと、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関するデータを受信するステップと、

上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出を、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう決定するステップ、を含み、

上記少なくとも1つの因子露出の各々は、各々の因子の上記資産集合の上記収益率上への上記影響を中継し、

上記目的関数は、上記資産集合の上記収益率と、上記少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す推定誤差項を含み、

上記目的関数は、第1の時間間隔の後の、上記少なくとも1つの因子露出の各々に対する、上記時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す少なくとも1つの遷移誤差項を含み、

b. 上記信号は、上記資産集合に関する機械可読情報と共にコード化されている、
上記製品。

【請求項110】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記複数の時間間隔に対する上記資産集合の上記収益率に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

【請求項111】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

【請求項112】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記複数の時間間隔に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

【請求項113】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記複数の時間間隔に対する上記因子露出に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

【請求項114】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記目的関数に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

【請求項115】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記推定誤差項に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

【請求項116】

請求項109に記載の製品において、上記情報は、上記少なくとも1つの遷移誤差項に関する情報を含むことを特徴とする、上記製品。

10

20

30

40

50

【請求項 117】

少なくとも1つの因子 ($x_t^{(i)}$, $i = 1, \dots, n$ 因子) の資産集合 (y_t) の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間 ($t = 1, \dots, N$) における各時間間隔 ($\tau_t^{(i)}$) における時間変化因子露出を推定する方法であって、

上記複数の時間間隔に対する上記資産集合 (y_t) の上記収益率に関するデータを受信するステップと、上記資産集合は少なくとも1つの資産を含み、

上記複数の時間間隔に対する上記少なくとも1つの因子 ($x_t^{(i)}$, $i = 1, \dots, n$ 因子) に関するデータを受信するステップと、

上記複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出 ($\tau_t^{(i)}$) を、上記少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう決定するステップ、を含み、
10

上記少なくとも1つの因子露出 ($\tau_t^{(i)}$) の各々は、各々の因子 ($x_t^{(i)}$) の上記資産集合 (y_t) の上記収益率上への上記影響を中継し、

上記目的関数はおよび制約は、それぞれ推定誤差ベクトルおよび一定のノルムにおける $m + 1$ 個の遷移誤差ベクトルと関連する、最少にするべき $m + 2$ 個の目的関数を含む、以下の制約付き多基準動的最適化問題として定式化される。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{(\alpha_1, \dots, \alpha_N), (\beta_1, \dots, \beta_N)} \|e_{[1, \dots, N]}\|, \min_{(\alpha_1, \dots, \alpha_N)} \|w_{0,[2, \dots, N]}\|, \min_{(\beta_1, \dots, \beta_N)} \|w_{1,[2, \dots, N]}\|, \dots, \min_{(\beta_1, \dots, \beta_N)} \|w_{m,[2, \dots, N]}\|, \end{array} \right.$$

$$e_{[1, \dots, N]} = (e_t = y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t, t = 1, \dots, N) \quad (\text{推定誤差のN次元ベクトル})$$

$$w_{0,[2, \dots, N]} = (w_{0,t} = |\alpha_t - \alpha_{t-1}|, t = 1, \dots, N)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} w_{j,[2, \dots, N]} = (w_{j,t} = \|\beta_t - \ddot{\beta}_t\|, t = 1, \dots, N), \\ j = 1, \dots, m \end{array} \right\} \quad (\text{遷移誤差のN次元ベクトル})$$

$$\ddot{\beta}_{j,t} = f_j(\mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{t-k_j}; \beta_{t-1}, \dots, \beta_{t-k_j}) \quad (\text{遷移方程式})$$

$$\|e_{[1, \dots, N]}\|, \|w_{j,[2, \dots, N]}\| \text{ および } \|\beta_t^{(i)} - \ddot{\beta}_t^{(i)}\| \text{ は任意の種類のノルム}$$

20

30

以下の制約に従う。

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{G}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{h}_t \geq \mathbf{0} \quad (\text{不等式制約}) \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{c}_t = \mathbf{0} \quad (\text{等式制約}) \quad \bar{\beta}_t = (\alpha_t, \beta_t). \end{array} \right.$$

40

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

(関連出願情報)

本出願は、2002年5月7日出願の米国仮特許出願第60/378,562号の利益及び優先権を主張する。米国仮特許出願第60/378,562号の開示は、ここでの参照によりその全体において本出願に取り入れられる。

【0002】

(発明の分野)

本発明は一般に、財務あるいは経済モデルあるいは問題における時間変化因子露出 (time-varying factor exposures) を推定する方法及びシステ

50

ムに関し、この推定は、これらモデルあるいは問題の多因子動的最適化の解決を通して、
為され、また、推定された時間変化因子露出に対する制約を満足して為されるシステムお
よび方法に関する。

【背景技術】

【0003】

(発明の背景)

以下の参照文献内容は、本願において議論および／あるいは引用され、ここでの参照に
よりそれらの全体が本出願に取り入れられる。

1. シャープ、ウィリアム F. 著、資本的資産価値：リスク状況下での市場均衡論理、
ジャーナル・オブ・ファイナンス、1964年9月 10
2. チェン、ナイーフ、ロール、リチャード、ロス、スティーブン A. 著、経済力および株式市場、ジャーナル・オブ・ビジネス、59、1986年7月
3. ローゼンバーグ、B. 著、多因子モデルの選択、インベストメント・マネージメント・レビュー、1987年11月／12月
4. シャープ、ウィリアム F. 著、資本金の効果的な資産混合の決定、インベストメント・マネージメント・レビュー、1988年11月／12月
5. シャープ、ウィリアム F. 著、資産割当て：管理スタイルおよび成果測定、ザ・ジャーナル・オブ・ポートフォリオ・マネージメント、1992年冬号
6. カラバ、R.、テスファーション、L. 著、フレキシブル最少自乗法を介する時間変化線形回帰、コンピュータ・アンド・マテマティクス・ウィズ・アプリケーション、17、
1989年 20
7. カラバ、R.、テスファーション、L. 著、近似線形システムのためのフレキシブル最少自乗法、IEEE トランザクションス・オン・システム、マン、アンド・サイバネティクス、SMC-5、1990年
8. テスファーション、L. 著、フォートランにおけるGFLS実現およびアルゴリズム、
http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/gfls/he1p.htm(1997年) 30
9. ルトケポール、H.、ハーワーツ、H. 著、一般化フレキシブル最少自乗法を介する变化する係数時系列モデルの詳細、ジャーナル・オブ・エコノメトリクス、70、19
96年
10. ライト、S. 著、主要二重内部点方法、SIAM、1997年
11. ストーン、M. 著、統計的予測のクロス確認選択および評価、ジャーナル・オブ・ローヤル・スタティスティカル・ソサイアティ、B36、1974年

【0004】

A. 財務における多因子モデル

因子モデルは財務においてよく知られ、その中には多指標資本的資産価値モデル(CAPM)および裁定取引価格付け論理(APT)がある。これらのモデルは、有価証券收益率に影響を与えることのある多くの因子を考慮に入れている。

【0005】

多因子CAPMは、例えば、シャープ、ウィリアム F. 著、資本的資産価値：リスク状況下での市場均衡論理、ジャーナル・オブ・ファイナンス、1964年9月、425-442ページに記述され、以下の方程式によって表すことができる。

$$r - r^{(f)} \cong \alpha + \beta^{(1)}(r^{(1)} - r^{(f)}) + \beta^{(2)}(r^{(2)} - r^{(f)}) + \dots + \beta^{(n)}(r^{(n)} - r^{(f)}) \quad (1)$$

ここで、rは投資收益率(有価証券あるいは有価証券のポートフォリオ)であり、 $r^{(i)}$
はインフレーションのような他の因子における変化と同様の市場ポートフォリオ上の収益

率であり、そして、 $r^{(f)}$ はリスク・フリー証券上の収益率である。

【0006】

多因子APTモデル（例えば、チェン N.、リチャード R.、スティーブン A. R.著、経済力および株式市場、ジャーナル・オブ・ビジネス、59、1986年7月、383-403ページに記述されている）において、

$$r \cong \alpha + \beta^{(1)}I^{(1)} + \beta^{(2)}I^{(2)} + \dots + \beta^{(n)}I^{(n)}, \quad (2)$$

10

因子 $I^{(i)}$ は通常、工業生産、インフレーション、利率、ビジネス・サイクル、その他、のような有価証券収益率に影響を与える主要経済因子となるよう選択される（例えば、チェン N.、リチャード R.、スティーブン A. R.著、経済力および株式市場、ジャーナル・オブ・ビジネス、59、1986年7月、383-403ページ、および、ローゼンバーグ、B.著、多因子モデルの選択、インベストメント・マネージメント・レビュー、1987年11月/12月、28-35ページに記述されている）。

【0007】

CAPM(1)およびAPT(2)モデルにおける係数 $\alpha^{(1)}, \dots, \alpha^{(n)}$ は、因子露出と呼ばれる。定数 α と共に、因子露出はモデル・パラメータ $(\alpha^{(1)}, \dots, \alpha^{(n)})$ のベクトルを形成する。このベクトルは通常、線形回帰技術を、一定の推定ウィンドウ $t = 1, \dots, N$ にわたり、有価証券/ポートフォリオ収益率 r_t および経済因子 $r_t^{(i)}$ あるいは $I_t^{(i)}$ の時系列に適用することによって推定される。

20

$$(\hat{\alpha}, \hat{\beta}^{(1)}, \dots, \hat{\beta}^{(n)}) = \arg \min_{\alpha, \beta^{(1)}, \dots, \beta^{(n)}} \sum_{t=1}^N (r_t - \alpha - \beta^{(1)}I_t^{(1)} - \dots - \beta^{(n)}I_t^{(n)})^2. \quad (3)$$

【0008】

投資ポートフォリオの分析のための最も効果的な多因子モデルの1つ、収益に基づくスタイル分析(RBSA)と呼ばれるモデルは、ウィリアム F.シャープ教授によって提倡された（例えば、シャープ、ウィリアム F.著、資金の効果的な資産混合の決定、インベストメント・マネージメント・レビュー、1988年11月/12月、59-69ページ、および、シャープ、ウィリアム F.著、資産割当て：管理スタイルおよび成果測定、ザ・ジャーナル・オブ・ポートフォリオ・マネージメント、1992年冬号、7-19ページ）。RBSAモデルにおいて、n種類の資産から成るポートフォリオの定期的収益率 y は、単一因子の線形組合せ $(x^{(1)}, \dots, x^{(n)})$ によって近似的に表され、この役割は、資産のそれぞれの種類に対する一般市場指標の定期的収益率によって果たされる。パラメータ推定の質を高めるために、基本的方程式に1組の線形制約が加えられる。

