



cutting through complexity™

Framework Avanzati: il panorama delle banche italiane alla vigilia del Single Supervisory Mechanism e soluzioni per una misura robusta del capitale

Andrea Colombo,
Senior Manager, KPMG Advisory

ABI Basilea 3 - Risk & Supervision 2014
Roma, 16 Giugno 2014



Le dichiarazioni contenute nel presente documento sono da intendersi come opinioni esclusive dell'autore e non rappresentano necessariamente quelle di KPMG Advisory S.p.A.

Le simulazioni riportate si basano su dati che riproducono le caratteristiche di perdite operative reali ma che non sono in alcun modo riconducibili a dati effettivi di Gruppi Bancari e/o consorzi

▪ **Parte 1: soluzioni per una misurazione robusta dei requisiti di capitale**

➤ Perché la stima robusta ? Limiti delle tecniche classiche

TAV. 3-7

➤ Un applicazione "reale": la massima verosimiglianza pesata

TAV. 8-14

▪ **Parte 2: l'industry Rischi Operativi in Italia: dove siamo**

➤ Il panorama italiano e il contesto europeo

TAVV. 15-16

➤ Bisogni emergenti

TAV. 17-18

Le caratteristiche dei dati di perdita operativa hanno un forte impatto sulla stima della severity

Caratteristiche dei dati

- **Ridotta numerosità** campionaria (soprattutto sulla coda);
- **Dati "isolati"**
- **Distribuzioni** dei dati a **code pesanti**
- **Eterogeneità** dei dati; per garantire sufficienti numerosità e/o a causa di limiti di classificazione vengono talvolta modellati assieme perdite non perfettamente omogenee)
- **Non indipendenza** delle perdite
- Rivisitazione di alcune perdite in periodi successivi



Effetti modellistici

- **Sensibilità** a singoli dati di perdita, in particolare:
 - Elevata sensibilità a singole osservazioni molto grandi (jumbo losses)
 - Elevata sensibilità a singole osservazioni molto piccole
- **Instabilità** delle stime ai cambiamenti dei dati

Effetti manageriali

- Eccessiva **variabilità intertemporale**
- **Difficile interpretazione** gestionale
- **Perdita di credibilità** delle stime

- In ultima istanza, tale effetti negativi sono determinati o accresciuti dall'applicazione a dati "reali" **di tecniche di stima classica** (i.e. stimatore di massima verosimiglianza - MLE) **che sono ottimali solo in condizioni "ideali"**.

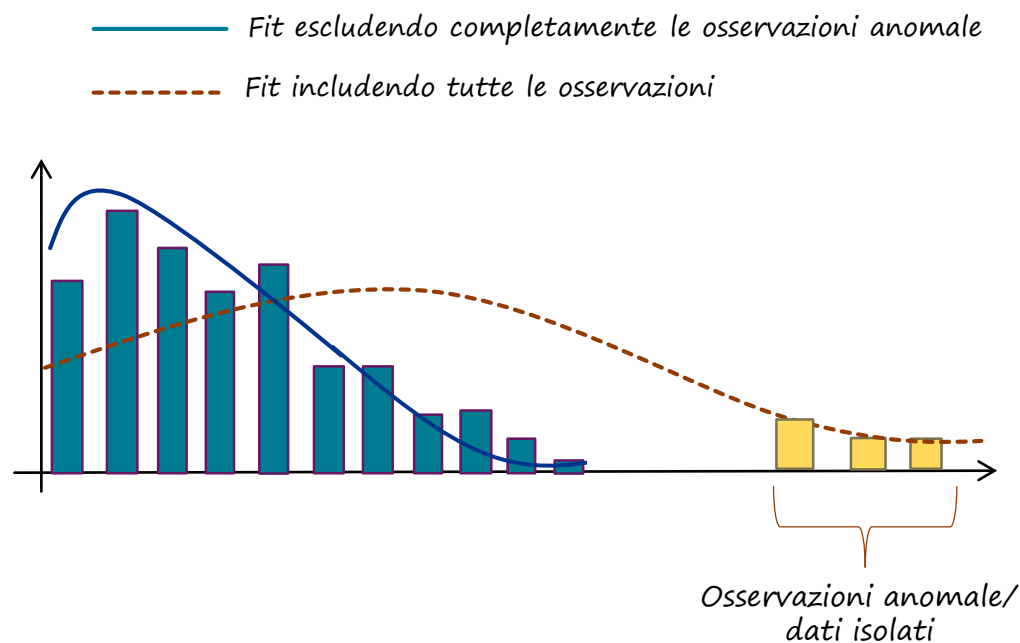
- Agli eventi di coda corrispondono le perdite che nonostante la loro **bassa frequenza** sono spesso le **più rilevanti** nel determinare il rischio di una istituzione.
- Tuttavia in fase di stima **se si utilizza uno stimatore classico** come quello di massima verosimiglianza si può osservare il seguente **paradosso**:

Stima distribuzione senza alcun trattamento dei valori estremi

- Le evidenze empiriche mostrano come **perdite estreme** possono portare a **forti distorsioni** in fase di stima generando potenziale **sovrastima del rischio**.

