

Il rischio operativo nel settore del factoring: prime verifiche empiriche.

Paola Schwizer
Università di Parma

Simona Cosma
Università del Salento

Gianfausto Salvadori
Università del Salento

Discussion Paper Series

n.1/2007

Luglio 2007

JEL classification: G21 e G23

Keywords: factoring, rischio operativo, vigilanza

Supplemento a Fact&News Anno 9 Numero 4 Settembre-Ottobre 2007 ISSN 1972-3970

Abstract

Le nuove Istruzioni di Vigilanza per le banche e per gli intermediari finanziari iscritti nell'Elenco Speciale, come previsto dal Nuovo Accordo di Basilea e dalle direttive comunitarie, hanno introdotto un requisito patrimoniale specifico a fronte del rischio operativo. Per il calcolo di tale requisito, banche e intermediari ex 107 potranno avvalersi, previo rispetto di precisi requisiti, di metodologie semplici (metodo di base e standardizzato) o di metodologie più complesse (AMA - Advanced Measurement Approaches).

Attraverso l'analisi delle perdite operative sperimentate da intermediari impegnati nel factoring, la cui attività rientra nella linea di business "Commercial banking", il lavoro si propone di identificare i rischi operativi caratteristici dell'attività di factoring, individuare una metodologia appropriata per la loro quantificazione, calcolare l'esposizione settoriale al rischio operativo e valutare l'entità della perdita attesa rispetto alla perdita inattesa e il rapporto tra esposizione al rischio operativo e margine di intermediazione.

I risultati evidenziano che i rischi operativi caratterizzanti l'attività di factoring sono le frodi interne, i danni da eventi esterni, le inadempienze di obbligazioni nei confronti della clientela e le disfunzioni nei processi. La metodologia semiparametrica fondata su approcci POT si rivela più appropriata della metodologia attuariale per il calcolo del capitale a rischio operativo. L'inserimento delle credit boundary losses nel data set per il calcolo dell'esposizione settoriale al rischio operativo riduce considerevolmente tale valore che risulta fortemente dipendente dall'entità del parametro di forma della distribuzione di severity teorica. La perdita attesa è estremamente contenuta rispetto alla perdita inattesa. Il rapporto tra rischio operativo e volume di operatività degli intermediari presenta risultati variabili in base al data set utilizzato.

INDICE

1.	Introduzione	1
2.	Letteratura collegata.....	2
3.	Fonti e caratteristiche del campione di dati	4
4.	Metodologia	7
	4.1 La metodologia per la stima della severity delle perdite	8
	4.2 La metodologia per la stima della frequency delle perdite	10
	4.3 La metodologia per il calcolo del capitale a rischio operativo (CAR).....	10
	4.4 La metodologia di valutazione dell'incidenza della perdita attesa sul CAR e del rapporto tra rischio operativo e margine di intermediazione	11
5.	Risultati	12
	5.1 I rischi caratteristici dell'attività di factoring.....	12
	5.2 Una metodologia appropriata per il calcolo del CAR nel factoring	14
	5.3 L'esposizione del factoring al rischio operativo	15
	5.4 L'incidenza della perdita attesa sul CAR e il rapporto tra rischio operativo e margine di intermediazione.....	16
	5.5 Possibili implicazioni per gli intermediari impegnati nel factoring.....	17
6.	Conclusioni	19
7.	Riferimenti bibliografici	21
8.	Appendice	24

1. Introduzione ¹

Le Istruzioni di Vigilanza emesse da Banca d'Italia per le banche (gennaio 2007) e per gli intermediari finanziari iscritti nell'Elenco Speciale (luglio 2007), come previsto dal Nuovo Accordo di Basilea e dalle direttive comunitarie, hanno introdotto un requisito patrimoniale specifico a fronte del rischio operativo. Pertanto, non solo le banche che svolgono attività di factoring, ma anche gli intermediari di factoring ex 107 dovranno allocare una quota del patrimonio di vigilanza a fronte di questa nuova tipologia di rischio. Per il calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo, banche e intermediari ex 107 potranno avvalersi, previo rispetto di precisi requisiti, di metodologie semplici (metodo di base e standardizzato) o di metodologie più complesse (AMA - *Advanced Measurement Approaches*).

Attraverso l'analisi delle perdite operative sperimentate da intermediari impegnati nel factoring, la cui attività rientra nella linea di business "Commercial banking" e contenute nel database consortile GRIFO gestito dall'Associazione di categoria (ASSIFACT), questo lavoro persegue i seguenti obiettivi:

- identificare i rischi operativi caratteristici dell'attività di factoring e le modalità con cui tali rischi si manifestano;
- individuare una metodologia appropriata per la quantificazione del rischio operativo nell'attività di factoring;
- calcolare l'esposizione settoriale al rischio operativo;
- valutare l'entità della perdita attesa rispetto alla perdita inattesa e il rapporto tra esposizione al rischio operativo e margine di intermediazione.

Il lavoro parte da una rivisitazione della letteratura collegata al tema affrontato. La letteratura presa in esame evidenzia il livello e le caratteristiche dei rischi operativi che potrebbero interessare l'attività di factoring e alcune metodologie considerate idonee alla misurazione dell'esposizione a tale rischio. Il terzo paragrafo descrive le fonti e le caratteristiche del campione di dati analizzato. Il quarto paragrafo presenta la metodologia utilizzata per conseguire i diversi obiettivi. Inizialmente, al fine di identificare i rischi operativi caratterizzanti il factoring, si valuta il contributo di ciascuna tipologia di evento pregiudizievole alla frequenza e all'ammontare complessivo delle perdite operative contenute nel data set. Successivamente, al fine di individuare una metodologia appropriata per la quantificazione del rischio operativo nell'attività di factoring, si confrontano:

¹ Il lavoro è frutto della collaborazione tra gli autori. Le singole parti sono attribuibili come segue: l'introduzione e le conclusioni del lavoro sono state elaborate da Paola Schwizer, i paragrafi 2., 3., e 8. sono stati elaborati da Simona Cosma mentre Gianfausto Salvadori ha elaborato il paragrafo 4. Gli autori ringraziano la dott.ssa Nicoletta Burini per la disponibilità e ASSIFACT per i dati forniti.

