



Metodi quantitativi per la stima del rischio
di mercato

Aldo Nassigh

16 Ottobre 2007



- ***Bootstrap* della curva dei tassi**
- **Principal Component Analysis**
- **Risk Metrics**
- **Metodi di simulazione per il calcolo del VaR basati su *Full* versus *Partial Revaluation***
- **VaR: Simulazione MonteCarlo**
- **VaR: Simulazione Storica**

Bootstrap della curva dei tassi

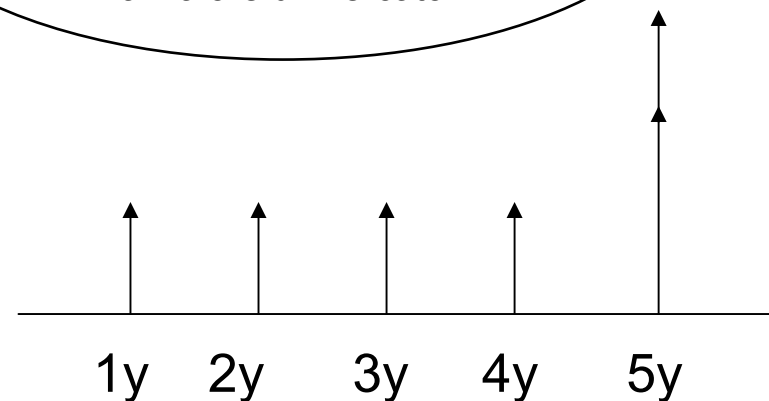
Bootstrap: costruire la curva zero coupon progressivamente

Esempio: nota la curva sui *tenors* 1,2,3,4 anni, calcolare il tasso zero coupon a cinque anni sulla base del prezzo/yield di un bond con scadenza 5 anni e pagamento cedola annuale:

Anni					
1	2	3	4	5	
<i>Discount Factors</i>					
96.78%	93.35%	89.87%	86.41%	82.96%	

Flussi cedolari dei <i>Par Yield Bonds</i>					
Present Value	1	2	3	4	5
100.0%	3.50%	103.50%			
100.0%	3.62%	3.62%	103.62%		
100.0%	3.71%	3.71%	3.71%	103.71%	
100.0%	3.79%	3.79%	3.79%	3.79%	103.79%

Il *discount factor* (e di conseguenza, il tasso *zero coupon*) si calcola numericamente in modo tale che il PV del bond corrisponda al valore di mercato

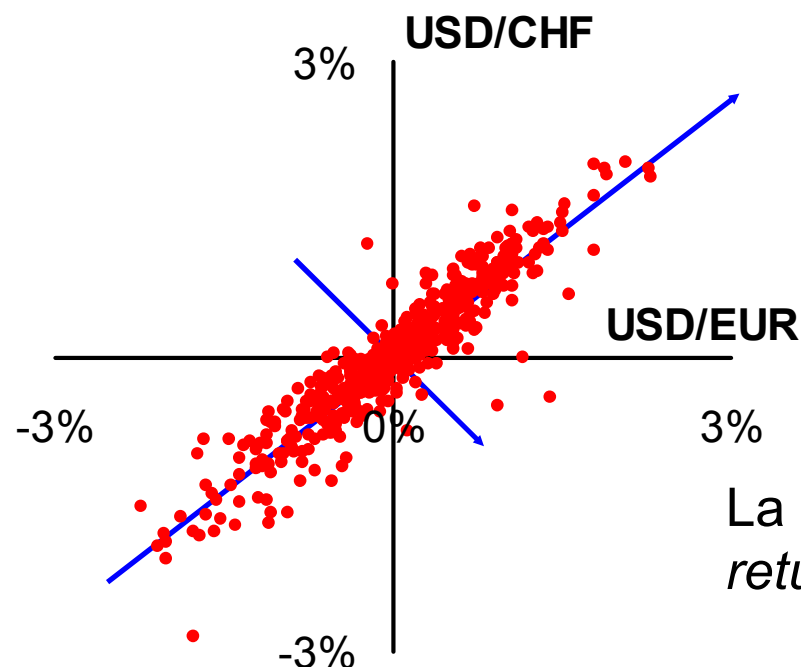


Principal Component Analysis della curva dei tassi

- Le curve dei tassi sono comunemente identificate da un sistema di 10-20 *vertici* (scadenze temporali), tutti indispensabili?
- La PCA è un metodo semplice e standardizzato per ridurre il numero dei fattori di rischio a 2-3.
- La PCA si applica a qualsiasi sistema altamente correlato.