30

$$\begin{aligned} y &\cong \alpha + \beta^{(1)}x^{(1)} + \beta^{(2)}x^{(2)} + \dots + \beta^{(n)}x^{(n)}, \\ \sum_{i=1}^n \beta^{(i)} &= 1, \quad \beta^{(i)} \geq 0, \quad i = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (4)$$

40

このようなモデルにおいて、 $x^{(i)}$ 、 $i = 1, \dots, n$ は、債券、普通株、経済セクタ、国指数、通貨、その他の一般市場指標の、定期的収益率（例えば、毎日、毎週あるいは毎月）を表す。例えば、（シャープ、ウィリアム F.著、資産割当て：管理スタイルおよび成果測定、ザ・ジャーナル・オブ・ポートフォリオ・マネージメント、1992年冬号、7-19ページに記述されるように）、12個のこのような一般資産指標が、投資の可能性のある領域を表すために使用される。

50

【0009】

方程式(4)のパラメータを推定するために、シャープは、制約付最少自乗技術を使用した。つまり、パラメータは、制約無し方程式(3)との対照において、 $t = 1, \dots, N$ の時間期間のウィンドウにおける制約付二次最適化問題を解くことによって、見つかる。

$$\begin{cases} (\hat{\alpha}, \hat{\beta}^{(1)}, \dots, \hat{\beta}^{(n)}) = \underset{\alpha, \beta^{(1)}, \dots, \beta^{(n)}}{\arg \min} \sum_{t=1}^N (y_t - \alpha - \beta^{(1)}x_t^{(1)} - \dots - \beta^{(n)}x_t^{(n)})^2, \\ \text{subject to } \sum_{i=1}^n \beta^{(i)} = 1, \beta^{(i)} \geq 0, i = 1, \dots, n. \end{cases} \quad (5)$$

10

制約無し方程式(3)および制約付最少自乗技術(5)を使用して推定されたモデル・パラメータ($\alpha, \beta^{(1)}, \dots, \beta^{(n)}$)は、推定ウィンドウ、時間間隔 $t = 1, \dots, N$ における平均因子露出を表す。しかし、因子露出は通常、時間において変化する。例えば、有価証券のポートフォリオの活発な取引は、間隔内における市場指標へのその露出における重大な変化を導くことがある。このような動的変化を検知することは、動的変化が過去に起こったものであっても、非常に重要な使命を帯びている。

20

【0010】

因子露出における動的変化を推定するために、通常、動くウィンドウ技術が適用される。例えば、RBSAモデル(4)において、時間 t に任意の瞬間ににおける露出は、Kポートフォリオ収益率のウィンドウ [$t - (K - 1), \dots, t$] および同じ時間期間にわたる資産分類指標上の収益率を使用して方程式(5)を解くことに基づき決定される(例えば、5. シャープ、ウィリアム F. 著、資産割当て: 管理スタイルおよび成果測定、ザ・ジャーナル・オブ・ポートフォリオ・マネジメント、1992年冬号、7-19ページに記述されるように)。

30

$$\begin{cases} (\hat{\alpha}_t, \hat{\beta}_t^{(1)}, \dots, \hat{\beta}_t^{(n)}) = \underset{\alpha, \beta^{(1)}, \dots, \beta^{(n)}}{\arg \min} \sum_{\tau=0}^{K-1} (y_{t-\tau} - \alpha - \beta^{(1)}x_{t-\tau}^{(1)} - \dots - \beta^{(n)}x_{t-\tau}^{(n)})^2, \\ \text{subject to } \sum_{i=1}^n \beta^{(i)} = 1, \beta^{(i)} \geq 0, i = 1, \dots, n, \end{cases} \quad (6)$$

このような推定ウィンドウを期間毎に前に動かすことによって、因子露出における動的変化を近似的に推定することができる。

40

【0011】

上記の動くウィンドウ技術には、限界および欠点がある。問題の構成は、ウィンドウ内において露出は一定であると仮定するが、ウィンドウは露出の変化を推定するために使用される。モデル・パラメータの信頼できる推定は、ウィンドウが十分に大きく、1日あるいは1ヶ月内に起こった変化を感知するのが不可能である場合にのみ獲得することができる。従って、このような技術は、パラメータがその範囲内で重要な変化を呈しない場合においてのみ適用することができる:($s, s^{(1)}, \dots, s^{(n)}$)がほぼ一定、 $t - (K - 1) \leq s \leq t$ 。加えて、このような方法は、取引により起こる可能性のある、投資ポートフォリオ露出における非常に速い突然の変化を識別することができない。

【0012】

動的露出を検知することが重要な役目を果たす複数の状況において、ウィンドウ技術は

50

不適切であり、特質が変化する多因子モデルを推定するための根本的に新しい方法が必要である。この溝を埋めることができ正に本特許の意図である。

【0013】

B. 動的RBSAモデル

CAPMモデル(1)およびAPTモデル(2)と同様に、多因子RBSAモデル(4)はその本質において、一定の回帰係数(、⁽¹⁾、. . .、⁽ⁿ⁾)を有する線形回帰モデルである。

【0014】

投資割当てあるいは投資スタイルにおける急速な変化、投資権限からの逸脱、その他に對してポートフォリオを監視するために、未知の実数値因子露出 $\alpha_t = (\alpha_t^{(1)}, \dots, \alpha_t^{(n)})^T$ および未知の補助項 $x_t = (x_t^{(1)}, \dots, x_t^{(n)})^T$ の有限数nの時系列の動的に変化する線形組合せとして、ポートフォリオ収益率 y_t の時系列を表すための、動的回帰RBSAモデルが必要である。しかし、RBSAモデルにおいて、因子露出および切片の双方は、適当な制約(α_t, β_t)Zに従う。最も単純な場合において線形モデルは、

$$\sum_{i=1}^n \beta_t^{(i)} = 1, \beta_t^{(i)} \geq 0.$$

である。

10

$$\begin{cases} y_t = \alpha_t + \sum_{i=1}^n \beta_t^{(i)} x_t^{(i)} + e_t = \alpha_t + \beta_t^T x_t + e_t, \\ (\alpha_t, \beta_t) \in Z, \end{cases} \quad (7)$$

20

ここで、 e_t は白雑音として扱われる剩余モデルの不正確度である。

【0015】

方程式(5)および(6)とは異なり、方程式(7)は、因子露出は全ての期間あるいは時間間隔tにおいて変化していると仮定することに留意されたい。本発明は、財務管理の最も典型的な問題に適した制約(α_t, β_t)Zを特定し、これらの制約の下で動的多因子モデルを推定する一般的な方法を記述する。

30

【0016】

C. 現存する動的線形モデルの推定方法の欠点

i. フレキシブル最少自乗法(FLS)

動的線形回帰モデルにおける制約無しパラメータの推定方法は、カラバおよびテスファションによってフレキシブル最少自乗(FLS)方法という名の下に提唱され、例えば、カラバ、R.、テスファション、L.著、フレキシブル最少自乗法を介する時間変化線形回帰、コンピュータ・アンド・マテマティクス・ウイズ・アプリケーション、17、1989年、1215-1245ページ、カラバ、R.、テスファション、L.著、近似線形システムのためのフレキシブル最少自乗法、IEEEトランザクションス・オン・システム、マン、アンド・サイバネティクス、SMC-5、1990年、978-989、および、テスファション、L.著、フォートランにおけるGFLS実現およびアルゴリズム、http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/gflshe1p.htm(1997年)に記述されている。(y_t, t = 1, . . ., N)および(x_t, t = 1, . . ., N)は既知の時系列であるとの仮定の下に、未知のn次元回帰係数ベクトル(α_t, β_t , t = 1, . . ., N)の連続を推定するために、二次目的関数を最少にすることが提案された。

40

$$(\hat{\beta}_t, t=1, \dots, N) = \arg \min_{\beta_t, t=1, \dots, N} \left[\sum_{t=1}^N (y_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^N (\beta_t - \mathbf{V} \beta_{t-1})^T \mathbf{U} (\beta_t - \mathbf{V} \beta_{t-1}) \right], \quad (8)$$

ここで、 \mathbf{V} および \mathbf{U} は既知の ($n \times n$) 行列であり、ここで、行列 \mathbf{V} は、時間変化回帰係数の潜在的動力の仮定の線形遷移モデルを表し、行列 \mathbf{U} 、 $\lambda > 0$ は、求められる推定の連続

$$(\hat{\beta}_t, t=1, \dots, N)$$

10

の望ましい滑らかさの原因となる。実際には、遷移行列 \mathbf{V} は単位行列とみなされる。

【0017】

基準 (8) の構造は、多目的最適化問題としての、動的線形回帰モデルにおけるパラメータ推定の問題に対する FLS 方法の本質を明白に示している。第 1 の項は、線形回帰剩余

$$\|e_{[1, \dots, N]}\|, e_t = y_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t$$

20

の 2 乗ユークリッド・ノルムであり、モデルの適合度に責任があり、第 2 の項は、モデル・パラメータ

$$\|w_{[2, \dots, N]}\|$$

$w_t = (\mathbf{x}_t - \mathbf{V} \mathbf{x}_{t-1})^T \mathbf{U} (\mathbf{x}_t - \mathbf{V} \mathbf{x}_{t-1})$ の変形の特定の 2 乗ユークリッド・ノルムであり、正の準定符合行列 \mathbf{U} の選択により決定され、一方正の重み付け係数 λ は、これらの 2 つの特定の目的関数の間の相対的重みの均衡をとるように選択される。がに向かう場合、方程式 (8) の解は非常に滑らかになり通常の最少自乗解に近づくが、 λ をゼロに近く選択するとパラメータは非常に不安定となる。通常方程式 (8) は、パラメータの異なる値に対して解かれ提示される。

30

【0018】

i i . 一般化フレキシブル最少自乗 (GFLS)

FLS 方法の一般化は、ルトケポールおよびハーワーツによって、一般化フレキシブル最少自乗 (GFLS) 方法の名の下に提唱され、例えば、ルトケポール、H.、ハーワーツ、H. 著、一般化されたフレキシブル最少自乗法を介する変化する係数時系列モデルの詳細、ジャーナル・オブ・エコノメトリクス、70、1996年、261 - 290 ページに記述され、以下のように表される。

40

$$\begin{cases} (\hat{\beta}_t, t=1, \dots, N) = \\ \arg \min_{\beta_t, t=1, \dots, N} \left[\sum_{t=1}^N (\gamma_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t)^2 + \lambda_1 \sum_{t=k+1}^N (\beta_t - \ddot{\beta}_{1,t})^T \mathbf{U}_1 (\beta_t - \ddot{\beta}_{1,t}) + \lambda_2 \sum_{t=s+1}^N (\beta_t - \ddot{\beta}_{2,t})^T \mathbf{U}_2 (\beta_t - \ddot{\beta}_{2,t}) \right], \\ \ddot{\beta}_{1,t} = \mathbf{V}_{1,1} \beta_{t-1} + \dots + \mathbf{V}_{1,k} \beta_{t-k}, \\ \ddot{\beta}_{2,t} = \mathbf{V}_2 \beta_{t-s}. \end{cases} \quad (9)$$