Paola Schwizer è professore ordinario di Economia degli Intermediari Finanziari presso l'Università di Parma e docente senior presso la SDA Bocconi.

Simona Cosma è ricercatrice confermata di Economia degli Intermediari Finanziari (SECSP11) presso l'Università del Salento, Facoltà di Economia "Antonio de Viti de Marco" e dottore di Ricerca in Banca e Finanza presso l'Università degli Studi di Roma "Tor Vergata".

Gianfausto Salvadori è ricercatore confermato di Probabilità e Statistica (MAT06) presso l'Università del Salento, Facoltà di Scienze, dipartimento di Matematica.

- le performance dell'inferenza parametrica basata su distribuzioni tradizionali e dell'EVT (Extreme value theory) nell'approssimare l'entità e la frequenza dei dati sperimentali di perdita;
- le performance della metodologia attuariale e di una metodologia semiparametrica basata su approcci POT (Peaks Over Threshold) nella stima del capitale necessario a coprire le perdite attese e inattese derivanti dai rischi operativi (CAR – Capital at risk).

Infine, l'esposizione del settore del factoring al rischio operativo è valutata attraverso la misurazione del CAR, calcolato su tre diversi data set. Il rapporto tra la perdita attesa e il CAR permette di valutare l'entità della stessa rispetto alla perdita inattesa; il rapporto tra CAR e margine di intermediazione cumulato degli intermediari "provider" delle perdite permette di esprimere un giudizio preliminare sulla calibrazione dei coefficienti di rischio indicati nella normativa, tenuto conto della situazione del factoring.

Il paragrafo 5 presenta i risultati ottenuti in relazione a ciascun obiettivo perseguito e mette in luce possibili implicazioni per gli intermediari di factoring.

Il paragrafo 6 riporta le conclusioni del lavoro ed evidenzia i limiti dell'analisi.

2. Letteratura collegata

Da quando il Comitato di Basilea ha introdotto un requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo, si è sviluppata un'ampia letteratura sul tema. All'interno di questo corpo di letteratura si possono distinguere due filoni: uno qualitativo, volto ad identificare l'impatto della regolamentazione sulla gestione del rischio operativo e sulla posizione competitiva degli intermediari; uno quantitativo, volto a sviluppare modelli di misurazione di tale rischio, in grado di rispettare i requisiti quantitativi richiesti per le metodologie di calcolo avanzate.

Al primo filone appartengono, ad esempio, i lavori di Marshall, 2001, Crouchy et al., 2001, Alexander, 2003, che affrontano tematiche relative alle diverse dimensioni dell'operational risk management (identificazione, misurazione, monitoraggio e gestione); di Hoffman, 2002, che presenta le best practices nell'operational risk management di 20 grandi imprese; di Previati (2005), che analizza le risposte manageriali alla gestione dei rischi operativi di sette intermediari finanziari italiani; di Gabbi (2005), che rivisita i principali strumenti di controllo, riduzione e contenimento del rischio operativo; di Cummins et al. (2006), che dimostrano il ruolo fondamentale che la disciplina di mercato può rivestire nel penalizzare le istituzioni con una gestione di tale rischio sub-ottimale; di De Fontanouvelle, Garrity, Chu e Rosengren (2005), che investigano gli effetti di Basilea 2 sui requisiti patrimoniali delle "U.S. processing banks". Tali istituzioni, operando tipicamente in settori come l'asset management, i servizi di custodia, la gestione di fondi comuni e altri tipi di servizi, affrontano un maggior livello di rischio operativo e un minor livello di rischio di credito rispetto alla maggior parte delle istituzioni bancarie e, quindi, rischiano un aumento del capitale regolamentare superiore ai loro competitors. Gli autori dimostrano che quest'ultimo effetto è estremamente modesto.

Nel secondo filone rientrano tutti i lavori che hanno sviluppato metodologie statistico/matematiche finalizzate al superamento dei diversi aspetti problematici della misurazione

del rischio operativo (Cruz, 2002, per una trattazione globale), come l'incorporazione delle correlazioni o delle dipendenze tra i dati di perdita nella misura di rischio finale (Embrechts, et al., 2002, Mc Neil et al., 2005), lo scaling dei dati provenienti da database esterni e consortili (Samad-Khan e Medapa, 2000, Hartung, 2004, Na, 2004 e 2006, De Fontnouvelle et al. 2006), e l'integrazione di componenti di natura quantitativa e qualitativa nei modelli di calcolo (King, 2001, Cruz 2002, Giudici e Stinco, 2003).

Il presente paper si fonda principalmente su alcuni contributi in grado di fornire informazioni utili alla formulazione di ipotesi teoriche sul livello di rischio operativo nell'attività di factoring e sulla metodologia più idonea per calcolare il capitale assorbito da questo rischio: Moscadelli (2004), De Fontnouvelle, Rosegren (2005), De Fontnouvelle, Dejesus-Rueff, Jordan e Rosegren (2006), i Loss data collection exercises (BCBS 2003, Federal Reserve System, 2005) e gli studi di impatto quantitativo, in particolare il QIS 4 (Federal Reserve System, 2005).

Questi studi delineano le caratteristiche dei rischi operativi della business line "Commercial banking", in cui è inclusa l'attività degli intermediari campionati, ed evidenziano delle "regolarità" nelle distribuzioni delle perdite operative per questa business line, utili ad indirizzare la scelta della metodologia da preferire.