Principal Component Analysis

Esempio: due fattori

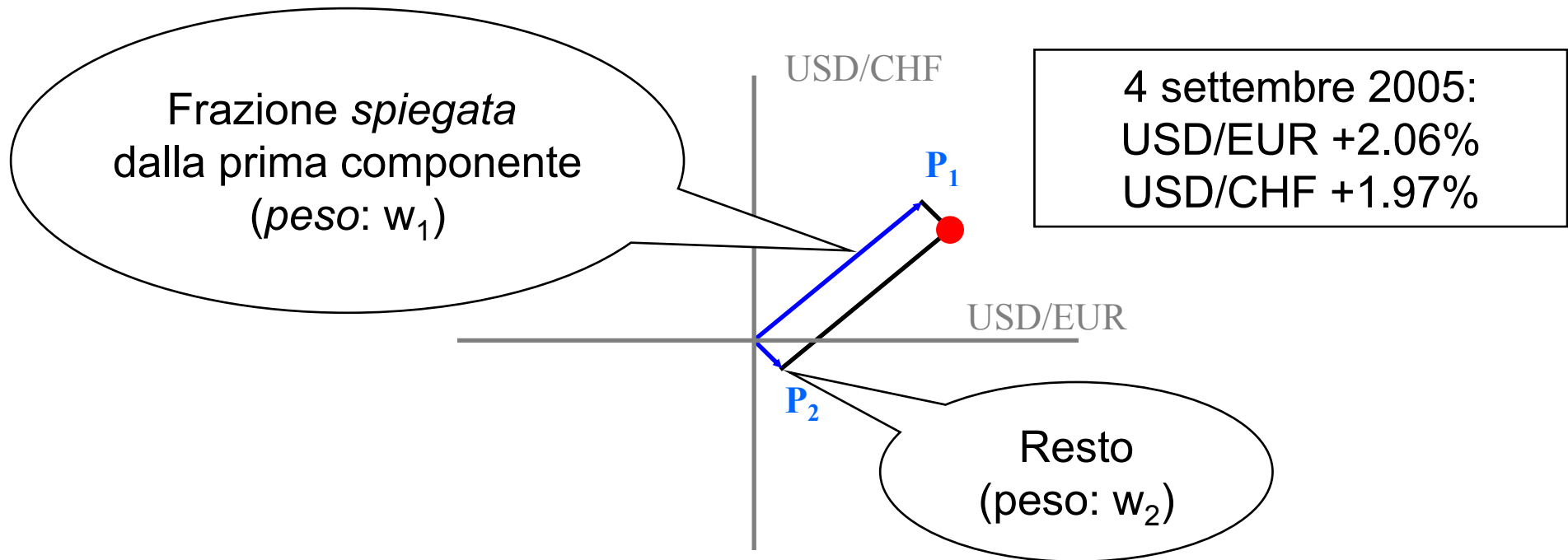


La correlazione ρ tra i
returns e' 0.93

Ogni punto corrisponde ad un rilevamento contemporaneo dei *returns* USD/EUR (asse x) e USD/CHF (asse y). Le frecce blu individuano due nuovi assi: le *Componenti Principali*

Principal Component Analysis

Scomposizione di una fluttuazione



Ogni return R è scomposto nelle componenti lungo i nuovi assi definiti dalle Componenti Principali: $R = w_1 P_1 + w_2 P_2$.



Principal Component Analysis

- Base: serie storiche di T giorni su di n fattori di rischio.

- I returns sono scomposti nella somma di 3 componenti:

$$R^i = w_1 P_1^i + w_2 P_2^i + w_3 P_3^i + \text{errore} \quad i=1\dots n \quad t=1\dots T$$

- Si calcolano le componenti principali ed i pesi in modo tale da minimizzare l'errore (le componenti devono essere ortogonali).

- Il metodo si può generalizzare ad un numero arbitrario di componenti (sempre minore di n).