Stima distribuzione con esclusione dei valori estremi

- Le **perdite estreme non possono essere ignorate** dato l'elevato contributo informativo che esse apportano nella determinazione del rischio. L'**eliminazione** può comportare una **sottostima del rischio**.



- Emerge la **necessità di adottare delle procedure stima che mantengano il contributo informativo** apportato dalle perdite estreme **senza tuttavia distorcere** la misurazione del rischio.

I recenti sviluppi in letteratura mostrano come i problemi illustrati nelle precedenti slide possono essere affrontati tramite l'applicazione della c.d. **statistica robusta**.

Obiettivi degli estimatori robusti

- **Robustezza a errata specificazione** del modello: un modello in quanto tale difficilmente riuscirà a cogliere completamente il meccanismo generatore delle perdite.
- **Robustezza a dati estremi**: questi possono essere estremamente grandi, ma anche estremamente piccoli.

Strumenti di analisi

- **Influence Function**: analizza la robustezza dello stimatore rispetto ad una contaminazione infinitesimale.
- **Punto di Breakdown**: indica la frazione di outlier che lo stimatore riesce a sopportare.

Tipologie di estimatori robusti

Basati sulla verosimiglianza

- **Weighted Likelihood (WLE)**

- Penalized Likelihood
- Stimatore OBRE

Basati su misure di distanza

- Minimum Distance Estimator (MDE)

Basati sui momenti

- L-Moment

FOCUS

➔ **WLE**: stimatore che costituisce immediata generalizzazione "robusta" della massima verosimiglianza. Esso si caratterizza per facilità interpretativa, semplicità implementativa e diretta comparabilità con le tecniche classiche.

Riferimenti normativi

L'adozione di metodologie robuste è esplicitamente menzionato a livello regolamentare:

- **Banca d'Italia, Circolare 263 Titolo II cap. 5**

*"...utilizzo di tecniche per la determinazione delle **strutture di probabilità** dei dati **outlier** al fine di ridurre la loro influenza sul requisito complessivo (ad esempio, tecniche di Maximum Likelihood Estimation Constrained; funzioni di smoothing delle code);"*

- **BCBS 196, Supervisory Guidelines for the AMAs, June 2011, par. 205**

*"... Robust estimation methods (such as alternatives to classical methods as the Maximum Likelihood and the Probability Weighted Moments) ... are reasonably efficient under small deviations from the assumed model.
... A bank may adopt alternatives to classic estimators, provided it can demonstrate that its use does not underestimate risk in the tail."*

- **EBA CP 2014/08, RTS on assessment methodologies for the AMAs for Operational Risk, art.23, par. 7**

"...The competent authority shall verify that, when an institution adopts robust estimators, it can demonstrate that their use does not underestimate the risk in the tail.

For the purpose of this provision 'robust estimators' means a generalization of classical estimators such as the Maximum Likelihood or Probability Weighted Moments, which have still good statistical properties (e.g. high efficiency, low bias) for a whole neighborhood of the unknown underlying distribution of the data. These estimators may also be used as a diagnostic technique for evaluating the sensitivity of the capital charge to the chosen parameter estimation method"

Letteratura

Esiste un crescente interesse nella recente letteratura specialistica che evidenzia le esigenze e i vantaggi dell'adozione di metodi robusti per la stima della severity:

- Chernobai, A. and Rachev, S. T., "Applying Robust Methods to Operational Risk Modelling"; *Journal of Operational Risk*, Volume 1/1 (2006)
- Ergashev, B., "Should Risk Managers Rely on Maximum Likelihood Estimation Method while Quantifying Operational Risk?"; *Journal of Operational Risk*, Volume 3/2 (2008)
- Cope, E., "Penalized likelihood estimators for truncated data"; *Journal of Statistical Planning and Inference*, Volume 141/1 (2011)
- Horbenko N. Ruckdeschel P, Bae T., "Robust Estimation of Operational Risk"; *Journal of Operational Risk*, Volume 6/2 (2011)
- J.D. Opdyke, A. Cavallo, "Estimating operational risk capital: the challenges of truncation, the hazards of maximum likelihood estimation, and the promise of robust statistics"; *Journal of Operational Risk*, Volume 7/3 (2012)



Il metodo presentato nel seguito introduce nel campo del modelling dei rischi operativi nuovi approcci alla stima robusta (peraltro già utilizzati in altri campi scientifici)

Verosimiglianza pesata



Lo stimatore di **massima verosimiglianza pesata** (WLE) è una **generalizzazione** dello stimatore di massima verosimiglianza (**MLE**), CHE si ottiene massimizzando la funzione di log-verosimiglianza **pesata**.