Moscadelli (2004) analizza i dati raccolti nel "2002 Loss Data Collection Exercise" (Basel Committee, 2003) ed esegue un confronto tra le performance delle distribuzioni tradizionali attuariali e le distribuzioni dei valori estremi (EVT) nell'approssimare i quantili più alti delle distribuzioni dei dati di perdita. Egli dimostra la superiorità del metodo POT-GPD (Peaks Over Threshold-Generalized Pareto Distribution) nella stima delle code delle distribuzioni di severity. I risultati dello studio evidenziano che le attività ricomprese nella business line "Commercial banking" (tra cui il factoring rivolto alla clientela non "retail") sperimentano eventi "low frequency-high impact". Infatti, le business lines "Commercial banking" e "Corporate finance" presentano le perdite maggiori ai quantili più alti. Tali perdite hanno una frequenza media inferiore di quella delle perdite che si verificano, in corrispondenza degli stessi quantili, nelle unità di "Retail banking", "Trading e sales" e "Retail brokerage". Considerando, in particolare, i risultati delle analisi effettuate sul sotto-campione di banche "domestic", aventi dimensioni più contenute rispetto al rimanente sotto-campione, l'unità di "Commercial banking" assorbe la maggior parte di capitale associato al rischio operativo (21% del totale). Il contributo della perdita attesa dell'unità "Commercial banking" al relativo CAR si rivela marginale e inferiore rispetto alle altre business lines (1,7%). Il rapporto tra il CAR della business line "Commercial" e il margine di intermediazione medio delle banche partecipanti all'iniziativa nella stessa business line è di poco inferiore al coefficiente di rischio previsto nel metodo standardizzato e di base, confermando l'adeguatezza della calibrazione dei coefficienti di rischio previsti dalla normativa.

De Fontnouvelle, Rosegren (2005) analizzano i dati di perdita operativa di sei grandi banche internazionali al fine di individuare "regolarità" che potrebbero indicare modelli sistematici di rappresentazione del rischio. Ai fini dello studio che si sta compiendo, risulta interessante notare come la distribuzione di Pareto risulti adeguata ad approssimare i dati di perdita derivanti da molteplici eventi di rischio e business lines e come, in generale, le distribuzioni a coda leggera non forniscano buoni fits. Gli approcci EVT, a differenza degli approcci "one fits all" (approcci che utilizzano un'unica distribuzione per rappresentare tutte le perdite operative), in tutte le business lines e per tutte le tipologie di eventi, si rivelano in grado di fornire stime di capitale a rischio ragionevoli e accettabili.

De Fontnouvelle, Dejesus-Rueff, Jordan e Rosegren (2006), attraverso l'analisi di due database pubblici, dimostrano che le banche allocano, in media, il 15% del loro capitale al rischio operativo. Le grandi perdite sono ben modellate dalla distribuzione di Pareto utilizzata per la stima dei risarcimenti assicurativi e della distribuzione del reddito.

I risultati del Loss data collection exercise, lanciato dal Risk Management Group del Comitato di Basilea nel giugno 2002 e condotto su un campione di 89 banche, consentono di osservare che l'area di "Commercial banking", pur registrando un numero di perdite, in percentuale sul totale, abbastanza contenuto (7,22%) rispetto alle restanti business lines, sperimenta un ammontare di perdita pari al 29% del totale. Questi dati evidenziano che l'area di "Commercial banking" è caratterizzata da eventi a bassa frequenza e ad alto impatto.

Il Loss data collection exercise condotto nel 2004 su un campione di 23 banche presenti negli Stati Uniti mette in luce che l'unità di "Commercial banking" contribuisce marginalmente alla frequenza annuale complessiva delle perdite operative (5,1%) e all'ammontare lordo delle perdite (1,8%), ma, dopo l'unità di Corporate finance, presenta il 95° percentile della distribuzione delle perdite non annualizzate più elevato e la percentuale maggiore di perdite (non annualizzate) il cui importo supera il milione di euro.

Il Qis 4, studio di impatto quantitativo che ha coinvolto unicamente banche statunitensi, evidenzia che la maggior parte delle istituzioni che adoperano gli AMA utilizza la distribuzione di Poisson per modellare la frequenza degli eventi (solo un numero contenuto utilizza la Binomiale Negativa), la distribuzione Lognormale per il corpo della distribuzione di severity dei dati e la Generalized Pareto Distribution per modellare la coda della distribuzione di severity. Questi risultati sono analoghi a quelli cui è giunto Moscadelli (2004) sui dati del precedente esercizio di raccolta.

3. Fonti e caratteristiche del campione di dati

I dati di perdita utilizzati per le analisi sono stati raccolti nell'ambito di un progetto (GRIFO) avviato dall'ASSIFACT (Associazione italiana per il factoring) al fine di costruire un database consortile delle perdite operative alimentato, su base anonima, dalle società aderenti.

Nel database GRIFO, il dato relativo all'importo di perdita è affiancato da una serie di informazioni aggiuntive, riguardanti la tipologia di evento pregiudizievole (a diversi livelli di dettaglio) da cui la perdita deriva, il macroprocesso e il processo in cui la perdita si manifesta, la natura di credit risk boundary loss (perdita su crediti originata da un rischio operativo), la data di accadimento, di rilevazione nei sistemi gestionali e di contabilizzazione delle perdite, l'importo della perdita effettiva (perdita rilevata nella contabilità aziendale e tale da avere impatto sul conto economico), della perdita potenziale (massima perdita contabilizzabile cui la società è esposta indipendentemente dal fatto che altre perdite si verifichino o meno), delle altre perdite stimate (ulteriori costi non registrati specificamente in conto economico, stimabili attraverso sistemi di rilevazione aziendali), i mancati guadagni e i recuperi avvenuti.

I dati di perdita sono in totale 610 e appartengono a cinque intermediari impegnati nell'attività di factoring rappresentativi di una quota significativa del mercato del factoring al 31 dicembre 2006 (pari al 49% in termini di turnover e al 45% in termini di outstanding). Tra queste 610 osservazioni, 270 hanno un importo nullo (near misses - eventi di rischio operativo che non determinano una perdita) e 65 sono credit risk boundary losses. Il database contiene anche 24 valori non nulli relativi a perdite potenziali e 16 relativi ad altre perdite stimate.