10

多目的基準のこの特定のバージョンにおいて、モデル・パラメータ変形の2つの異なるノルム、つまり、パラメータ動力

$$\| w_{1,[k+1, \dots, N]} \|, \quad w_{1,t} = (\beta_t - \ddot{\beta}_{1,t})^T \mathbf{U}_1 (\beta_t - \ddot{\beta}_{1,t})$$

のより高いオーダのモデルに基づくノルム、および、時間差

$$\| w_{2,[s+1, \dots, N]} \|,$$

20

$$w_{2,t} = (\beta_t - \ddot{\beta}_{2,t})^T \mathbf{U}_2 (\beta_t - \ddot{\beta}_{2,t})$$

の単一の予め定義された値における変形を表すノルムが融合される。これらのノルムの各々は、それぞれの正の準定符号行列、それぞれ \mathbf{U}_1 および \mathbf{U}_2 の選択によって定義される。

30

【0019】

F L S (8) および G F L S (9) 問題を解くためのアルゴリズムは、例えば、テスフアション、L. 著、フォートランにおける G F L S 実現およびアルゴリズム、h t t p : / / www.econ.iastate.edu/tesfatsi/g f l s h e l p . h t m (1997年)、および、ルトケボール、H.、ハーワーツ、H. 著、一般化フレキシブル最少自乗法を介する係数変化時系列モデルの詳細、ジャーナル・オブ・エコノメトリクス、70、1996年、261 - 290ページに記述されている。

【0020】

しかし、上記の F L S および G F L S 方法は、第1に、R B S A モデル (7) および他の財務あるいは経済モデルあるいは問題における制約 (β_t, γ_t) Z の存在のために、財務アプリケーションに適する動的多因子モデルを推定するための方法あるいはシステムに決して言及、提案あるいは他の方法においても記述していない。これらの方法はまた、多因子動的最適化問題を伴う構造的中断点を決定するための、あるいは、モデルあるいは問題を定式化するためにクロス確認統計量を決定するための方法あるいはシステムに言及、提案あるいは他の方法において記述していない。本発明は、これらの問題および財務あるいは経済アプリケーションにおいて発生する他の問題を解決するための方法およびシステムを提供する。

40

【発明の開示】

【課題を解決するための手段】

【0021】

50

(発明の概要)

本発明は、推定された時間変化因子露出に対する制約を満足しながら、モデルあるいは問題の多因子動的最適化を通して、例えばR B S A モデルおよび他の財務および経済モデルあるいは問題におけるような、モデルあるいは問題における時間変化因子露出を推定するための方法およびシステムを提供する。

【0022】

本発明の1つの実施例は、1つあるいはそれ以上の独立変数の依存経済変数上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における（例えば、因子あるいは指數のような）独立変数に対する時間変化重み（例えば、因子露出）を推定する方法を記述する。本方法は、全ての時間間隔に対する依存経済変数に関するデータを受信するステップと、全ての時間間隔に対する独立変数に関するデータを受信するステップと、そして、重みに対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら2つあるいはそれ以上の目的関数の値を最少にする、各時間間隔における1つの独立変数に対する少なくとも1つの重みを決定するステップ、を含む。制約および目的関数は、モデルの一部として定式化される。各重みは、それら各自の独立変数の依存経済変数上への影響を中継する。1つの目的関数は、各時間間隔における依存経済変数と予測された依存経済変数との間の推定誤差を表す。予測された依存経済変数は、各独立変数の重みとその各自の独立変数の関数として各時間間隔において決定される。モデルは、時間間隔間の各重みの遷移誤差を表す1つあるいはそれ以上の他の目的関数を含む。

【0023】

本発明の他の実施例は、1つあるいはそれ以上の独立変数の依存財務変数上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における（例えば、因子あるいは指數のような）独立変数に対する時間変化重み（例えば、因子露出）を推定する方法を記述する。本方法は、複数の時間間隔に対する依存財務変数に関するデータを受信するステップと、複数の時間間隔に対する少なくとも1つの独立変数に関するデータを受信するステップと、そして、重みに対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら2つあるいはそれ以上の目的関数の値を最少にする、各時間間隔における各独立変数に対する少なくとも1つの重みを決定するステップ、を含む。制約および目的関数は、モデルの一部として定式化される。各重みは、それら各自の独立変数の依存財務変数上への影響を中継する。1つの目的関数は、各時間間隔における依存財務変数と予測された依存財務変数との間の推定誤差を表す。予測された依存財務変数は、各独立変数の重みとその各自の独立変数の関数として各時間間隔において決定される。モデルは、時間間隔間の各重みの遷移誤差を表す1つあるいはそれ以上の他の目的関数を含む。

【0024】

本発明の他の追加の実施例は、少なくとも1つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定する方法であり、複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関するデータを受信するステップと、複数の時間間隔に対する少なくとも1つの因子に関するデータを受信するステップと、そして、1つあるいはそれ以上の因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にする、各時間間隔におけるそれらの各自の因子に対する1つあるいはそれ以上の因子露出を決定するステップを含む。資産集合は、1つあるいはそれ以上の資産を含み、例えば、単一の有価証券あるいは投資信託のような有価証券のポートフォリオであることができる。各因子露出は、それら各自的因子（例えば、有価証券の収益率あるいは価格、あるいは、財務あるいは経済指数）の資産集合の収益率への影響を中継する。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、各因子露出とその各自的因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

【0025】

10

20

30

40

50

本発明の他の追加の実施例は、少なくとも1つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定する方法であり、全ての時間間隔に対する資産集合の収益率に関するデータを受信するステップと、全ての時間間隔に対する各因子に関するデータを受信するステップと、そして、1つあるいはそれ以上の因子露出に対する可能性のある値上の1つあるいはそれ以上の制約を満足しながら目的関数の値を最少にする、各時間間隔における1つあるいはそれ以上の因子露出を決定するステップ、を含む。資産集合は、1つあるいはそれ以上の資産を含み、例えば、単一の有価証券あるいは投資信託のような有価証券のポートフォリオであることができる。各因子露出は、それら各々の因子（例えば、有価証券の収益率あるいは価格、あるいは、財務あるいは経済指数）の資産集合の収益率上への影響を中継する。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、各因子露出とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、最後の時間間隔の前の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、時間間隔と後続の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

【0026】

本発明の他の追加の実施例は、複数の時間間隔から成る時間期間にわたり資産集合の収益率に影響を与える1つあるいはそれ以上の因子に対する構造的中断点を決定するための方法を説明する。以下により詳細に記述するように、構造的中断点は、例えば投資信託の管理における変更、あるいは突然の出来事、例えば連邦準備制度理事会による利率を下げるという予定されていない発表に対する反応を識別することができる。資産集合は、1つあるいはそれ以上の資産を含む。資産集合は、例えば、単一の有価証券あるいは投資信託のような有価証券のポートフォリオを指すことができる。本方法は、複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関するデータを受信するステップと、複数の時間間隔に対する各因子に関するデータを受信するステップと、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む関数の値を最少にする、各時間間隔における各々の因子に対する1つあるいはそれ以上の因子露出を決定するステップと、そして、それらの構造的中断点を決定するために1つあるいはそれ以上の因子露出に対する構造的中断点比率を決定するステップ、を含む。各因子露出は、各々の因子の資産集合の収益率上への影響を中継する。最小化された関数は、パラメータ重み付き合計として定式化することができる。パラメータ重み付き合計は、推定誤差項の二次ノルムと、遷移誤差項の1つあるいはそれ以上のパラメータ重み付き二次ノルムの合計である。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。構造的中断点比率は、修正されたパラメータ重み付き合計の最小値に対する、全ての時間間隔にわたるパラメータ重み付き合計の最小値の比率として、各時間間隔において決定される。修正されたパラメータ重み付き合計は、推定誤差項の二次ノルムと、全ての時間間隔にわたる少なくとも1つの遷移誤差項のパラメータ重み付き二次ノルムの合計として定式化することができる。修正パラメータ重み付き合計は、時間間隔と先の時間間隔との間の因子露出の遷移誤差を表す遷移誤差項の少なくとも一部を排除する。

【0027】

本発明の他の追加の実施例は、時間期間にわたる資産集合の収益率上の1つあるいはそれ以上の因子に対する因子露出およびそれらの各々の因子に関するモデルを構成する方法を説明する。時間期間は複数の時間間隔を含む。資産集合は1つあるいはそれ以上の資産を含み、上に説明したように、単一の有価証券あるいはポートフォリオであることができる。本方法は、複数の時間間隔に対する資産集合の実際の収益率に関するデータを受信するステップと、複数の時間間隔に対する各因子に関するデータを受信するステップと、試験時間間隔における資産集合の実際の収益率に関するデータを排除して、各特定の時間間隔（試験時間間隔として識別される）に対する縮小データセットを作成するステップと、そ

10

20

30

40

50

して、各試験時間間隔に対し、予測された因子露出およびそれらの各々の因子の組の関数として、各縮小データセットを使用して資産集合の予測収益率を決定するステップと、そして、各時間間隔における資産集合の実際の収益率と資産集合の予測収益率との間の差異の関数として、時間期間にわたるクロス確認統計量を決定するステップ、を含む。予測因子露出は、資産集合の実際の収益率上の各因子の予測される影響を中継する。各試験時間間隔に対する予測因子露出の組は、各時間間隔において、推定誤差項の二次ノルムと少なくとも1つのパラメータ重み付き遷移誤差項の合計を最少にする予測因子露出を決定することによって、縮小データセットを使用して決定される。推定誤差項は、試験時間間隔における予測因子露出の組に対する、資産集合の実際の収益率と、各予測因子露出とその各々の因子の積の合計との間の、試験時間間隔を除く各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、試験時間間隔における予測因子露出の組に対する、第1の時間間隔の後の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

10

【0028】

本発明の他の追加の実施例は、例えば債券管理者の管理スタイルを評価するための、時間期間にわたる資産集合の成果を評価するための方法を説明する。資産集合は、他の実施例において上に説明したように、1つあるいはそれ以上の資産を含む。時間期間は複数の時間間隔を含む。本方法は、少なくとも1つの因子を含む組における各因子の、各時間間隔における資産集合の収益率上への影響に関する情報を受信するステップを含む。各因子の影響は、各々の因子の因子露出の関数として決定される。各時間間隔において決定された1つあるいはそれ以上の因子露出は、1つあるいはそれ以上の因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら、目的関数の値を最少にする。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、時間期間における第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