Mentre lo stimatore **MLE** considera ogni osservazione di pari importanza nella determinazione della stima, con lo stimatore **WLE** si adotta un **sistema di pesi** che permette di dare più o meno rilevanza alla verosimiglianza di alcune osservazioni.

$$\hat{\theta}^{WLE} = \max_{\theta} \sum_{i=1}^N \underbrace{w_i}_{\text{Pesi}} \cdot \log(f(x_i|\theta)) \quad \text{Logverosimiglianza}$$

- I **pesi non modificano le osservazioni** (non vengono modificati i valori del campione di partenza), ma **pesano la funzione di verosimiglianza** calcolata in ciascun punto.
- Il **peso** può essere interpretato come la **probabilità di ricampionare (bootstrap)** l'osservazione associata in un campione di "esteso", ottenuto a partire dal campione originario.






WLE su campione originario

x_i		
w_i	4/5	1/5

EQUIVALENTE



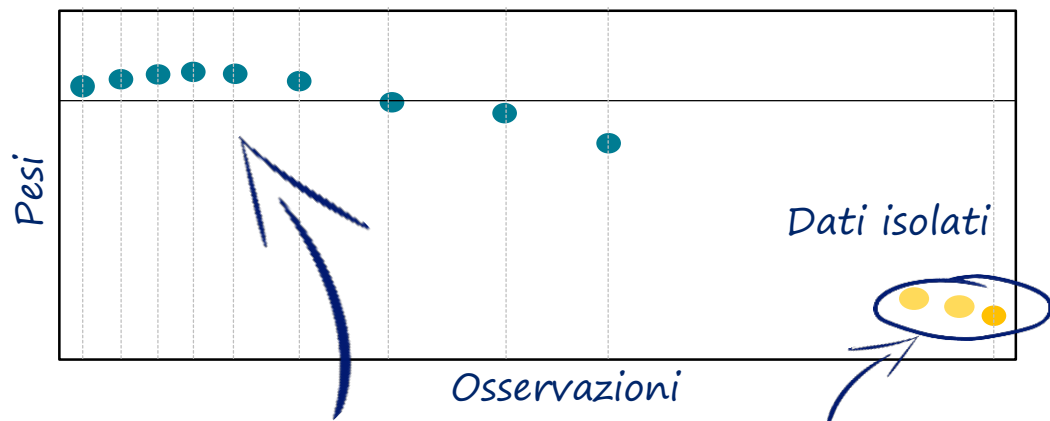
MLE su campione trasformato

x_i					
w_i	1/5	1/5	1/5	1/5	1/5

Determinazione dei pesi dello stimatore WLE

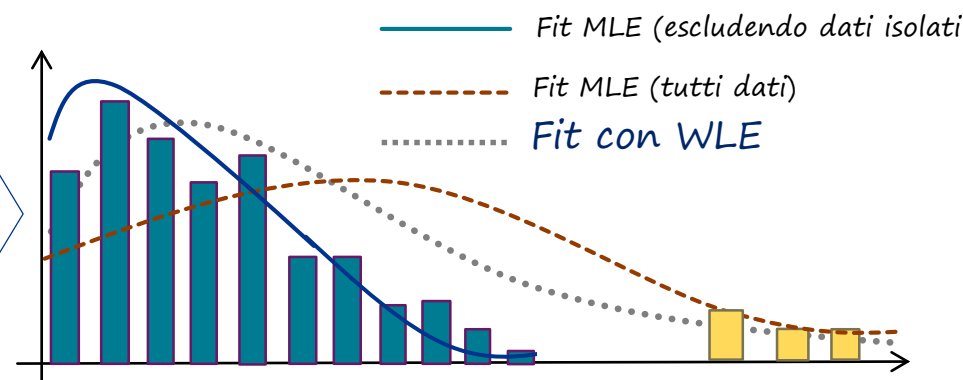
La robustezza del metodo WLE è ottenuta tramite una "pesatura" dei dati proporzionale alla loro *likelihood*:

- La **pesatura** di dati altrimenti distorsivi "**smussa**" il contributo dei **dati estremali** - allorchè il modello li identifichi come anomali/isolati - senza peraltro eliminarli del tutto.
- i **pesi sono determinati** in maniera **automatica ed adattiva** (approccio data driven)
- La distanza tra la distribuzione dei pesi WLE e quella (uniforme) dei pesi MLE è pari a una quantità predefinita; essa **regola il livello di robustezza** dello stimatore. Nella implementazione utilizzata questo parametro è messo in relazione al n° di dati isolati che il modello riesce a "neutralizzare" (punto di breakdown)
- I **pesi** costituiscono un importante **diagnostica** per valutare **l'incidenza dei dati estremali**



- Se l'osservazione x_i è **coerente** con i **parametri** determinati dalla **maggioranza** degli altri dati avrà un **peso simile** alla maggioranza dei dati