Le perdite rilevate dalle società aderenti al progetto si riferiscono a quattro tipologie di eventi pregiudizievoli di primo livello:

- frode interna;
- attività relazionale (prassi operativa) connessa a clienti, prodotti e canali (corrispondente alla tipologia di eventi denominata “Clientela, prodotti e prassi professionali” da Banca d’Italia);
- danni a beni materiali (corrispondente alla tipologia denominata “Danni da eventi esterni” da Banca d’Italia);
- Esecuzione disposizioni, erogazione prodotti e gestione dei processi (corrispondente alla tipologia denominata “Esecuzione, consegna e gestione dei processi” da Banca d’Italia).

Per il conseguimento del primo obiettivo, ossia per l’identificazione dei rischi caratteristici dell’attività di factoring e della loro dinamica di manifestazione, si utilizza l’intero data set descritto.

Per il perseguimento degli altri obiettivi del lavoro, si utilizzano tre data set estrapolati dal precedente.

Il primo data set estrapolato è indicato come data set “regolamentare” ed è costituito unicamente dalle perdite effettive non nulle e non collegate al rischio di credito (data set che dovrebbe essere utilizzato per il calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo con i metodo avanzati). Il secondo data set estrapolato è il data set “effettivo” che contiene oltre alle perdite “regolamentari” anche le credit boundary losses. Queste ultime perdite non devono essere usate per il calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo con i metodi avanzati, se già considerate nel calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio di credito (come avviene tradizionalmente). Infine il terzo data set è il data set “globale”, contenente non solo le perdite effettive, ma anche le perdite potenziali, le altre perdite stimate e le near misses.

Coerentemente alle Istruzioni di vigilanza, le perdite sequenziali o multi-effetto (rispettivamente l’insieme di perdite riferibili allo stesso evento che si verificano in momenti successivi e l’insieme di perdite riferibili allo stesso evento che colpiscono differenti segmenti di operatività) sono trattate come dati cumulati pari alla somma dei valori delle perdite riferite ai successivi periodi temporali o delle perdite riferite ai diversi segmenti di operatività.

Conseguentemente, le osservazioni di perdita del data set “regolamentare” sono 101 e si riferiscono a perdite accadute in sette anni: 1996, 2001, 2002, 2003, 2004, 2005, 2006 (primo semestre); in nove casi non sono riportate le date di accadimento delle perdite: poiché sono assenti anche le date di rilevazione si utilizzano le date di contabilizzazione.

La tabella 1 riporta i dati di perdita “regolamentari” in termini di frequenza e di importo per anno.

Tabella 1. Caratteristiche del data set “regolamentare”

Anno	Numero di perdite	Ammontare di perdita
1996	1	186.83
2001	3	63,964.46
2002	7	681,193.2
2003	7	336
2004	15	295,828.5
2005	39	1,202,139
2006 (I semestre)	29	284,135.9
Totale	101	2,527,784

Fonte: elaborazione degli autori su dati GRIFO

Il data set “effettivo” contiene 145 dati di perdita, di cui 44 sono credit risk boundary losses. Le perdite sono accadute in undici anni (dal 1996 al primo semestre del 2006). Per otto perdite non

si dispone della data di accadimento e si ricorre alla data di rilevazione, mentre per 21 non si dispone neanche della data di rilevazione e si utilizza quella di contabilizzazione.

La tabella 2 riporta i dati di perdita “effettivi” in termini di frequenza e di importo per anno.

Tabella 2. Caratteristiche del data set “effettivo”

Anno	Numero di perdite	Ammontare di perdite
1996	1	186.83
1997	3	485,933.3
1998	1	180,759
1999	3	226,100
2000	11	2,467,120
2001	6	670,438.5
2002	7	681,193.2
2003	7	336
2004	17	784,298.2
2005	58	3,407,114
2006 (I semestre)	31	1,161,744
Totale	145	10,065,223

Fonte: elaborazione degli autori su dati GRIFO

Il data set “globale” comprende, oltre ai 145 dati di perdite effettive, 24 perdite potenziali non nulle, 16 “altre perdite stimate” e 21 perdite nulle (near miss events). Quando le perdite effettive, potenziali, stimate o nulle si riferiscono allo stesso evento, si considera la perdita cumulata. In totale, il data set contiene 185 dati di perdita il cui importo complessivo ammonta a 70,857,620 euro. La serie storica delle perdite è composta da 12 anni di dati. La data di accadimento è assente per 29 eventi: in otto casi si fa riferimento alla data di rilevazione e in 21 a quella di contabilizzazione.

La tabella 3 riporta i dati di perdita in termini di frequenza e di importo per anno.

Tabella 3. Caratteristiche del data set “globale”

Anno	Numero di perdite effettive	Numero di perdite potenziali	Numero di altre perdite stimate	Numero di near misses	Ammontare perdite effettive	Ammontare perdite potenziali	Ammontare “altre perdite stimate”
1994	0	1	1	1	0	1,198,000	70,000
1996	1	0	0	0	186.83	0	0
1997	3	1	0	0	485,933.3	1,106,473	0
1998	1	1	1	1	180,759	1,080,000	15,000
1999	3	1	1	1	226,100	17,000	7,000
2000	11	2	1	2	2,467,120	327,000	36,000
2001	6	0	0	0	670,438.5	0	0
2002	7	2	0	0	681,193.2	2,113,000	0
2003	7	3	2	3	336	923,000	20,000
2004	17	6	3	4	784,298.2	2,618,093	131,000
2005	58	7	7	10	3,407,114	48,059,831	3,071,000
2006 (I semestre)	31	0	0	18	1,161,744	0	0
Totale	145	24	16	40	10,065,223	57,442,398	3,350,000

Fonte: elaborazione degli autori su dati GRIFO

4. Metodologia

L'identificazione dei rischi caratterizzanti l'attività di factoring e della loro dinamica di manifestazione si fonda sulla valutazione del contributo percentuale delle perdite derivanti da ciascuna tipologia di eventi al numero e all'importo complessivo di perdite effettive, potenziali e stimate presenti nel database.