Principal Component Analysis

Esempio (tassi swap EUR)

Dieci fattori di rischio (n=10), corrispondenti a vertici della curva:

	P1	P2	P3
1 anno	0.18	-0.34	0.01
2 anni	0.24	-0.23	-0.30
3 anni	0.25	-0.16	-0.31
4 anni	0.26	-0.12	-0.28
5 anni	0.27	-0.08	-0.25
6 anni	0.27	-0.03	-0.17
7 anni	0.28	0.01	-0.09
8 anni	0.28	0.06	-0.02
9 anni	0.27	0.09	0.03
10 anni	0.27	0.12	0.06



Principal Component Analysis

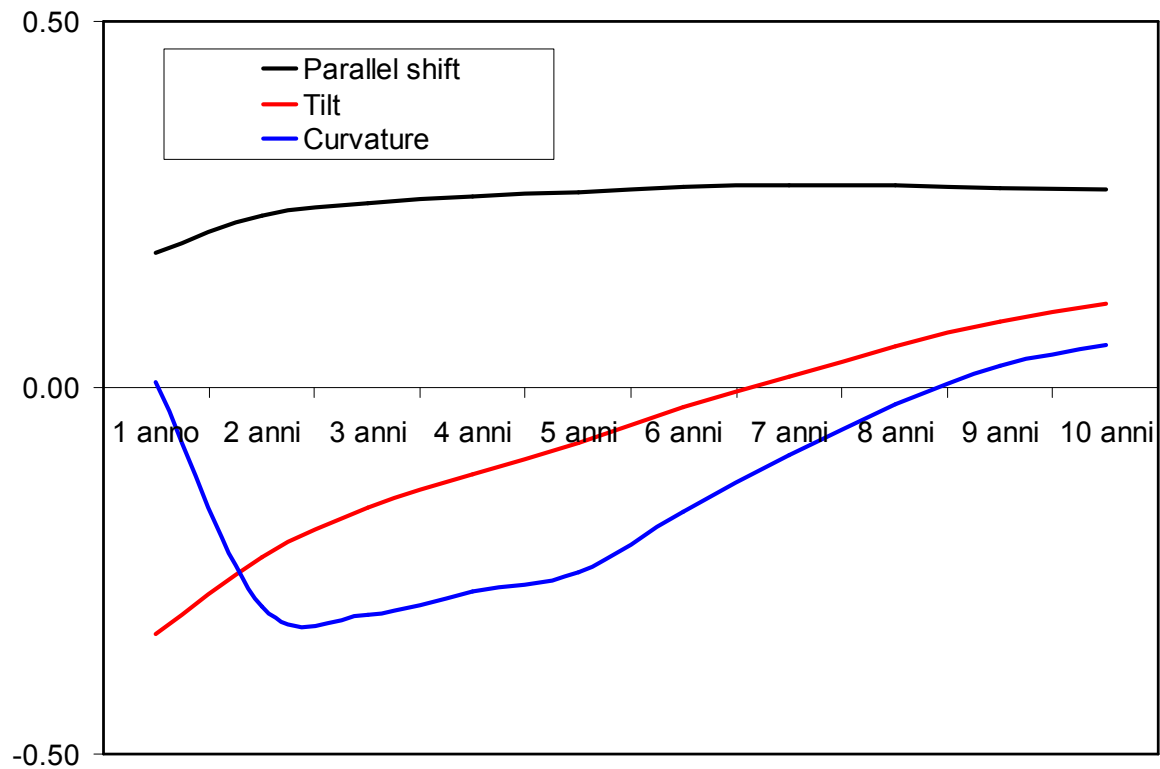
Interpretazione

Quando la PCA è applicata ad una curva dei tassi, la prima componente corrisponde ad un **parallel shift** per tutte le scadenze.

1. La sola prima componente descrive la maggior parte delle fluttuazioni (85-90%).
2. La seconda componente descrive il **tilt** della curva (5-10% di ogni fluttuazione).
3. La terza componente descrive la **curvatura** della curva (1-5% di ogni fluttuazione).

Principal Component Analysis

Rappresentazione grafica





Principal Component Analysis

PCA argomenti pro e contro

- Pro: Mette in evidenza i movimenti rilevanti: i soli che possono generare profitti/perdite cospicui del portafoglio. Può ridurre drasticamente i tempi di calcolo.
- Contro: La comunicazione tra risk manager e senior management/trading floor non è immediata.