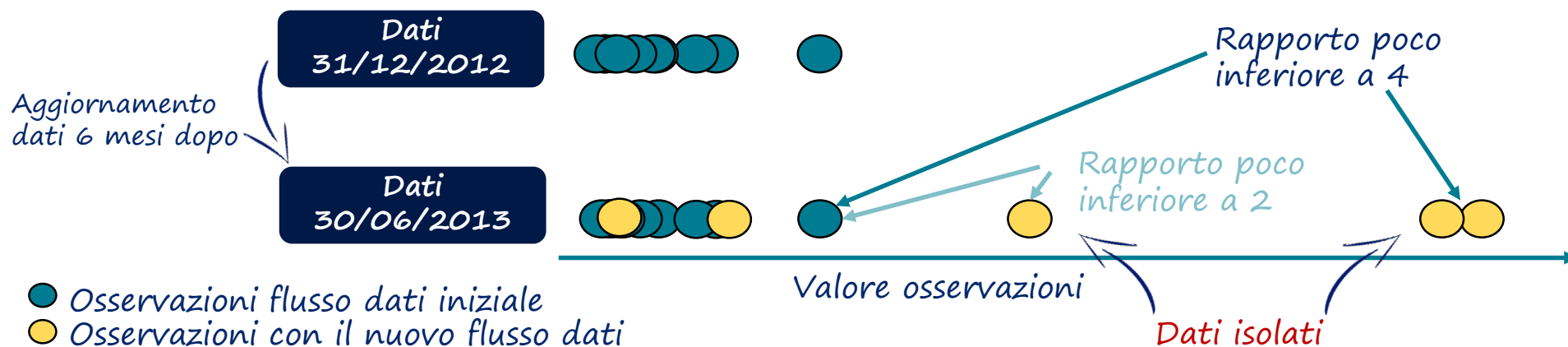
- Più **elevato** è il **grado di incoerenza**, tanto inferiore risulterà invece il suo peso rispetto agli altri dati.



- Con tale metodo i **valori estremi contribuiscono** alla stima dei parametri **senza distorcere** i risultati

Caso reale osservato: cambiamento dati

Il grafico sottostante mostra **l'evoluzione osservata** del flusso dati tra due semestri successivi. Mentre fino a fine 2012 si osserva una limitata incidenza di dati isolati, **con l'aggiornamento dei dati**, oltre alle osservazioni coerenti con quanto osservato negli anni precedenti, si osservano **tre nuove osservazioni molto elevate**.



➔ Rapporti così elevati tra osservazioni successive posizionerebbero gli ultimi 3 dati al confine tra superare o meno un formale test di identificazione degli outlier, anche assumendo distribuzioni a code particolarmente pesanti.

Caso reale osservato: effetto cambiamento dati su misura del rischio stimata con MLE

La distribuzione parametrica stimata con lo stimatore MLE è **fortemente influenzata** dalle tre nuove osservazioni. Il **rischio** misurato è **doppio** (+100%) rispetto a quello calcolato il semestre precedente.* L'adozione di WLE limita la crescita a +40%

(*) Valori ottenuti usando un modello lognormale applicato a dati pooled e soglia predeterminata

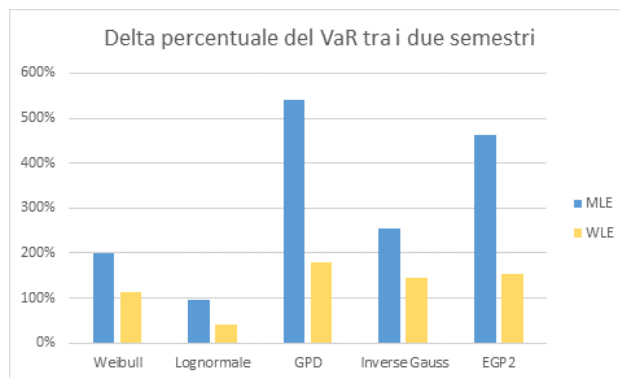
Caso reale osservato: Confronto tra stimatori

Variatione stima rispetto al semestre precedente

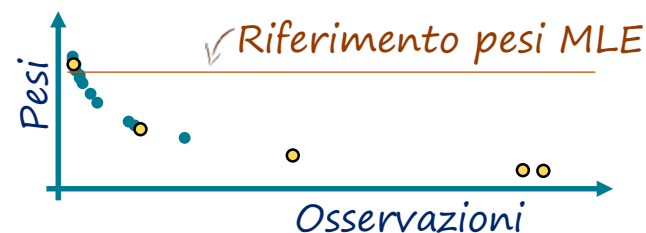
MLE

WLE

- Lo stimatore **MLE** risulta **estremamente sensibile** ai tre nuovi massimi presenti nel campione: questo fa sì che la misura di rischio sia di molto superiore al valore ottenuto in precedenza (a seconda della forma distributiva adottata* **il VaR aumenta da +95% a +462%**).
- Lo stimatore reagisce ai tre nuovi massimi ma pesandoli in virtù degli altri dati presenti nel campione: la misura di rischio, sebbene in crescita, non esplose come invece accade nel caso si utilizzi lo stimatore MLE (a seconda della forma distributiva adottata **il VaR aumenta in un range da +41% a +178%**)*.*.



Tipicamente si osserva un *downweight* massimo del 30-40% in corrispondenza dei dati più estremi



- L'adozione dello stimatore WLE ha permesso di quindi **ridurre la variabilità** della misura di rischio, e di restituire un **valore non distorto** di questa nonostante nel nuovo flusso dati si osservino osservazioni assimilabili a outlier.