La quantificazione dell'esposizione al rischio operativo nel settore del factoring si esegue attraverso la stima del CAR (Capital At Risk), ossia dell'ammontare di capitale necessario a coprire le perdite attese e inattese derivanti dai rischi operativi su un holding period annuale ad un livello di confidenza del 99,9% (come richiesto dalle nuove Istruzioni di Vigilanza).

L'individuazione di una metodologia appropriata per tale quantificazione avviene attraverso il confronto tra:

- le performance dell'inferenza parametrica tradizionale e del metodo POT-GPD (Peaks over threshold – Generalized Pareto distribution) nella stima dei quantili estremi della distribuzione di severity delle perdite operative;
- le performance dell'inferenza parametrica tradizionale e del metodo POT-PP (Peaks over threshold-Point Process) nella stima della frequenza annuale delle perdite operative;
- i risultati, in termini di valori plausibili di CAR, derivanti dall'utilizzo di due metodologie: la metodologia attuariale e una metodologia analoga a quella utilizzata per il calcolo del "excess claims net premium" basata su approcci POT (Reiss, Thomas, 2001, Moscadelli, 2004). Le stime di CAR ottenute, sono rispettivamente rappresentate da:
 - il 99,9° percentile della distribuzione derivante dalla convoluzione della distribuzione di severity e di frequency delle perdite effettuata attraverso la simulazione Montecarlo;
 - il prodotto tra una misura di rischio "coerente" (la Median Shortfall al 99,9% di confidenza) e la frequenza media annuale delle perdite che superano il 99,9° quantile della distribuzione di severity.

Inizialmente, si effettua il calcolo del CAR considerando unicamente il data set "regolamentare". Questa misura potrebbe considerarsi un'indicazione preliminare del requisito patrimoniale che potrebbe discendere dalle metodologie avanzate in una società di factoring avente un database delle perdite interne analogo a quello settoriale. L'output dell'analisi dovrebbe essere aggiustato per tenere conto di ulteriori informazioni. Si ricorda, infatti, che il requisito patrimoniale calcolato mediante le metodologie avanzate deve fondarsi, oltre che su dati interni di perdita, anche su altri tipi di dati (dati provenienti da database esterni e consortili, dati simulati ossia derivanti da analisi di scenario e informazioni relative alla sicurezza del contesto operativo e alla qualità del sistema di controllo interno).

Successivamente, si calcola il CAR considerando il data set "effettivo". Questa misura è indicativa dell'esposizione settoriale effettiva al rischio operativo, in quanto tiene conto di tutte le perdite operative che si sono verificate, anche di quelle che si manifestano come perdite su crediti.

Infine si calcola il CAR sul data set "globale". Questa misura esprime il totale delle perdite attese e inattese cui il settore del factoring è esposto, a prescindere dalla loro effettiva manifestazione economica e dalla loro natura di perdite su crediti.

La perdita attesa è calcolata in due modi:

- come media delle mediane della severity delle perdite campionarie in ciascun anno (come da indicazioni regolamentari);

- come prodotto tra il valore atteso delle distribuzioni di severity e di frequency che meglio approssimano il “corpo” dei dati del campione (si considerano solo i dati di perdita inferiori al valore soglia della GPD).

Si rapporta la perdita attesa al CAR, per valutare il contributo della prima all’ammontare di capitale assorbito dal rischio operativo.

Il margine di intermediazione del settore è calcolato come media del margine di intermediazione cumulato dei cinque intermediari del campione a fine dicembre 2004, 2005 e al 30/giugno 2006. L’opportunità di considerare il 2006 come un intero anno discende dall’analogo trattamento dei dati di perdita del primo semestre 2006. Si rapporta, quindi, il CAR al margine di intermediazione di settore per valutare l’adeguatezza dei coefficienti di rischio stabiliti dalla normativa ai fini del calcolo dei requisiti patrimoniali nell’ambito del metodo di base e standardizzato.

4.1 La metodologia per la stima della severity delle perdite

Grazie alla brevità delle serie storiche delle perdite operative, si assume la loro stazionarietà.

Si cerca, quindi, di individuare il tipo di funzione matematica da utilizzare per rappresentare la distribuzione di severity delle perdite operative attraverso le regole dell’inferenza parametrica tradizionale. Si prendono in considerazione diverse distribuzioni di probabilità tradizionali, con code leggere e medie e si stimano i parametri delle stesse mediante il metodo di massima verosimiglianza (tabella 2a). Si seleziona il miglior fit sulla base dei valori più alti della funzione di log-verosimiglianza e sulla base di quanto visualizzabile mediante i grafici delle distribuzioni cumulate di probabilità (figura 1a). Si eseguono test grafici (probability plot - figura 3a) e analitici di goodness of fit (Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling, tabella 3a) per verificare se i dati possono provenire dalle distribuzioni selezionate. Il test di Anderson-Darling è più sensibile ai valori estremi dei dati, ossia alle code della distribuzione. Il miglior fit è rappresentato dalla distribuzione che presenta i più bassi valori delle statistiche test (si privilegiano i valori del test A-D).

Quando le distribuzioni selezionate devono essere rifiutate sulla base dei risultati dei test o, nonostante i risultati dei test siano positivi, sulla base dell’andamento della survival function su base bilogarithmica (se lineare allora la distribuzione dei dati ha coda pesante) (figura 2a) si ricorre ai *modelli EVT* (Embrecht et al., 1997, Salvadori et al., 2007).

In linea di massima, ci si attende che le distribuzioni tradizionali, pur superando i test di goodness of fit, non approssimino adeguatamente le code della distribuzione di severity. I rischi operativi, soprattutto nel caso in cui non si effettui un’analisi specifica per event type, danno luogo ad un gran numero di perdite di piccolo importo e ad un bassissimo numero di perdite “estreme”, e non sempre il “corpo” e la “coda” dei dati provengono dalla stessa distribuzione.