20

【0029】

本発明の他の追加の実施例は、時間期間にわたる資産集合の成果を評価するための方法を説明する。資産集合は、1つあるいはそれ以上の資産を含む。時間期間は複数の時間間隔を含む。本方法は、各時間間隔における資産集合の収益率上への、少なくとも1つの因子を含む組における各因子の影響に関する情報の関数として、資産集合の管理者の投資スタイルに関する情報を提供するステップを含む。各因子の影響は、各々の因子の因子露出の関数として決定され、少なくとも1つの因子露出は、因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう、各時間間隔において決定される。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、各因子露出とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、時間期間における第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

30

【0030】

他の追加の実施例は、少なくとも1つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定するためのコンピュータ・システムを説明する。本コンピュータ・システムは、複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関するデータを受信し、資産集合は少なくとも1つの資産を含み、複数の時間間隔に対する少なくとも1つの因子に関するデータを受信し、そして、複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にする、少なくとも1つの因子露出を決定するよう構成された1つあるいはそれ以上のプロセッサを含む。少なくとも1つの因子露出の各々は、各因子の資産集合の収益率への影響を中継する。目的関

40

50

数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

【0031】

他の追加の実施例は、時間期間にわたる資産集合の成果を評価するためのコンピュータ・システムを説明する。資産集合は1つあるいはそれ以上の資産を含む。時間期間は複数の時間間隔を含む。本コンピュータ・システムは、各時間間隔における、少なくとも1つの因子を含む組における各因子の資産集合の収益率上への影響の関数として、資産集合の管理者の投資スタイルに関する情報を受信するよう構成された少なくとも1つのプロセッサを含む。各因子の影響は、各々の因子の因子露出の関数として決定される。1つあるいはそれ以上の因子露出は、1つあるいはそれ以上の因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にするよう、各時間間隔において決定される。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、時間期間における第1の時間間隔の後の、各因子露出に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

【0032】

本発明の他の追加の実施例は、資産集合の成果を評価するシステムと共に使用するためのコンピュータ・プログラム製品を説明する。本コンピュータ・プログラム製品は、コンピュータが、複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関するデータを受信し、複数の時間間隔に対する各因子に関するデータを受信し、そして、複数の時間間隔の各々に対して、因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にする、少なくとも1つの因子露出を決定するようにするために、媒体内に組み込まれたコンピュータ読み取り可能プログラム・コードを有する、コンピュータ使用可能媒体を含む。資産集合は、上に説明したように、1つあるいはそれ以上の資産を含む。各因子露出は、その各々の因子の資産集合の収益率への影響を中継する。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

【0033】

本発明の追加の実施例は、インターネットを通して、資産集合の成果を評価することにおいて使用するために適合されたコンピュータ読み取り可能データ構造をコード化した情報記憶媒体を含む、製品を説明する。データ構造は、時間期間における複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関する情報を有する1つあるいはそれ以上のデータ・フィールドと、複数の時間間隔に対する各因子に関する情報を有する1つあるいはそれ以上のデータ・フィールドと、各因子は資産集合の収益率に影響を与え、そして、複数の時間間隔に対する1つあるいはそれ以上の因子露出に関する情報を有する少なくとも1つのデータ・フィールドを含む。各因子露出は、各々の因子の資産集合の収益率上への影響を中継する。資産集合は、1つあるいはそれ以上の資産を含む。各時間間隔における各因子露出は、少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にすることによって決定される。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

10

20

30

40

50

【0034】

本発明の他の追加の実施例は、少なくとも1つの因子の資産集合の収益率上への影響に関するモデルの動的最適化を通して、時間期間における各時間間隔における時間変化因子露出を推定する方法において使用するために適合された伝播信号を含む製品を説明する。本方法は、複数の時間間隔に対する資産集合の収益率に関するデータを受信するステップと、資産集合は少なくとも1つの資産を含み、複数の時間間隔に対する少なくとも1つの因子に関するデータを受信するステップと、そして、複数の時間間隔の各々に対して、少なくとも1つの因子露出に対する可能性のある値上の少なくとも1つの制約を満足しながら目的関数の値を最少にする、少なくとも1つの因子露出を決定するステップ、を含む。信号は、資産集合に関する機械可読情報と共にコード化されている。各因子露出は、各々の因子の資産集合の収益率への影響を中継する。目的関数は、推定誤差項および1つあるいはそれ以上の遷移誤差項を含む。推定誤差項は、資産集合の収益率と、少なくとも1つの因子露出の各々とその各々の因子の積の合計との間の、各時間間隔における推定誤差を表す。各遷移誤差項は、第1の時間間隔の後の、少なくとも1つの因子露出の各々に対する、時間間隔と先の時間間隔との間の各時間間隔における遷移誤差を表す。

10

【実施例1】

【0035】

(詳細な説明)

1 財務における動的多因子問題に対する解決策。本発明は、財務における動的多因子RBSA問題の解決のためのシステムおよび方法に関して記述されているが、時間期間にわたる独立変数を伴う任意の依存財務あるいは経済変数の行動をモデル化する時間変化重みあるいは因子露出を推定するために、任意の動的多因子財務あるいは経済問題に適用することができる。この詳細な説明において依存財務変数は、単一の有価証券あるいは証券の収益率、あるいは、有価証券あるいは証券のポートフォリオの収益率、あるいはそれらの任意の関数である。

20

【0036】

しかし、他の実施例において依存財務変数は、例えば、財務証券あるいはポートフォリオの価格、証券あるいはポートフォリオの価格あるいは収益率の関数、あるいは、証券あるいはポートフォリオの価格あるいは収益率の対数を含む関数であることができる。独立変数は、任意の型の因子あるいは指數であってもよい。因子は、有価証券あるいはポートフォリオ内の数種類の有価証券の価格あるいは収益率(あるいは価格あるいは収益率の関数)、ポートフォリオに含まれていない有価証券あるいは有価証券の種類、時間期間にわたり独立変数の行動に影響を与えると断定される財務あるいは経済指数あるいは他の測定基準、あるいはそれらの任意の関数であることができる。以下に説明される因子露出は、モデルにおいて独立変数の依存財務あるいは経済変数上への影響を中継する重みの1つの型である。以下に説明される制約は、動的最適化処理を受けるモデルの一部として、1つあるいはそれ以上の独立変数に適用することができる。本出願における依存および独立変数としての変数の表示は、モデルあるいは問題への入力を説明するために説明目的のためにのみ使用され、これらの入力の任意のものの間のどんな統計的依存性あるいは独立性をも暗示あるいは知らせるものではない。

30

40

【0037】

1.1 動的多因子モデルの推定の一般的原則

1つの実施例は、上記の方程式(1)から(4)において説明された、個々の財務証券あるいはこのような証券のポートフォリオのいずれかの時間変化因子露出を推定するための一般的原則を、最少にするべき $m + 2$ 個の目的関数を含む制約付き多基準動的最適化問題を解くことからなる方法として説明する。 $m + 2$ 個の目的関数は、推定誤差ベクトルおよび一定のノルムにおける $m + 1$ 個の遷移誤差ベクトルとそれに関連している。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{(\alpha_1, \dots, \alpha_N)} \|e_{[1, \dots, N]}\|, \min_{(\alpha_1, \dots, \alpha_N)} \|w_{0,[2, \dots, N]}\|, \min_{(\beta_1, \dots, \beta_N)} \|w_{1,[k_1+1, \dots, N]}\|, \dots, \min_{(\beta_1, \dots, \beta_N)} \|w_{m,[k_m+1, \dots, N]}\|, \\ e_{[1, \dots, N]} = (e_t = y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t, t = 1, \dots, N) \text{ (推定誤差のN次元ベクトル)} \\ w_{0,[2, \dots, N]} = (w_{0,t} = |\alpha_t - \alpha_{t-1}|, t = 1, \dots, N) \\ w_{j,[k_j+1, \dots, N]} = (w_{j,t} = \|\beta_t - \tilde{\beta}_t\|, t = k_j + 1, \dots, N), \\ j = 1, \dots, m \end{array} \right\} \text{ (遷移誤差のN次元ベクトル)} \\ \ddot{\beta}_{j,t} = f_j(\mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{t-k_j}; \beta_{t-1}, \dots, \beta_{t-k_j}) \quad \text{(遷移方程式)} \\ \|e_{[1, \dots, N]}\|, \|w_{j,[k_j+1, \dots, N]}\| \text{ and } \|\beta_t^{(i)} - \ddot{\beta}_t^{(i)}\| \text{ 任意の種類のノルム} \end{math}$$

10

20

30

40

以下の制約に従う。

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{G}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{h}_t \geq \mathbf{0} \quad (\text{不等式制約}) \\ \mathbf{F}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{c}_t = \mathbf{0} \quad (\text{等式制約}) \quad \bar{\beta}_t = (\alpha_t, \beta_t). \end{array} \right. \quad (11)$$

ここで、 y_t は、期間あるいは時間間隔 t の間の証券ポートフォリオの所定の収益率（成果）、あるいはそれらの任意の変形、例えば対数であり、

$\mathbf{x}_t = (x_t^{(1)}, \dots, x_t^{(n)})^T$ は、期間 t の間の因子露出の未知の n 次元の列ベクトルであり、

α_t は期間 t の間の未知のスカラーカット片項であり、

$$\bar{\beta}_t = (\alpha_t, \beta_t^T)^T = (\alpha_t, \beta_t^{(1)}, \dots, \beta_t^{(n)})^T$$

は、因子露出および切片項からなる拡張 ($n + 1$) 次元ベクトルである。

$\mathbf{x}_t = (x_t^{(1)}, \dots, x_t^{(n)})^T$ は、期間 t の間の既知の n 次元列ベクトルであり、RBSA モデルにおいては、これらは一般指數上の収益率であるが、APT モデルにおいては、これらは一定の経済因子における変化を表す。

$$\ddot{\beta}_{j,t} = f_j(\mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{t-k_j}; \beta_{t-1}, \dots, \beta_{t-k_j})$$

は、時間変化因子露出の潜在的動力の線形あるいは非線形モデルに従う、期間 t の間の遷移因子露出の n 次元列ベクトル

$$\ddot{\beta}_{j,t} = (\beta_{j,t}^{(1)}, \dots, \beta_{j,t}^{(n)})^T$$

であり、各基準 $j = 1, \dots, m$ は、それぞれの関数

$$f_j(\mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{t-k_j}; \beta_{t-1}, \dots, \beta_{t-k_j})$$