(*) Weibull, Lognormale, GPD, Inverse Gauss, EGP2 a dati pooled

(**) Variazioni riportate utilizzabili solo per comparare MLE e WLE. Nessuna inferenza circa valori tipici osservati in metodologie di best fit selection può essere condotta

Analisi di laboratorio mostrano come in presenza di contaminazione (i.e. in casi reali) bias e MSE dello stimatore robusto (WLE) siano inferiori rispetto a quelli dello stimatore MLE

GPD							Lognormale						
Contaminazione "livello 1" (Aggiunta di un dato=5 volte il max)							Contaminazione "livello 1" (Aggiunta di un dato=5 volte il max)						
	MLE			WLE				MLE			WLE		
	par1	par2	VaR	par1	par2	VaR		par1	par2	VaR	par1	par2	VaR
media	0.99	3.40E+05	7.10E+08	0.84	3.00E+05	2.30E+08	media	13.05	1.90E+00	1.70E+08	12.78	1.80E+00	9.10E+07
bias	0.12	-1.10E+04	4.90E+08	-0.03	-4.50E+04	6.90E+06	bias	0.08	8.00E-02	6.40E+07	-0.2	-3.20E-02	-1.70E+07
varianza	0.03	2.90E+09	1.20E+17	0.03	2.40E+09	1.80E+16	varianza	0.03	2.50E-02	4.30E+15	0.03	2.40E-02	1.50E+15
MSE	0.04	3.00E+09	3.60E+17	0.03	4.50E+09	1.80E+16	MSE	0.04	3.10E-02	8.40E+15	0.07	2.50E-02	1.80E+15
Contaminazione "livello 2" (Aggiunta di un dato=10 volte il max)							Contaminazione "livello 2" (Aggiunta di un dato=10 volte il max)						
	MLE			WLE				MLE			WLE		
	par1	par2	VaR	par1	par2	VaR		par1	par2	VaR	par1	par2	VaR
media	1.02	3.30E+05	7.80E+08	0.86	3.00E+05	2.30E+08	media	13.04	1.90E+00	2.00E+08	12.77	1.80E+00	9.60E+07
bias	0.15	-1.80E+04	5.60E+08	-0.02	-5.00E+04	1.00E+07	bias	0.07	1.30E-01	8.70E+07	-0.21	-6.00E-03	-1.20E+07
varianza	0.03	2.50E+09	8.10E+16	0.02	2.20E+09	9.90E+15	varianza	0.04	2.30E-02	3.10E+15	0.04	2.30E-02	1.10E+15
MSE	0.05	2.90E+09	4.00E+17	0.02	4.70E+09	1.00E+16	MSE	0.04	4.00E-02	1.10E+16	0.08	2.30E-02	1.20E+15
Contaminazione "livello 3" (Aggiunta di un dato=100 volte il max)							Contaminazione "livello 3" (Aggiunta di un dato=100 volte il max)						
	MLE			WLE				MLE			WLE		
	par1	par2	VaR	par1	par2	VaR		par1	par2	VaR	par1	par2	VaR
media	1.08	3.20E+05	1.20E+09	0.87	3.00E+05	2.60E+08	media	13.09	2.00E+00	2.80E+08	12.81	1.80E+00	1.00E+08
bias	0.21	-2.70E+04	9.50E+08	-0.01	-4.90E+04	4.30E+07	bias	0.12	2.30E-01	1.70E+08	-0.17	2.80E-03	-4.90E+06
varianza	0.03	3.50E+09	1.30E+17	0.02	3.40E+09	1.60E+16	varianza	0.04	2.40E-02	3.20E+15	0.04	2.50E-02	1.10E+15
MSE	0.07	4.30E+09	1.00E+18	0.02	5.80E+09	1.80E+16	MSE	0.05	7.60E-02	3.20E+16	0.07	2.50E-02	1.10E+15

Sia bias che mean square error del VaR ottenuto con WLE sono di **un ordine di grandezza inferiore** a quelli calcolati tramite MLE. La successiva analisi grafica aiuta a comprendere le ragioni della maggior robustezza di WLE