Pertanto, la distribuzione tradizionale che presenta il valore migliore dei test K-S e A-D è utilizzata per descrivere la dinamica stocastica delle perdite di piccola entità al fine di trarre indicazioni sulla “perdita attesa” relativa al corpo dei dati.

Indicazioni sulle perdite “estreme”, invece, sono tratte dall’applicazione delle tecniche EVT ai dati nell’area di coda.

In particolare, sulla base delle evidenze fornite dalla letteratura menzionata, si sceglie il metodo POT (Peaks Over Threshold). Questo approccio all’EVT stima la coda della distribuzione

probabilistica delle perdite operative utilizzando in maniera efficace solo i dati che eccedono una certa soglia a prescindere dal tempo in cui si sono verificati. I POT si basano sul fatto che gli eccessi delle perdite oltre una soglia di valore sufficientemente elevato (ossia le differenze tra dati originari che superano la soglia e la soglia selezionata) si distribuiscono secondo una distribuzione di Pareto Generalizzata (GPD) (teorema di Balkema De Haan – Pickands).

Lo studio dei quantili di ordine elevato delle distribuzioni di severity delle perdite per ciascun data set attraverso il metodo POT-GPD richiede:

- la determinazione della soglia q , guidata dal grafico dell'eccesso medio (MEP – Mean Excess Plot) basato sulla Funzione dell'Eccesso Medio del Campione (SMEF – Sample Mean Excess Function) (figura 4a);
- il calcolo degli eccessi;
- la stima dei parametri di forma e di scala (k e σ) della “excess GPD” attraverso il metodo di massima verosimiglianza (tabella 4a); tale metodo è il più adeguato quando il grafico MEP mostra un andamento lineare dopo la soglia q , come succede in tutti i casi analizzati (Moscadelli, 2004). Inoltre, gli altri metodi di stima dei parametri, il metodo dei momenti semplici e pesati per la probabilità, richiedono alcune condizioni: il metodo dei momenti richiede l'esistenza del momento del secondo ordine e quindi che $k < 0.5$, mentre il metodo dei momenti pesati in probabilità richiede l'esistenza del momento del primo ordine ossia che $k < 1$. In due dei tre data set analizzati, tuttavia, il parametro k assume valori maggiori di uno (tabella 4a).
- la verifica di robustezza dei parametri attraverso una procedura bootstrap; se le stime di massima verosimiglianza dei parametri ottenute dopo 1000 resampling del campione di eccessi si distribuiscono normalmente, allora i parametri stimati possono essere accettati. Se il risultato è negativo, si costruisce un grafico delle stime dei parametri in funzione di una soglia crescente, e si scelgono, come parametri della “excess GPD” i valori medi (mediane) dei valori assunti dai parametri nel range del grafico (letto da sinistra verso destra) in cui gli stessi risultano sufficientemente stabili (figura 5a).
- l'esecuzione dei test di goodness of fit (K-S e A-D, tabella 5a), del test dei residui degli eccessi oltre una soglia (Davison, 1984 – figura 6a) e della VAR performance analysis (tabella 7a). La VAR performance analysis serve per verificare ulteriormente la capacità della GPD nel rappresentare i percentili più alti dei dati di perdita e comparare l'accuratezza di tale distribuzione rispetto alla distribuzione tradizionale a coda leggera o media che meglio approssima i dati di perdita secondo l'analisi precedentemente effettuata.

Il valore assunto dalla GPD al 99,9° percentile rappresenta una misura di rischio non condizionata dal tempo (time unconditional VAR) ossia una stima del valore massimo di perdita che, con una confidenza del 99.9%, ci si aspetta si possa verificare a prescindere dall'orizzonte temporale di riferimento (senza, quindi, tener conto della frequenza con cui le perdite si manifestano). Il VAR, tuttavia, non rappresenta una misura di rischio “coerente” (Artzner et al., 1999) in quanto non soddisfa la condizione di sub-additività. Si stima, quindi, una misura di rischio “coerente” e che risulta definita per ogni valore assunto dal parametro di forma² della GPD: la Median Shortfall, ossia la mediana dei valori di perdita che superano il VAR al 99,9% di probabilità (tabella 8a).

² L'Expected Shortfall (ES) richiede che il parametro di forma della GPD che approssima le perdite superiori alla soglia q sia maggiore di 1.

4.2 La metodologia per la stima della frequency delle perdite

La stima della distribuzione di frequenza delle perdite mediante l'inferenza parametrica classica si basa sul numero di perdite che si sono verificate in ciascun anno della serie storica. Le perdite contenute nei data set analizzati fanno riferimento, nel migliore dei casi, a dodici anni e pertanto si dovrebbero stimare i parametri della distribuzione di frequenza considerando, al massimo, dodici osservazioni. La dubbia significatività dei risultati dell'inferenza fondata su un numero così ristretto di dati induce a scegliere la distribuzione di frequenza sulla base di ipotesi teoriche.

Le distribuzioni più importanti per modellare la frequenza delle perdite operative sono la Poisson e la Binomiale Negativa. Il QIS 4 dimostra che la quasi totalità delle istituzioni usa la distribuzione di Poisson come distribuzione di frequenza. Non disponendo di dati sufficienti per stimare attendibilmente i due parametri della distribuzione binomiale negativa, si sceglie di usare la distribuzione di Poisson, il cui parametro rappresenta la media annuale delle perdite (come anche Moscadelli, 2004) (tabella 12a).

L'approccio Peaks over threshold non si limita alla stima della severity delle grandi perdite, ma consente di ottenere una stima della frequenza media delle grandi perdite che possono verificarsi in un certo holding period.