の選択によって表される動力モデル上の特定の仮定に対応する。

50

$$\mathbf{G}_t \beta_t + \mathbf{h}_t \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{G}_t [l \times (n+1)], \quad \mathbf{h}_t (l)$$

は、モデルの係数に関する先の情報を表す1時間変化不等式制約、例えば、スタイル分析モデル(4)における露出の非負性、あるいは以下の文章における(20)におけるヘッジング制約である。

$$\mathbf{F}_t \tilde{\beta}_t + \mathbf{c}_t = \mathbf{0}, \quad \mathbf{F}_t [p \times (n+1)], \quad \mathbf{c}_t (p)$$

10

は、パラメータの構造に関する一定の知識を表すp一般線形等式制約、例えば、スタイル分析モデル(4)における予算制約

$$\sum_{i=1}^n \beta_t^{(i)} = 1$$

である。

【0038】

1.2 最適化問題定式化。上記の段落1.1に提示されたモデルは、以下に説明するように定式化することができる。

20

【0039】

1.2.1 時間変化因子露出の推定の一般的多目的原則における基準。本実施例において、(10)から時間変化因子露出を推定する一般的多目的原則における基本的基準は、以下のように表すことができる。

1)適合度の誤差を表す推定誤差ベクトル $e_{[1, \dots, N]} = (e_1, \dots, e_N)$ に対する
2乗ユークリッド・ノルム

$$\|e_{[1, \dots, N]}\|^2 = \sum_{t=1}^N e_t^2, \quad e_t = y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t. \quad (12)$$

30

2)切片項の遷移誤差ベクトル $w_{0, [2, \dots, N]} = (w_{0,1}, \dots, w_{0,N})$ 、
 $w_{0,t} = (w_{t-1} - w_{t-1})^2$ および因子露出

$$w_{j,[k_j+1, \dots, N]} = (w_{j,k_j+1}, \dots, w_{j,N})$$

に対する2乗ユークリッド・ノルム

$$\|w_{j,[k_j+1, \dots, N]}\|^2 = \sum_{t=k_j+1}^N w_{j,t}^2, \quad w_{j,t} = [(\beta_t - \tilde{\beta}_t)^T \mathbf{U}_{j,t} (\beta_t - \tilde{\beta}_t)]^{1/2} \quad (13)$$

40

因子露出 β_t の実際の値と遷移値との間の

$$\tilde{\beta}_t = \mathbf{V}_{j,1} \beta_{t-1} + \dots + \mathbf{V}_{j,k_j} \beta_{t-k_j} \quad (14)$$

50

上記は時間変化因子露出の動力の線形モデルに従っている。各基準 $j = 1, \dots, m$ は遷移行列

$$\mathbf{V}_{j,1}, \dots, \mathbf{V}_{j,k_j}$$

の選択によって定義される線形モデル上の特定の仮定に対応する。正の準定符号行列 \mathbf{U}_j , $(n \times n)$ は、a) 遷移誤差

$$w_{j,t} = \left[\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n u_{j,t}^{(il)} (\beta_t^{(i)} - \ddot{\beta}_{j,t}^{(i)}) (\beta_t^{(l)} - \ddot{\beta}_{j,t}^{(l)}) \right]^{1/2} \quad 10$$

(13) と適合度誤差 e_t (12)との間の適切な単位合わせを提供するため、および、b) 遷移誤差を個別に(因子毎に)調整するために定義される。単位合わせは、全ての基準に対して共通の測定単位を提供するので、多基準最適化において望ましい。我々の多基準モデルにおいて、遷移誤差は2乗露出偏差に比例し、適合度誤差もまた2乗因子変化に比例する。しかし、他のノルム(例えば、偏差あるいは2乗偏差)および他の単位合わせを、本発明の追加の実施例における、遷移誤差および適合度誤差に対する多基準モデルにおいて使用することができる。 20

ほとんどの場合、行列 $\mathbf{U} = \text{diag}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})$ を定義することで十分であり、ここで \mathbf{X} は、N因子行ベクトル $\mathbf{X}_t^T = (x_t^{(1)}, \dots, x_t^{(n)})$ の $N \times n$ 行列である。

遷移方程式の数 m は、分析されている財務証券(あるいはポートフォリオ) y に関して知られている先駆的情報の量に依存する。例えば、露出経路が滑らかになると同時に、各4半期の最後において一定の(同一の)値に戻るようにという要求は、結果的に2つの遷移基準となるかもしれない。 20

【0040】

1.2.2. 一般的二次最適化問題。1つの実施例において、因子露出の動力(14)の線形モデルの下での適合度(12)および遷移誤差(13)のユークリッド・ノルムに対する多基準推定因子露出の方法は、以下の二次プログラミング問題、つまり、制約(11)の下の m 個の自由次元係数 $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m$ を伴う組み合わされた二次基準の中への基本二次基準の線形組合せとして形成された、線形等式および不等式制約の下の二次最適化問題を解くことを含む。 30

$$\begin{aligned} & \min_{\substack{\alpha_0, \dots, \alpha_N \\ \beta_1, \dots, \beta_N}} \left[\sum_{t=1}^N (y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t)^2 + \lambda_0 \sum_{t=2}^N (\alpha_t - \alpha_{t-1})^2 + \lambda_1 \sum_{t=k_1+1}^N (\beta_t - \ddot{\beta}_{1,t})^T \mathbf{U}_{1,t} (\beta_t - \ddot{\beta}_{1,t}) + \dots + \right. \\ & \left. \lambda_m \sum_{t=k_m+1}^N (\beta_t - \ddot{\beta}_{m,t})^T \mathbf{U}_{m,t} (\beta_t - \ddot{\beta}_{m,t}) \right], \quad \ddot{\beta}_{j,t} = \mathbf{V}_{j,1} \beta_{t-1} + \dots + \mathbf{V}_{j,k_j} \beta_{t-k_j}, \quad j = 1, \dots, m, \end{aligned} \quad 40$$

$$\text{subject to } \mathbf{G}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{h}_t \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{F}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{c}_t = \mathbf{0}, \quad t = 1, \dots, N. \quad (15)$$

【0041】

目的関数は、組み合わされた $(n+1)N$ 次元変数

$$\tilde{\beta} = (\bar{\beta}_1^T, \dots, \bar{\beta}_N^T)^T$$

に関する二次

$$\min_{\tilde{\beta}} [\tilde{\beta}^T \tilde{Q} \tilde{\beta} + \tilde{q}^T \tilde{\beta} + b]$$

であり、ここで、行列

$$\tilde{Q} [(n+1)N \times (n+1)N]$$

10

およびベクトル

$$\tilde{q} (n+1)N$$

は、所定の時系列 (y_t, x_t) 、 $t = 1, \dots, N$ 、および本方法のパラメータ、つまり行列 $U_{j,t}$ 、 $V_{j,t}$ 、 $j = 1, \dots, m$ 、 $t = 1, \dots, N$ 、および重み係数 w_j 、 $j = 0, 1, \dots, m$ に依存するブロックから構築される。同様に、(15)における N 不等式制約および N 等式制約は、組み合わされた変数

$$\tilde{\beta} = (\bar{\beta}_1^T, \dots, \bar{\beta}_N^T)^T$$

20

に関して、2つの同等の制約

$$\tilde{G}\tilde{\beta} + \tilde{h} \geq 0, \tilde{F}\tilde{\beta} + \tilde{c} = 0$$

30

によって表される。ここで、行列

$$\tilde{G} [l \times (n+1)N], \tilde{F} [p \times (n+1)N],$$

およびベクトル

$$\tilde{h} (l), \tilde{c} (p)$$

40

は、それぞれ、ブロック $G_t [l \times (n+1)]$ 、 $F_t [p \times (n+1)]$ 、 $h_t (l)$ および $c_t (p)$ から成る。

【0 0 4 2】

このような二次問題

$$\begin{cases} \min_{\tilde{\beta}} [\tilde{\beta}^T \tilde{Q} \tilde{\beta} + \tilde{q}^T \tilde{\beta} + b] \\ \text{以下に従う} \\ \tilde{G}\tilde{\beta} + \tilde{h} \geq 0, \\ \tilde{F}\tilde{\beta} + \tilde{c} = 0 \end{cases}$$

50

は、任意の標準二次プログラミング手順（線形等式および不等式制約の下の二次最適化手順）によって、例えば、大規模な問題を解くことに非常に効率的な内部点方法（例えば、ライト、S.著、主要二重内部点方法、SIAM、1997年に記述されている）に基づき解くことができる。

【0043】

1.2.3. 特定の二次最適化問題。他の実施例において、制約付き動的RBSA問題（7）における時間変化因子露出を推定する方法は、以下の二次プログラミング問題を解くことを含む。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\alpha_1, \dots, \alpha_N, \beta_1, \dots, \beta_N} \left[\sum_{t=1}^N (y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t)^2 + \lambda_0 (\alpha_t - \alpha_{t-1})^2 + \lambda_1 \sum_{t=2}^N (\beta_t - \mathbf{V}_t \beta_{t-1})^T \mathbf{U}_t (\beta_t - \mathbf{V}_t \beta_{t-1}) \right], \\ \lambda_0 > 0, \lambda_1 > 0, \\ \sum_{i=1}^n \beta_i^{(i)} = 1 \quad (\text{予算制約}), \quad \beta_i^{(i)} \geq 0 \quad (\text{非負界}) \quad \text{に従う。} \end{array} \right. \quad (16)$$

問題のこの定式は、（15）の特別な場合であり、解は任意の標準二次プログラミング手順によって処理することができる。 20

【0044】

係数 α_0 および α_1 は、それぞれ、切片項 α_t および因子露出 β_t の滑らかさに責任がある。これらの係数の値が大きくなるにつれ、それぞれのペナルティ項により大きい重みが付けられ、解はより滑らかになる。例えば、 α_0 が α_1 に向かい α_1 が α_0 に向かう場合、（16）の解は非常に滑らかになり、観測の全範囲にわたり最少自乗解に近づく。一方、 α_0 および α_1 をゼロに近く選択すると、経路 α_t および $\beta_t = (\beta_t^{(1)}, \dots, \beta_t^{(n)})^T$ は非常に不安定になる。

【0045】

（16）における各の役割は、上記“発明の背景”段落において説明された動くウィンドウの大きさの役割と同様である、つまり、動くウィンドウがより広くなるにつれ、各々の時間変化モデル・パラメータの獲得された経路はより滑らかになることに留意されたい。極端な場合、ウィンドウが全ての日付範囲と一致する場合、双方の方法は同じ最少自乗解（5）を生成する。 30