Analisi curve di influenza MLE vs WLE

GPD

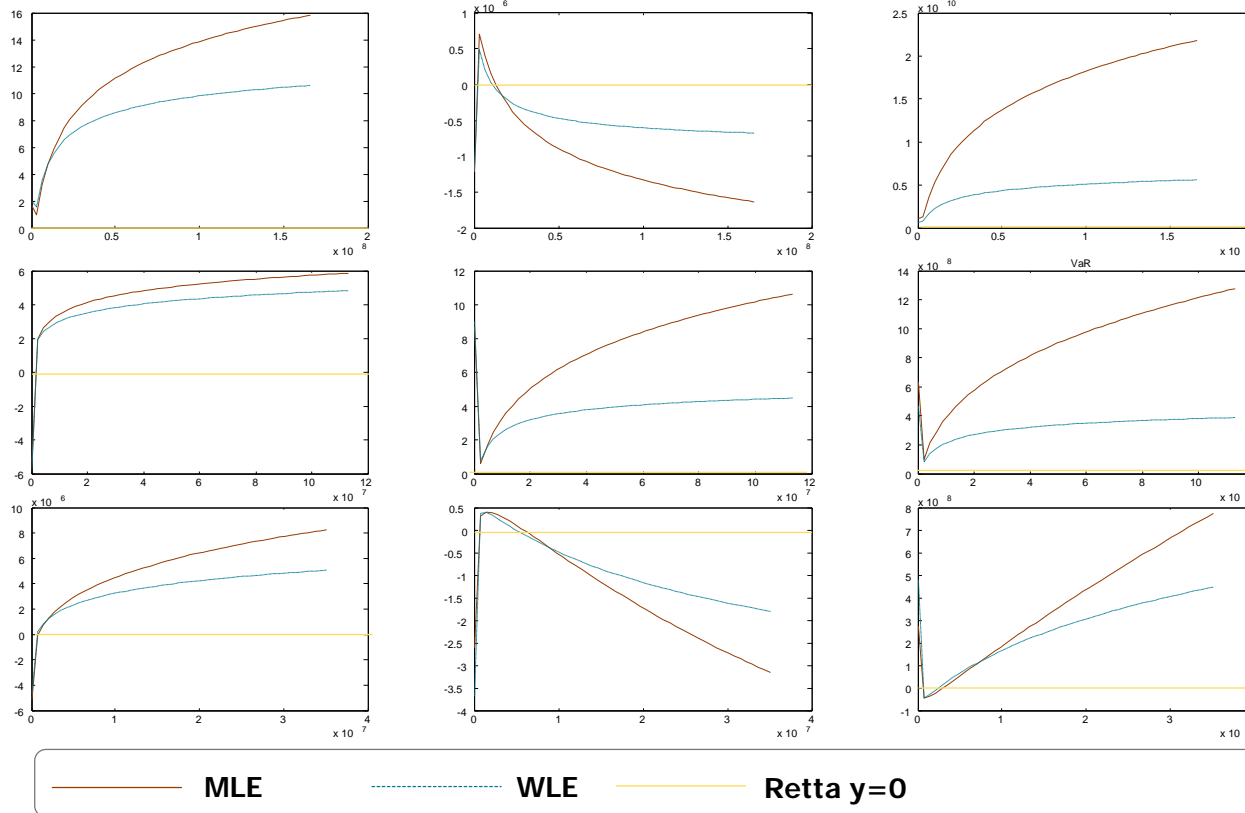
Lognormale

Weibull

Primo parametro

Secondo parametro

VaR

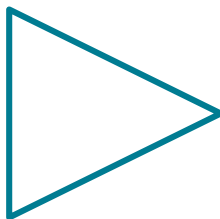


Nonostante le IF dello stimatore WLE e dello stimatore MLE abbiano lo stessa forma, la IF di WLE è sempre inferiore alla IF di MLE. Ovvero, lo stimatore WLE è una versione robusta dello stimatore MLE in quanto ha variazioni di magnitudo inferiore a seguito di contaminazione del dataset sottostante alla stima.

Sotto determinate assunzioni lo stimatore di massima verosimiglianza risulta ottimale

Assunzioni MLE

- Indipendenza
- Identica distribuzione
- Corretta specificazione del modello



Proprietà MLE

- Asintoticamente normale
- Consistenza asintotica
- Efficienza

L'utilizzo di stimatori robusti non restituisce risultati "sbagliati" se le assunzioni MLE sono rispettate, mentre risulta preferibile quando le assunzioni non sono rispettate:

Assunzioni MLE verificate

- Lo stimatore robusto è meno efficiente ma comunque corretto (trade-off tra robustezza e consistenza)