In estrema sintesi, nel metodo POT-PP (Peaks over threshold-Point Process) le eccedenze estremali (valori di perdita superiori alla soglia selezionata per la GPD) seguono la cronologia di un processo di Poisson con una data intensità (λ -lambda), gli eccessi corrispondenti sono indipendenti e si distribuiscono secondo una GPD e il numero di exceedances e gli eccessi sono indipendenti. Il parametro λ misura se le grandi perdite, nel tempo, divengono più o meno frequenti o se si mantengono costanti. Se il processo è stazionario, λ è costante.

In ipotesi di stazionarietà, il metodo permette di calcolare la frequenza media delle exceedances rispetto ad una soglia nell'unità di tempo e di ottenere, grazie alla proprietà di stabilità, la frequenza media delle exceedances in un certo holding period per una soglia maggiore di quella iniziale (Reiss e Thomas, 2001, Moscadelli, 2004) (tabella 9a).

4.3 La metodologia per il calcolo del capitale a rischio operativo (CAR)

Per ciascun data set, si sono ottenute due misure di rischio operativo derivanti, rispettivamente, dal metodo attuariale e da un metodo semiparametrico che associa le stime della severity e della frequency delle grandi perdite ottenute attraverso il metodo POT nelle sue componenti: POT-GPD e POT-PP (Moscadelli, 2004 e Reiss and Thomas, 2001).

La misura di rischio ottenuta attraverso il metodo attuariale costituisce il 99,9° percentile della distribuzione aggregata delle perdite operative ossia della distribuzione che tiene conto dell'entità delle perdite e della loro frequenza di accadimento. Questa distribuzione scaturisce dalla convoluzione della distribuzione di severity e di frequency con i parametri stimati. Poiché la determinazione della funzione di distribuzione delle perdite aggregate attraverso metodi analitici è estremamente complessa, la soluzione più semplice e più diffusa consiste nel ricorrere alla simulazione Montecarlo. Per ciascun data set, la convoluzione ha per oggetto una distribuzione di

severity creata come mistura tra la distribuzione tradizionale che meglio approssima il “corpo” della distribuzione dei dati e la “full GPD” costruita sulla base dei dati presenti nell’area di coda e la distribuzione di frequenza (una Poisson), il cui parametro rappresenta la media delle perdite per anno.

Il secondo metodo, si basa su un approccio semiparametrico che permette di collegare analiticamente la severity delle grandi perdite alla loro frequenza per valori-soglia crescenti. Tale metodo prevede che il 99.9° percentile della distribuzione aggregata delle perdite operative possa essere calcolato come prodotto tra la Median Shortfall calcolata per una soglia pari al 99,9° quantile della “full GPD” e la frequenza annuale media delle exceedances superiori allo stesso quantile.

4.4 La metodologia di valutazione dell’incidenza della perdita attesa sul CAR e del rapporto tra rischio operativo e margine di intermediazione

Per ciascun data set, si stima la perdita attesa mediante due metodi e, successivamente, si esegue il rapporto tra la perdita attesa e il CAR.

Il primo metodo di calcolo della perdita attesa è suggerito esplicitamente dalle Istruzioni di Vigilanza (Banca d’Italia, 2006): la perdita attesa è definita come la perdita operativa che si manifesta mediamente su un orizzonte temporale di un anno; la mediana, in presenza di distribuzioni a code pesanti, come accade in genere nel caso dei rischi operativi, è considerata uno stimatore che consente di ottenere una maggiore stabilità e robustezza delle perdite attese rispetto alla media campionaria.

Se la regolamentazione prevede l’utilizzo di un orizzonte temporale annuale, così come si evince dalla interpretazione della normativa vigente, è naturale stimare la mediana delle perdite annuali (ovvero il 50° percentile) come media campionaria (su tutti gli anni di campionamento disponibili) delle mediane calcolate in ciascun anno (tabella 13a). Tale stima si basa sull’ipotesi che i dati obbediscano alla stessa legge di probabilità in tutti gli anni campionati, ovvero che l’ipotesi di stazionarietà enunciata all’inizio sia valida.

Il secondo metodo si basa sulle distribuzioni di probabilità che approssimano bene “il corpo” dei dati di perdita e, quindi, sulle distribuzioni di severity e di frequency ottenute attraverso l’inferenza convenzionale considerando i dati inferiori alla soglia scelta per la GPD (anche perché quando la GPD ha un parametro di forma maggiore o uguale a 1, come succede in tutti i casi analizzati, non esiste la media finita della distribuzione generalizzata di Pareto). I valori medi della distribuzione di severity (i cui parametri stimati sono riportati nella tabella 10a) che supera, meglio delle altre, i test K-S e A-D (tabella 11a), e della distribuzione di Poisson per la frequency (tabella 12a), rappresentano la severity attesa e la frequenza attesa. La perdita attesa è il prodotto di questi valori medi.

Per ciascun data set, si calcola il margine di intermediazione cumulato dei cinque intermediari “provider” dei dati e si esegue il rapporto tra CAR e margine di intermediazione cumulato. Precisamente, il margine di intermediazione cumulato è calcolato come la media dei tre margini di intermediazione cumulati (somma del margine di intermediazione per ciascun intermediario del campione) al 31/12/2004, al 31/12/2005 e al 30/6/2006. Quest’ultimo dato, riferito al primo semestre, è considerato alla stregua di un dato annuale, per analogia al trattamento delle perdite riportate nel I semestre del 2006, considerate come perdite accadute nell’intero anno.