Exponential Weighted Moving Average

$$\sigma = \sqrt{(1 - \lambda) \sum_{t=1}^T \lambda^{t-1} r^2}$$

In modo ricorsivo

$$\sigma_{1,t+1|t}^2 = \lambda \sigma_{1,t|t-1}^2 + (1 - \lambda) r_{1,t}^2$$



RiskMetrics – cash flow mapping

- Conservazione del Present Value
- Conservazione della varianza
- Conservazione del segno

Calcolo del tasso interpolato

$$y_t = \hat{a}y_{t1} + (1 - \hat{a})y_{t2}$$

\hat{a} = Coefficiente di interpolazione lineare

y_t = Tasso interpolato

y_{t1} = Tasso ZC a t1

y_{t2} = Tasso ZC a t2

Calcolo del Present Value

$$PV_t = \frac{Cf_t}{(1 + r_t)^t}$$

Cf_t = Flusso al tempo t

PV_t = Present Value del flusso al tempo t

r_t = Tasso ZC a t

Calcolo della deviazione standard

$$\sigma_t = \hat{a} \sigma_{t1} + (1 - \hat{a}) \sigma_{t2}$$

\hat{a} = Coefficiente di interpolazione lineare

σ_t = Deviazione standard dei ritorni a t anni

σ_{t1} = Deviazione standard dei ritorni a t1 anni

σ_{t2} = Deviazione standard dei ritorni a t2 anni

Conservazione della varianza

$$\text{Varianza}(r_t) = \text{Varianza}[\alpha r_{t1} + (1 - \alpha)r_{t2}]$$



$$\sigma_t^2 = \alpha^2 \sigma_{t1}^2 + 2\alpha(1 - \alpha)\rho_{t1,t2}\sigma_{t2}\sigma_{t1} + (1 - \alpha)^2 \sigma_{t2}^2$$

$\rho_{t1,t2}$ = Coeff di correlazione tra i ritorni a t1 e t2 anni

Risolvendo si ottiene:

$$\alpha = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a}$$

dove:

$$a = \sigma_{t1}^2 - \rho_{t1,t2} \sigma_{t2} \sigma_{t1} + \sigma_{t2}^2$$

$$b = 2\rho_{t1,t2} \sigma_{t2} \sigma_{t1} - 2\sigma_{t2}^2$$

$$c = \sigma_{t2}^2 - \sigma_t^2$$

Mapping delle posizioni standardizzate (attualizzate)

$$PV_{t1} = \alpha PV_t$$

$$PV_{t2} = (1 - \alpha) PV_t$$

Dato il portafoglio

$$\Pi = f(S_1, S_2, \dots, S_K)$$

- S_i : i-esimo fattore di rischio
- τ : orizzonte temporale
- $y_i^j \quad j = 1 .. N$: scenario per i log-returns

Gli scenari dell'i-esimo fattore di rischio con un orizzonte temporale di t giorni sono dati da:

$$S_i^j = S_i e^{\sqrt{\tau} y_i^j} \quad j = 1 .. N$$

Da cui le rivalutazioni del portafoglio:

$$\Delta \Pi_j = \Pi_j - \Pi$$



Metodi di simulazione per il calcolo del VaR basati sulla *Partial Revaluation*

$$\Delta\Pi_t = \sum_{i=1}^K \frac{\partial\Pi}{\partial S_i} \Delta S_i^t + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^K \frac{\partial^2\Pi}{\partial S_i \partial S_j} \Delta S_i^t \Delta S_j^t + O(\Delta S_t^3)$$

$$\Delta S_i^t = S_i \left(e^{\sqrt{\tau} y_i^t} - 1 \right) \quad j = 1 .. N$$

Come prima approssimazione si possono trascurare i termini di ordine superiore al primo (rischio delta)...

$$\Delta\Pi_t = \sum_{i=1}^K \delta_i \Delta S_i^t \quad \delta_i = \frac{\partial\Pi}{\partial S_i}$$

- Scomposizione della matrice di correlazione
- Generazione scenari opportunamente correlati

Scomposizione di Choleski: calcola la matrice triangolare superiore A , tale che

$$\Sigma = AA^T$$

Vantaggi:

- algoritmo facilmente implementabile
- la matrice P , essendo triangolare, comporta un minor numero di calcoli da effettuare

Svantaggi:

- Σ deve essere definita positiva

Dato ε vettore di elementi casuali normalmente distribuiti, con media 0 e varianza 1, la cui matrice di correlazione è l'identità,

$$y = A^T \varepsilon$$

y è un vettore di elementi casuali la cui matrice di correlazione è proprio Σ .

Nell'approccio più semplice, il vettore dei log-returns simulato è semplicemente il vettore dei log-returns storici:

$$y_i^t = \ln \left(\frac{S_i^t}{S_i^{t-1}} \right)$$