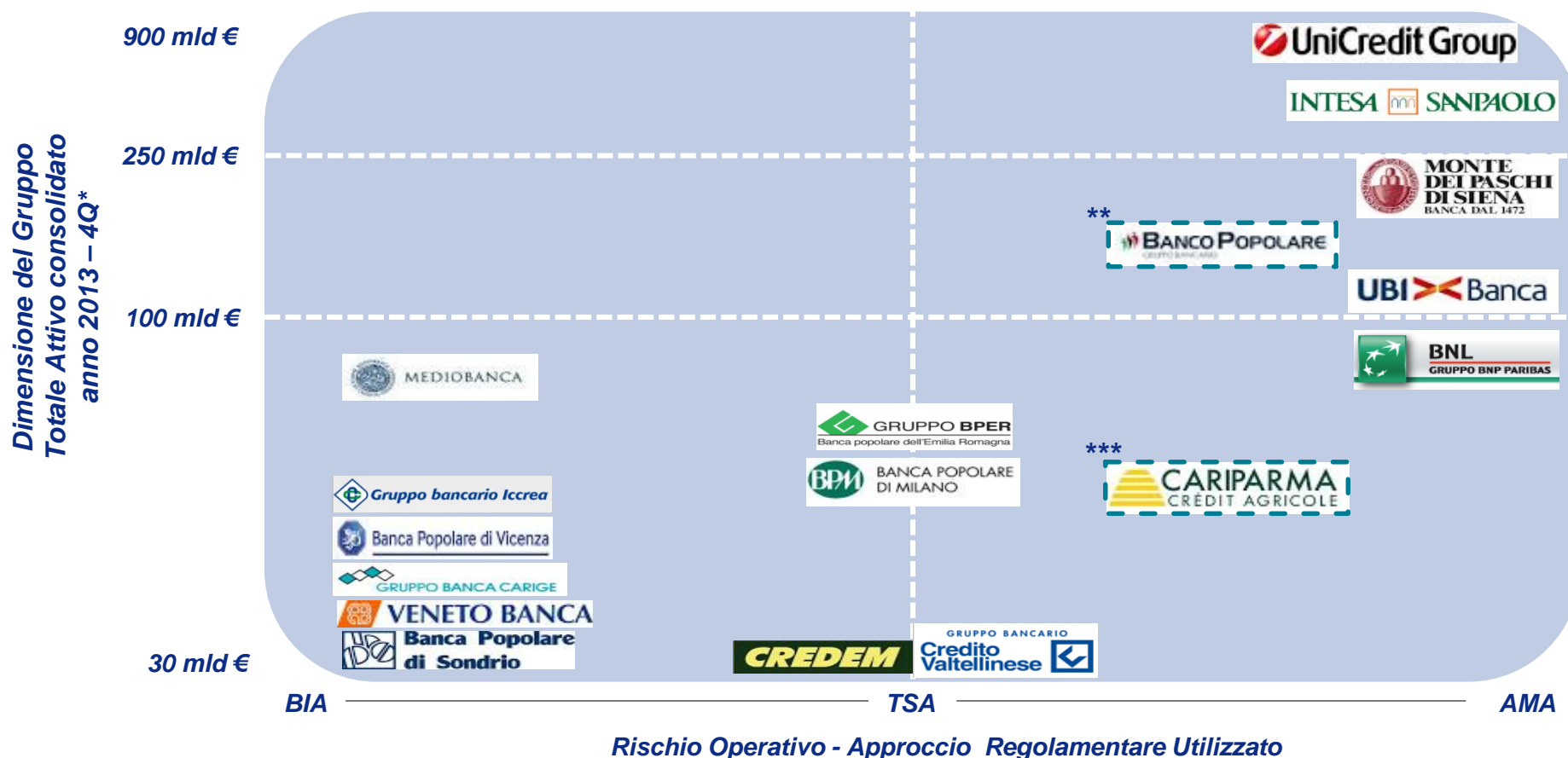


Assunzioni MLE **NON** verificate

- Stimatori robusti più efficienti dello stimatore MLE
- Lo stimatore MLE può risultare molto distorto

- Difficilmente i dati di perdita operativa soddisfano tutte le assunzioni dello stimatore di massima verosimiglianza.
- A causa della ridotta numerosità campionaria si ottengono con MLE risultati distanti da quelli che si verificherebbero in condizioni asintotiche.

L'analisi del **posizionamento** rispetto ai tre approcci di misurazione e gestione del rischio operativo previsti a livello regolamentare e adottati dai **17 gruppi bancari** più rilevanti su base consolidata **sottoposti all'esercizio della vigilanza prudenziale da parte della BCE**, evidenzia un continuo interesse verso l'**evoluzione dei framework ORM**.



(* I dati di bilancio sono estratti dai Bilanci Consolidati al 31 dicembre 2013 (** in corso Iter di validazione (***) Ricompresa nel perimetro AMA di Credit Agricole

Metodologia	Num.tà
BIA	35
TSA	63*
AMA	30
	128

* Incl. 2 Gruppi TSA+BIA

Paese	Totale	BIA	TSA	AMA	Tot.%
Austria	6	17%	67%	17%	5%
Belgio	6	17%	83%		5%
Cipro	4	25%	75%		3%
Estonia	3	33%	33%	33%	2%
Finlandia	3		100%		2%
Francia	12	17%	58%	25%	9%
Germania	25	20%	44%	36%	20%
Grecia	4	0%	100%		3%
Irlanda	5	20%	80%		4%
Italia***	15	40%	27%	33%	12%
Lettonia	3	33%	33%	33%	2%
Lussemburgo	6	17%	50%	33%	5%
Malta	3	33%	33%	33%	2%
Paesi Bassi	7	29%	29%	43%	5%
Portogallo	4	25%	75%		3%
Slovacchia	3		33%	67%	2%
Slovenia	3	67%	33%		2%
Spagna	16	44%	38%	19%	13%
Tot.EU	128	27%	49%	24%	100%

Elaborazione KPMG su dati Pillar 3 (31/12/2012)