【0046】

正の準定符号行列 (U_2, \dots, U_N) のシーケンスは、a)隣接する時間瞬間 $(t-1, t)$ の各組における因子露出ベクトル $\beta_t = (\beta_t^{(1)}, \dots, \beta_t^{(n)})^T$ 全体としての相対的滑らかさに関する先駆的情報、および、b)個々の露出係数 $\beta_t^{(i)}$ の要求される滑らかさの相違、を提供するデータ・モデルの追加の自由パラメータの役割を果たす。

【0047】

ほとんどの場合、対角行列 $U_t = \text{Diag}(u_t^{(1)}, 0, i = 1, \dots, n)$ を、段落1.2.1において定義したように選択することで十分である。 $u_t^{(i)}$ が大きくなるにつれ、求められる $\beta_t^{(i)}$ は $(t-1, t)$ においてより滑らかに仮定される。例えば、値 $u_t^{(i)} = 0$ と設定することは、 $\beta_t^{(i)}$ がこの時点において構造的中断を経験すると仮定することに等しい。 40

【0048】

1.2.4. 非線形遷移項。モデル（10）における因子が財務資産（財務証券、市場指數、その他）を表す場合、遷移誤差（13） $w_{j,[2, \dots, N]} = (w_{j,1}, \dots, w_{j,N})$ は、市場によって誘発されたこれらの因子への露出における変化を含む。例えば、モデル（10）における因子指數の市場値が、他のモデル因子と比較して单一の時間期間の間に 50

劇的に変化する場合、この指標への露出の相対的値は同様の変化を経験しなければならず、従って、この時間期間における露出が滑らかでないことは正常であるだけでなく本質的である。同時に、この因子上の遷移誤差に対応するモデル(15)における二次ペナルティ項は、露出経路を滑らかにしている。このような因子に誘発された動きを遷移誤差から除去する方法が、以下に説明される。

【0049】

以下の非線形遷移方程式が(15)に適用される。

$$f(\mathbf{x}_{t-1}, \dots, \mathbf{x}_{t-k}; \boldsymbol{\beta}_{t-1}, \dots, \boldsymbol{\beta}_{t-k}) = \mathbf{V}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1})\mathbf{x}_{t-1} \quad (17)$$

10

ここで、可変およびデータ依存行列 $\mathbf{V}(\cdot_{t-1}, \cdot_{t-1})$ ($n \times n$) は、対角行列である。

【0050】

$$\mathbf{V}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1}) = \text{Diag} \left[v_t^{(i)}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1}), i=1, \dots, n \right], \quad v_t^{(i)}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1}) = \frac{1+x_{t-1}^{(i)}}{\sum_{l=1}^n \beta_{t-1}^{(l)}(1+x_{t-1}^{(l)})}. \quad (18)$$

方程式(18)において、最後の等式の右手側における項は、期間 t にわたる対応する指標 / 因子における変化によって引き起こされた実際の混合における指標 / 因子露出の各々の相対的重みを表す。分母における単位合わせ因子は、予算制約

$$\sum_{l=1}^n \beta_{t-1}^{(l)}(1+x_{t-1}^{(l)}) = 1 + \sum_{l=1}^n \beta_{t-1}^{(l)}x_{t-1}^{(l)}$$

20

を満足するよう要求されることに留意されたい。非線形遷移方程式(17)が存在する結果、目的関数はもはや二次ではなく、最適化問題はもはや二次プログラミング問題ではなくなる。例えば、 $m = 1$ および $f_1(x_{t-1}, \dots, x_{t-k}; \cdot_{t-1}, \dots, \cdot_{t-k}) = V(\cdot_{t-1}, \cdot_{t-1})x_{t-1}$ である問題(15)における目的関数は、以下のように変形される。

$$\begin{aligned} \min_{\substack{\alpha_1, \dots, \alpha_N \\ \beta_1, \dots, \beta_N}} & \left[\sum_{t=1}^N (y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \boldsymbol{\beta}_t)^2 + \lambda_0 \sum_{t=2}^N (\alpha_t - \alpha_{t-1})^2 + \right. \\ & \left. \lambda_1 \sum_{t=2}^N (\boldsymbol{\beta}_t - \mathbf{V}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1})\boldsymbol{\beta}_{t-1})^T \mathbf{U}_t (\boldsymbol{\beta}_t - \mathbf{V}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1})\boldsymbol{\beta}_{t-1}) \right], \\ \mathbf{V}(\boldsymbol{\beta}_{t-1}, \mathbf{x}_{t-1}) &= \text{Diag} \left(\frac{1+x_{t-1}^{(i)}}{1+\mathbf{x}_{t-1}^T \boldsymbol{\beta}_{t-1}}, i=1, \dots, n \right). \end{aligned} \quad (19)$$

30

40

【0051】

1.3 RBSA モデルに対する新しい制約。

1つの実施例において、RBSA 方法(16)は、ポートフォリオ / 証券構造(例えば、空売り、ヘッジング、てこ作用)に関するより複雑な先駆的情報を説明する、以下の一般的制約を提案することによって拡張することができる。

$$\begin{aligned}
 \sum_{i \in \Omega} \beta_t^{(i)} &= 1 \quad (\text{因子の全ての組の部分集合に対する選択的予算制約}) \\
 \Omega &\subset \{1, \dots, n\} \\
 g_t^{(i)} \leq \beta_t^{(i)} \leq h_t^{(i)} &\quad (\text{選択的個別界}) \\
 -H_t \sum_{k \in B} \beta_t^{(k)} \omega_t^{(k)} \leq \sum_{i \in A} \beta_t^{(i)} \omega_t^{(i)} &\leq -L_t \sum_{k \in B} \beta_t^{(k)} \omega_t^{(k)}, B \subset \{1, \dots, n\}, A \subset \{1, \dots, n\} \quad (\text{選択的ヘッジング}) \\
 \sum_{i \in \Phi} \min(\beta_t^{(i)}, 0) &\geq -S_t, \Phi \subset \{1, \dots, n\} \quad (\text{選択的空売りてこ入れ})
 \end{aligned} \tag{20}$$

10

ここで、

- 予算制約は、 $| | = n' < n$ 指数の部分集合に対してのみ特定することができ、ここで $| |$ は各々の有限の組における要素の数である。例えば、残りの資産は、ヘッジング証券（通貨先物相場）であることができる。

- ヘッジング制約は、以下のように解釈される。ヘッジング証券のポートフォリオ $B \subset \{1, \dots, n\}$ (全資産の部分集合 $|B| = n$) は、ポートフォリオ $A \subset \{1, \dots, n\}$ 、 $|A| = n$ をヘッジしており、ヘッジ率は時間変化間隔 (H_t, L_t) 内にある。既知のパラメータ $\alpha_t^{(i)}$ は、ヘッジング・ポートフォリオにおける資産とヘッジされたポートフォリオとの間の既知の比率を定義する。これらの重みが既知のものでなければ、通常これらは 1 に設定される。最も単純な場合において、例えば、ヘッジング・ポートフォリオは 1 つの要素を含み、- U S ドルにおける通貨収益率指数、そしてヘッジされたポートフォリオは、U S ドルにおけるいくつかの一般的な指標（固定収入、普通株、その他）を表す。全体的なポートフォリオにおけるヘッジング関係の数に依存するいくつかのヘッジング制約が存在することに留意されたい。

【0052】

1.4 数値的解。説明したように、例えば方程式 (15) におけるように、動的最適化問題が一旦定式化されると、以下に説明するように、多様な方法で最適化問題を処理することによって数値的解を得ることができる。

30

【0053】

1.4.1. R B S A 問題 (15) を解くための一般的方法。1つの実施例において、R B S A 問題を解くための1つの一般的方法は、方程式 (15) に定式化されているように、問題を解くために二次プログラミング・アルゴリズムを使用するようプロセッサをプログラムすることを含む。

30

【0054】

1.4.2. R B S A 問題 (15) を解くための特定の方法。他の実施例において、プロセッサは、上記の方程式 (15) において定式化されるように、R B S A 問題を解くために、内部点アルゴリズム（例えば、ライト、S.著、主要二重内部点方法、S I A M、1997年に記述されるアルゴリズム）を使用してプログラムすることができる。

40

【0055】

1.4.3. 制約 (15) を有する一般的問題を解く他の方法。他の実施例において、プロセッサは、より効率的な方法において、上記の方程式 (15) において定式化されるような、R B S A 問題を解くために以下のステップを実行するようプログラムすることができる。

ステップ 1. 制約を落とすことができるかどうか決定する。例えば、等式制約

$$\mathbf{F}_t \bar{\beta}_t + \mathbf{c}_t = \mathbf{0},$$

50

特に、予算制約

$$\sum_{i=1}^n \beta_t^{(i)} = 1$$

のみを含むモデル（15）は、（8）のような同等な制約無しモデルに変換することができるが、この制約無しモデルは、より小さい次元の変数ベクトル

$$\dot{\beta}_t = (\beta_t^1, \dots, \beta_t^{n-p})$$

10

を含み、ここで p は等式制約の数である。例えば、予算制約

$$\sum_{i=1}^n \beta_t^{(i)} = 1$$

は、

$$\beta_t^{(n)} = 1 - \sum_{i=1}^{n-1} \beta_t^{(i)}$$

20

を設定し、残りの $n - 1$ 個の因子露出

$$\dot{\beta}_t = (\beta_t^{(1)}, \dots, \beta_t^{(n-1)})$$

に関して結果としての制約無し問題を解くことによって、守ることができる。
任意の t に対する一次遷移方程式を有する制約無しモデル

$$\beta_t \cong V\beta_{t-1} \quad (21)$$

30

は、FLS モデル（8）と同等であり、再帰的 FLS アルゴリズムによって解くことができる。再帰的 FLS アルゴリズムは、制約無し二次最適化のアルゴリズムである。

2 つの遷移方程式を有する制約無しモデル

$$\beta_t \cong V_{1,1}\beta_{t-1} + \dots + V_{1,m}\beta_{t-m}, \quad \beta_t \cong V_2\beta_{t-s}, \quad (22)$$

は、GFLS モデル（9）と同等であり、制約無し二次最適化の再帰的 GFLS アルゴリズムによって解くことができる。

ステップ 2 . 最適化問題（15）が再帰的アルゴリズム FLS あるいは GFLS によって解くことができる場合、適当なアルゴリズムがそれからプロセッサによって使用され、解が得られる。そうでない場合、上に段落 1 . 2 . 2 および 1 . 2 . 3 において言及したような二次プログラミング・ソルバ（線形等式および不等式制約の下の二次最適化のアルゴリズム）が、解を得るためにプロセッサによって使用される。

【0056】

1 . 4 . 4 . 非二次目的関数（19）を含む問題（16）の解のための反復的アルゴリズム。1 つの実施例において、遷移項の分母における値 $t^{(k)}$ が予め定義された定数と見なされる場合基準（19）は二次的になるという事実に基づいて、反復的アルゴリズムを

50

使用することができる。プロセッサは、ステップ q における解を得るために、以下の反復的アルゴリズムを使用してプログラムすることができる。解は $\alpha_t(q)$ として示されている。

ステップ 0 . 目的関数 (16) を有する二次プログラミング問題の解 $\alpha_t(0)$ を獲得する。

ステップ $q > 0$. 先のステップにおいて獲得された解を、単位合わせ因子の分母における定数 $\alpha_t(q-1) = \text{const}$ として使用し、結果としての二次プログラミング問題を解く。

$$\begin{pmatrix} \alpha_1(q), \dots, \alpha_N(q) \\ \beta_1(q), \dots, \beta_N(q) \end{pmatrix} = \arg \min_{\substack{\alpha_1, \dots, \alpha_N \\ \beta_1, \dots, \beta_N}} \left[\sum_{t=1}^N (y_t - \alpha_t - \mathbf{x}_t^T \beta_t)^2 + \lambda_0 (\alpha_t - \alpha_{t-1})^2 + \lambda_1 \sum_{t=2}^N (\beta_t - \mathbf{V}_t \beta_{t-1})^T \mathbf{U}_t (\beta_t - \mathbf{V}_t \beta_{t-1}) \right] \quad 10$$

ここで \mathbf{V}_t は、以下の式を有する対角 ($n \times n$) 行列である。

$$v_{ii}^{(t)} = \frac{1 + x_{t-1}^{(i)}}{\sum_{l=1}^n [1 + \beta_{t-1}^{(l)}(q-1)x_{t-1}^{(l)}]}$$

20

反復の回数は、固定にすることもできるし、連続する反復の収束によって決定することもできる。

【0057】

2 . 因子露出における構造的中断点を決定する。

1 つの実施例において、以下の方法を、方程式 (16) - (20) に表されるモデルにおいて露出における構造的变化を決定するために使用することができる。

【0058】

一定の点 t に対する部分的左および右の目的関数は、以下のように表される。

$$\begin{aligned} J_{[1,t]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_t) &= \sum_{s=1}^t (y_s - \alpha_s - \mathbf{x}_s^T \beta_s)^2 + \lambda_0 \sum_{s=2}^t (\alpha_s - \alpha_{s-1})^2 + \lambda_1 \sum_{s=2}^t (\beta_s - \mathbf{V}_s \beta_{s-1})^T \mathbf{U}_s (\beta_s - \mathbf{V}_s \beta_{s-1}), \\ J_{[t,N]}(\bar{\beta}_t, \dots, \bar{\beta}_N) &= \sum_{s=t}^N (y_s - \alpha_s - \mathbf{x}_s^T \beta_s)^2 + \lambda_0 \sum_{s=t}^{N-1} (\alpha_{s+1} - \alpha_s)^2 + \lambda_1 \sum_{s=t}^{N-1} (\beta_{s+1} - \mathbf{V}_{s+1} \beta_s)^T \mathbf{U}_{s+1} (\beta_{s+1} - \mathbf{V}_{s+1} \beta_s), \\ \bar{\beta}_t &= (\beta_t^T, \alpha_t)^T = (\beta_t^{(1)}, \dots, \beta_t^{(n)}, \alpha_t)^T \end{aligned} \quad 30$$

ここで、双方の表記における第 2 の合計は、それぞれ $t = 1$ および $t = N - 1$ である場合、ゼロに等しいとみなされる。

【0059】

方法は、任意の $t \in \{2, \dots, N\}$ に対する完全目的関数

$$J(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) = J_{[1,N]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N)$$

40

の分離可能な性質に基づいている。

$$J_{[1,N]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) = J_{[1,t-1]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_{t-1}) + J_{[t,N]}(\bar{\beta}_t, \dots, \bar{\beta}_N) + \gamma_t(\bar{\beta}_{t-1}, \dots, \bar{\beta}_t).$$

50

ここで、

$$\gamma_t(\bar{\beta}_{t-1}, \dots, \bar{\beta}_t) = \lambda_0(\alpha_t - \alpha_{t-1})^2 + \lambda_1(\beta_t - V_t \beta_{t-1})^T U_t (\beta_t - V_t \beta_{t-1})$$

は隣接する点 $t - 1$ および t の組における遷移項を表す。

【0060】

本実施例において、目的関数は以下のように修正される。

$$J_{[1,N]}^{t,\mu}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) = J_{[1,t-1]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_{t-1}) + J_{[t,N]}(\bar{\beta}_t, \dots, \bar{\beta}_N) + \mu \gamma_t(\bar{\beta}_{t-1}, \dots, \bar{\beta}_t),$$

10

ここで、パラメータ $0 < \mu < 1$ は、点 t に対応する遷移項の完全な除去 $\mu = 0$ あるいは部分的除去を反映する。なぜなら、

$$J_{[1,N]}^{t,\mu}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) < J_{[1,N]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N),$$

以下の不等式は真であるからである。

$$\min_{\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N} J_{[1,N]}^{t,\mu}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) \leq \min_{\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N} J_{[1,N]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N).$$

20

【0061】

演算 “min” は、こことして以下において、(15) における選択的制約に従う目的関数の最小値を表す。

【0062】

本実施例において、本発明は、ここで構造的中断点比率 (SBR) と呼ばれる、モデル (15) における因子露出における構造的变化の存在を示す統計量を説明する。

$$\rho_t^\mu = \frac{\min_{\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N} J_{[1,N]}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N)}{\min_{\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N} J_{[1,N]}^{t,\mu}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N)}, \quad t \in \{2, \dots, N\}. \quad (23)$$

30

SBR 値の視覚的あるいは分解的分析は、1つあるいはいくつかの可能性のある中断点を決定するために使用することができる。特に、間隔 $t^* \in \{2, \dots, N\}$ における隣接する点 ($t^* - 1, t^*$) の組は、以下の場合、可能性のある構造的中断点とみなされる。

$$t^* = \arg \max_{t \in \{2, \dots, N\}} \rho_t^\mu.$$

40

加えて、一定の閾値 $h > 1$ は、以下のような実際の構造的变化を検知するために使用することができる。

$$t^* = \arg \max_{t \in \{2, \dots, N\}: \rho_t^\mu > h} \rho_t^\mu. \quad (24)$$

条件 $\rho_{t^*}^\mu > h$ がどの時間瞬間ににおいても満足されない場合、因子露出の連続における中断点は存在しない。

50

【0063】

上記の方法論およびSBR統計量は、目的関数を分離可能にする、例えば $m = 1$ を有する、任意の遷移方程式を有する任意のモデル(15)に対して使用することができる。

【0064】

3. 解の妥当性を測り、最適なモデル・パラメータを決定する。

一般的モデル(10、11)に対する解を提供する最適化問題(15)は、 $m + 1$ 個の自由パラメータ $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m$ を含み、従って、有限数の解を可能にする。通常研究者は、多様なパラメータ値に対する多数の最適化の解を提示してきた。ここで、このようなパラメータは($m + 1$)次元格子に属する。結果は、実際には t および $t = 1, \dots, N$ の多様な値に対する時間経路であり、それから一貫性を視覚的に評価される。例えば、ルトケポール、H.、ハーワーツ、H.著、一般化されたフレキシブル最少自乗法を介する係数変化時系列モデルの詳細、ジャーナル・オブ・エコノメトリクス、70、1996年、261 - 290ページにおいて、 $m = 1$ および制約が無い場合、著者はパラメータ $\alpha_0 = 10^{-3}, \alpha_1 = 1, \alpha_m = 10^3$ の個別の値を採用する。

10

【0065】

以下に、本発明は、ポートフォリオの妥当性を測定し、レグレッサの最適な組(モデル選択)およびパラメータの最適値を自動的に選択する方法を含む実施例を説明する。

【0066】

3.1 クロス確認統計量

本実施例において、モデルのクロス確認(CV)は、モデルの予測する(予見する)能力を評価するために使用される。クロス確認の目的のために、使用可能な観測データ標本は、通常2つの組、予測組および試験組に分けられる。モデルは、それから前記の組において評価され、そして後記の組において試験される。このような試験の目的のために、一定の統計量、損失関数が、予め定義された距離における予測誤差に基づき計算されている。

20

【0067】

一般的モデル(9)に対する確認統計量 Q_{CV} は、以下のように計算することができる。ステップ1. 各 $t \in \{1, \dots, N\}$ に対して、 $\{y_1, \dots, y_{t-1}, y_{t+1}, \dots, y_N\}$ を除去した点 t における収益率 y_t に対応する推定方程式を有する縮小最適化問題に対する、解

30

$$(\hat{\beta}_t^{(t)}, t=1, \dots, N), \quad \hat{\beta}_t^{(t)} = (\hat{\beta}_t^{(t,1)}, \dots, \hat{\beta}_t^{(t,n)}, \hat{\alpha}_t^{(t)})^T$$

を獲得する。

ステップ2. 各 $t \in \{1, \dots, N\}$ に対して、除去された証券/ポートフォリオ収益率 y_t の推定 $\hat{y}_t^{(t)}$

40

$$\hat{y}_t^{(t)}$$

を、ステップ1において計算されたパラメータ $\alpha_t^{(t)}$ および $\hat{\beta}_t^{(t,i)}$

を有する、切片項と指數(因子)収益率の重み付き平均の合計

$$\hat{y}_t^{(t)} = \alpha_t^{(t)} + \mathbf{x}_t^T \hat{\beta}_t^{(t)} = \alpha_t^{(t)} + \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_t^{(t,i)} x_t^{(i)}$$

50

として計算する。

ステップ3. 一定のノルム

$$Q_{CV} = \|\hat{e}_1^{(1)}, \dots, \hat{e}_N^{(N)}\|, \hat{e}_t^{(t)} = y_t - \hat{y}_t^{(t)}$$

における収益率ベクトル y と予測収益率ベクトル

$$\hat{y}^{(t)}$$

10

との間の距離の推定として、クロス確認統計量 Q_{CV} を計算する。

【0068】

例えは、二次問題(15)に対して、クロス確認統計量 Q_{CV} は以下のように定義することができる。

$$J^{(t)}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) = \sum_{s=1, s \neq t}^N (y_s - \alpha_s - \mathbf{x}_s^T \beta_s)^2 + \lambda_0 \sum_{s=2}^N (\alpha_s - \alpha_{s-1})^2 + \lambda_1 \sum_{s=2}^N (\beta_s - \mathbf{V}_s \beta_{s-1})^T \mathbf{U}_s (\beta_s - \mathbf{V}_s \beta_{s-1}),$$

$$(\hat{\beta}_1^{(t)}, \dots, \hat{\beta}_N^{(t)}) = \arg \min_{(\beta_1, \dots, \beta_N)} J^{(t)}(\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_N) \quad \text{一般的制約 (12) に従う}$$