Focus Gruppi AMA	
Paese	Dim.media**
Austria	213.824
Germania	461.358
Estonia	4.183
Spagna	386.147
Francia	1.666.795
Italia	416.707
Lussemburgo	570.254
Lettonia	1.366
Malta	1.611
Paesi Bassi	660.634
Slovacchia	11.306

** Valori di Total Asset (31/12/2012) espressi in €/mln

BIA vs TSA

- In Italia, i **Gruppi bancari "BIA"** sono il **50% in più** rispetto ai **Gruppi bancari "TSA"**
- Al contrario, in Europa, i **Gruppi bancari "TSA"** sono circa il **doppio** dei **Gruppi bancari "BIA"**

AMA

- In Italia, i **Gruppi bancari "AMA"** rispecchiano la **numerosità media** rispetto al contesto bancario europeo
- Ciò nonostante, da una analisi della **dimensione dei Gruppi bancari "AMA"**, i **Gruppi europei "AMA"** presentano spesso una **dimensione inferiore** rispetto ai **Gruppi italiani "AMA"**

(***) Escluse filiali di gruppi esteri; inclusi gruppi con iter di validazione AMA in fase avanzata

I gruppi bancari di ogni dimensione, a fronte di spinte interne e attese regolamentari, manifestano sempre di più l'esigenza di **rafforzare** il proprio **sistema di gestione del rischio operativo** al fine di soddisfare una serie di "nuovi bisogni" volti ad assicurare un **monitoraggio costante** dell'esposizione al rischio operativo, anche tramite il coinvolgimento attivo di una **molteplicità di strutture**, investimenti in **formazione** e la dotazione di **infrastrutture IT** adeguate, in grado di **"innovare"** la **cultura del rischio**.

Ambito

Aspetti principali

*Bisogni
emergenti*

*Attese
regolamentari*

- **Evoluzione delle necessità informative del *Top Management*** – La crescente attenzione del *Board* richiede una sempre maggiore capacità di analisi e sintesi in luogo di una più semplice rendicontazione delle perdite; a tal fine è fondamentale la strutturazione di un **sistema di reporting** che garantisca una **continua consapevolezza** sull'**esposizione ai rischi operativi**
 - Incremento dei **momenti formali di confronto** e necessità di **raccordo** tra le **analisi / verifiche** di Compliance, Audit, Antiriciclaggio ecc. e il Risk Management, anche al fine di "sfruttare" il patrimonio informativo *OpRisk* per l'indirizzo delle verifiche *risk-based* di responsabilità delle funzioni di controllo
 - **Metodologie e valutazione nel continuo del rischio operativo** – Necessità di attivare **meccanismi di monitoraggio periodico dell'esposizione al rischio** basati su raccolta e analisi di informazioni "*OpRisk relevant*" (dati storici + *expert opinion*), con coinvolgimento diretto dei **presidi decentrati di ORM**
-
- **Evoluzione del contesto regolamentare** – Richiesta di **dotarsi di strumenti di gestione integrata del rischio**, al fine di dar seguito agli **interventi richiesti dal 15° agg.to Circ. 263 Bankit** : *linguaggio comune nella gestione dei rischi, metodi e strumenti di rilevazione tra loro coerenti, momenti formalizzati di coordinamento, condivisione nella individuazione delle azioni di rimedio*

Nella nostra view, lo sviluppo di **interventi "directionally correct"** in **ottica AMA** rappresenta un punto di partenza **efficace** per **rispondere** ai tali **esigenze del mercato**

Ambito

Aspetti principali

Change management

Metodologie di valutazione e controllo

Benefici

- **Consolidamento e/o rafforzamento** degli **approcci** di tipo "**proattivo**" per la gestione del rischio operativo (es. mitigazione preventiva su aree di vulnerabilità, valutazione del rischio insito in nuovi prodotti, attivazione e monitoraggio del sistema di coperture assicurative)
 - **Accrescimento consapevolezza** da parte del *Top Management (risk awareness)* delle perdite e monitoraggio dell'**efficacia** dei **presidi di mitigazione** adottati
 - **Sviluppo di forti sinergie e coordinamento** tra le funzioni di **Risk Management, Compliance e Internal Audit**
-
- Innalzamento, tramite acquisizione di **know-how specialistico**, degli **standard metodologici** e delle **tecniche di misurazione quantitativa**
 - Adozione di metodologie di **capital allocation** più puntuali e precise e **link** più efficaci con il **RAF**
 - Consolidamento del **patrimonio informativo** (perdite operative, perdite esterne subite dalle altre banche, valutazione prospettica, *key risk indicator*) con finalità di **use-test**
 - Sviluppo **capacità di autodiagnosi** della **rischiosità** dei **processi aziendali**

nella **gestione integrata** con altre tipologie di rischio

per le **strutture di business** e di **supporto**

Opzionalità strategiche in ottica regolamentare

Grazie per l'attenzione !

Andrea Colombo
Senior Manager - KPMG Advisory
Financial Risk Management

Via Vittor Pisani, 31
20124 Milano
Tel: +39 02 67643282
Mobile: +39 3483080010

andreacolombo@kpmg.it