20

$$\hat{y}_t^{(t)} = \alpha_t^{(t)} + \mathbf{x}_t^T \hat{\beta}_t^{(t)} \quad (\text{予測}), \quad e_t^{(t)} = y_t - \hat{y}_t^{(t)} \quad (\text{予測誤差})$$

$$Q_{CV} = \|e_{[1, N]}^{(t)}\|. \quad (25)$$

例えは、二次ノルムは以下のように使用することができる。

$$Q_{CV, sq} = \|\hat{e}_1^{(1)}, \dots, \hat{e}_N^{(N)}\|_{sq}^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t^{(t)})^2, \quad (26)$$

30

あるいは、構成要素の絶対値の合計

$$Q_{CV, abs} = \|\hat{e}_1^{(1)}, \dots, \hat{e}_N^{(N)}\|_{abs} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y_t - \hat{y}_t^{(t)}|. \quad (27)$$

統計量(26)および(27)は、これらを異なる分析されたポートフォリオあるいは証券にわたって比較可能にするために、さらに単位合わせをすることができる。

【0069】

他の実施例において、クロス確認統計量は、予測 R - 2乗統計量 P_R^2 として

$$P_R^2 = 1 - \frac{Q_{CV, sq}}{\text{Var}_{sq}(y)}, \quad \text{Var}_{sq}(y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2, \quad (28)$$

および予測 R - 統計量 P_R として

50

$$PR = 1 - \frac{\|\hat{e}_1^{(1)}, \dots, \hat{e}_N^{(N)}\|_{abs}}{\|\gamma_1 - \gamma, \dots, \gamma_N - \gamma\|_{abs}}. \quad (29)$$

測定することができる。

(28) は回帰 R - 2 乗統計量と同様に計算されることに留意されたい。

【0070】

3.2 パラメータ選択における CV の使用

上記のクロス確認統計量 Q_{CV} は、パラメータ・ベクトルの関数 $Q_{CV} = Q_{CV}(\lambda)$ 、 $\lambda = (\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_m)$ であることに留意されたい。目的関数 (15) に対して異なるパラメータ・ベクトル を選択すると、一般に、異なる解、異なる予測、および従って、異なる予測誤差という結果となる。

【0071】

1つの実施例において、上記のクロス確認統計量は、以下の最適化問題を解くことによって、最適なモデル・パラメータを決定するために使用することができる。

$$\lambda_{opt} = \arg \min_{\lambda} Q_{CV}(\lambda).$$

10

20

このような の最適値により、予測誤差は最小になる。予測誤差を最少にすることを通して を選択することは、例えば、ストーン、M.著、統計的予測のクロス確認選択および評価、ジャーナル・オブ・ローヤル・スタティスティカル・ソサイアティ、B36、1974年、111-133ページに記述されるように、最少推定誤差を生成するジェームス・スタイン・エスティメータのバージョンとなることに留意されたい。

【0072】

3.3 モデル選択における CV の使用

3.1において定義された Q_{CV} 統計量を使用することにより、最適化問題 (16, 20) における因子の最適な組を獲得するために、以下の 3 つの方法を、独立してあるいは互いに組み合わせて使用することができる。

a) 最適化問題 (16) の解および Q_{CV} 統計量は、 n' 因子の各部分集合 に対して計算される。因子の最適の組は、全てのこののような部分集合にわたり $Q_{CV}(\lambda)$ が最小値となるような組として選択される。

$$\Omega_{opt} = \arg \min_{\Omega} Q_{CV}(\Omega).$$

30

40

b) クロス確認測定におけるさらなる改善が可能でなくなるまで、あるいは一定の閾値 Q_{CV} 統計量増分が達成されるまで、因子を 1 つずつ加算することによって、順次進行の選択を前向きに進める。

c) クロス確認統計量におけるさらなる改善が可能でなくなるまで、あるいは一定の閾値 Q_{CV} 統計量増分値に達成するまで、全ての因子から開始して因子を 1 つずつ除去することによって、順次進行の選択を後向きに進める。

【実施例 2】

【0073】

4. 追加実施例

上に説明した方法論は、コンピュータ・システムに格納された 1 つあるいはそれ以上のプロセッサに対する効率的な方法を提供する。例えば、インターネットあるいはインターネット

50

ネット接続を介してエンドユーザ端末と通信しているサーバにおいて、制約付き多因子動的最適化問題を解き、因子露出あるいは重みに対する構造的中断点を決定し、そして、クロス確認統計量を使用して依存財務あるいは経済変数の行動をどのようにモデル化するかをエンドユーザが決定するのを支援することによって、それらのモデルにおける因子（あるいは他の独立変数）に対する時間変化因子露出（あるいは他の重み）を最も正確に推定する情報をエンドユーザに提供する。プロセッサは、上に説明したステップに従い、同じコンピュータ・システムあるいは異なるコンピュータ・システムに格納されているデータベースに記憶されているデータセットから、独立変数および依存財務あるいは経済変数に関するデータを検索し、要求された推定を獲得するために1つあるいはそれ以上のプロセッサと通信するアルゴリズムを使用して、プログラムすることができる。

10

【0074】

本方法論は、依存財務あるいは経済変数に対するモデルを評価するために使用されるコンピュータ・プログラム製品を作成するために、コンピュータ使用可能媒体（例えば、ディスク）内に組み込まれたコンピュータ読み取り可能プログラム・コード内に一体化することによって、コンピュータ内にプログラムすることができる。コンピュータ・プログラム製品からの情報は、モデルから生成された情報に基づき資産集合の成果を評価するために使用することができる。

【0075】

本方法論は、インターネットあるいは他の接続を通して資産集合の成果を評価するために使用されるよう適合されたコンピュータ読み取り可能データ構造と共にコード化された情報記憶媒体を含む製品の中に実現することができる。データ構造は、例えば、時間期間にわたる資産集合上の収益率（あるいは、他の依存財務あるいは経済変数）に関する情報、時間期間にわたる因子（あるいは、他の独立変数）に関する情報、制約つき多因子動的最適化問題の解を通して決定された、時間期間にわたる因子露出（あるいは、独立変数に対する重み）に関する情報、因子露出あるいは重みに対する構造的中断点比率に関する情報、そして、モデルのクロス確認統計量に関する情報のような、モデルあるいは問題の各態様に関する情報を有するデータ・フィールドを含む。

20

【0076】

製品は、時間期間を通して動的最適化モデルにおける時間変化因子露出（あるいは他の重み）を推定する方法において使用するよう適合された、伝播信号を含むことができる。方法は、上に説明した1つあるいはそれ以上の原則、定式化、およびステップを含み、信号は、モデルあるいは問題の多様な態様に関する情報と共にコード化されている。

30

【0077】

このような動的最適化モデルあるいは問題によって生成された情報は、例えば、信託投資の成果、ポートフォリオの管理、あるいは、一定の有価証券あるいは証券あるいは有価証券あるいは証券の種類の多様な経済あるいは財務指数あるいは指標に対する敏感さを評価するために使用することができる。

【0078】

5. 結論

前記の明細において、本発明はその特定の例示的実施例を参照して説明してきた。多くのステップは、便宜的に順番に記述され説明されてきたけれども、ステップは順番を変える、あるいは並行して実行することができることが理解されるであろう。以下に続く請求項において説明される本発明のより広い精神および範囲から逸脱することなく、これらに多様な修正および変更を行うことはさらに明白であろう。本記述は従って、制限的な意味ではなく例示として考慮されるべきである。

40

【国際調査報告】

INTERNATIONAL SEARCH REPORT		International application No. PCT/US03/15325
A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER		
IPC(7) :G06F 17/60 US CL :705/36, 36 According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
B. FIELDS SEARCHED		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) U.S. : 705/36, 36		
Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched		
Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used) Please See Extra Sheet.		
C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	US 6,321,205 B1 (EDER) 20 November 2001, cols. 23, 25, 37, 41-43.	1-117
Y	US 6,061,662 A (MAKIVIC) 09 May 2000, cols. 4-16.	1-117
A	US 5,918,217 A (MAGGIONCALDA et al) 29 June 1999, cols. 15-18.	1-117
<input type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input type="checkbox"/> See patent family annex.		
* Special categories of cited documents: "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance "E" earlier document published on or after the international filing date "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified) "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed		
Date of the actual completion of the international search 29 JUNE 2003	Date of mailing of the international search report 21 JUL 2003	
Name and mailing address of the ISA/US Commissioner of Patents and Trademarks Box PCT Washington, D.C. 20251 Facsimile No. (703) 305-9230	Authorized officer HYUNG S. SOUGH  Telephone No. (703) 308-0605	

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No. PCT/US03/15525

B. FIELDS SEARCHED

Electronic data bases consulted (Name of data base and where practicable terms used):

WEST

search terms: optimization, model, variables, parameters, constraints, period of time, time intervals, estimation error, transition error, function, etc...

フロントページの続き

(81)指定国 AP(GH,GM,KE,LS,MW,MZ,SD,SL,SZ,TZ,UG,ZM,ZW),EA(AM,AZ,BY,KG,KZ,MD,RU,TJ,TM),EP(AT,BE,BG,CH,CY,CZ,DE,DK,EE,ES,FI,FR,GB,GR,HU,IE,IT,LU,MC,NL,PT,RO,SE,SI,SK,TR),OA(BF,BJ,CF,CG,CI,CM,GA,GN,GQ,GW,ML,MR,NE,SN,TD,TG),AE,AG,AL,AM,AT,AU,AZ,BA,BB,BG,BR,BY,BZ,CA,CH,CN,CO,CR,CU,CZ,DE,DK,DM,DZ,EC,EE,ES,FI,GB,GD,GE,GH,GM,HR,HU,ID,IL,IN,IS,JP,KE,KG,KP,KR,KZ,LC,LK,LR,LS,LT,LU,LV,MA,MD,MG,MK,MN,MW,MX,MZ,NI,NO,NZ,OM,PH,PL,PT,RO,RU,SC,SD,SE,SG,SK,SL,TJ,TM,TN,TR,TT,TZ,UA,UG,UZ,VC,VN,YU,ZA,ZM,ZW

(72)発明者 マルコフ、マイケル

アメリカ合衆国、ニュージャージー、ショート ヒルズ、 パルタスロル ウェイ 81

(72)発明者 モットル、ヴァディム

ロシア国、トゥーラ、オルツエイナヤ ストリート 15、 ビルディング 1

(72)発明者 マッチニク、イリヤ

アメリカ合衆国、マサチューセッツ、ブルックライン、 ポンド アヴェニュー 99、アパートメント 310