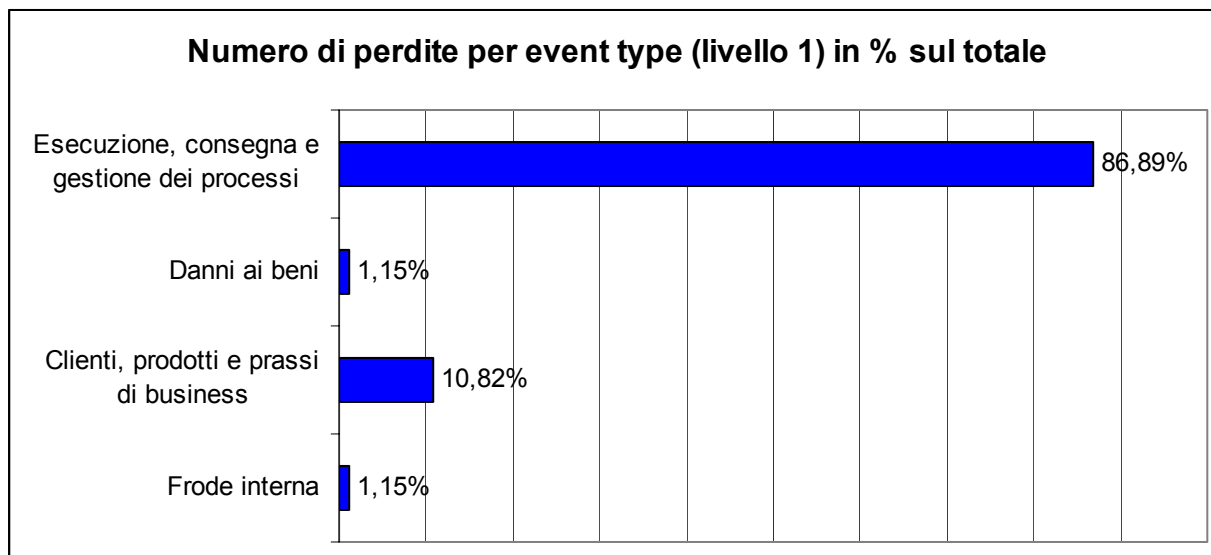
5. Risultati

5.1 I rischi caratteristici dell'attività di factoring

Le Istruzioni di Vigilanza, conformemente all'accordo di Basilea 2 e alle direttive comunitarie sui requisiti patrimoniali per le banche e le imprese di investimento, individuano sette tipologie di eventi di perdita operativa: Frodi interne, Frodi esterne, Rapporto di impiego e sicurezza sul lavoro, Clientela, prodotti e prassi professionali, Danni da eventi esterni, Interruzioni dell'operatività e disfunzioni dei sistemi, Esecuzione, consegna e gestione dei processi. Il factoring, sulla base dei dati campionari, sembra interessato unicamente da quattro tipologie di questi eventi pregiudizievoli: Frodi interne, Danni da eventi esterni, Clienti, prodotti e prassi professionali ed Esecuzione, consegna e gestione dei processi.

L'attività di factoring sperimenta principalmente perdite derivanti da disfunzioni in alcuni processi interni ossia dalla tipologia "Esecuzione, consegna e gestione dei processi". Le perdite riconducibili a questa categoria di eventi rappresentano l'86,89% del totale delle perdite segnalate. Poco più di un decimo delle perdite deriva da inadempienze nell'esecuzione delle obbligazioni nei confronti della clientela e da difetti della produzione ossia dalla tipologia: "Clienti, prodotti e prassi di business". Un numero esiguo di perdite (1,15% del totale) discende da frodi, furti o attività non autorizzate commesse da insider all'intermediario finanziario ossia dalla tipologia "Frodi interne". La stessa percentuale di perdite è rappresentata da danni ai beni in seguito a smarrimenti, catastrofi naturali o altri eventi esterni come vandalismo, terrorismo, ecc. (si veda figura 1). Le disfunzioni nei processi danno luogo al maggior numero di perdite nulle.

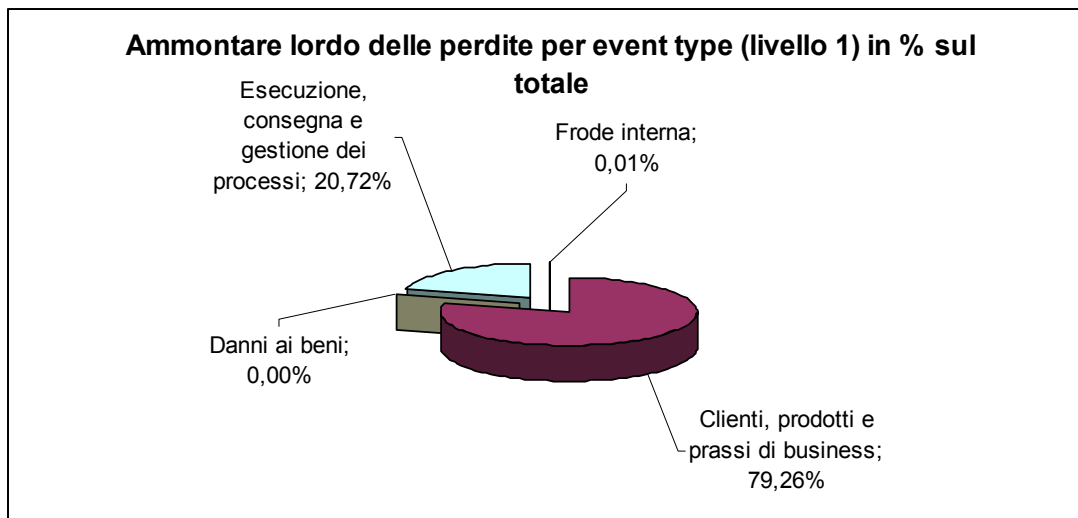
Figura 1. Numero di perdite per tipologia di evento in percentuale sul totale



Fonte: elaborazione degli autori su dati GRIFO

L'ammontare complessivo di perdita registrato dal campione di intermediari deriva principalmente dalla categoria di event type (livello 1): "Clienti, prodotti e prassi di business" (79,26% dell'importo totale di perdita). Le perdite ascrivibili a disfunzioni nei processi presentano un'incidenza minore, ma comunque significativa (20,72%) sull'importo di perdite complessivamente registrato dal campione esaminato. Del tutto marginale, invece, è il contributo all'importo complessivo di perdita del campione, apportato da frodi interne o danni materiali ai beni (si veda figura 2).

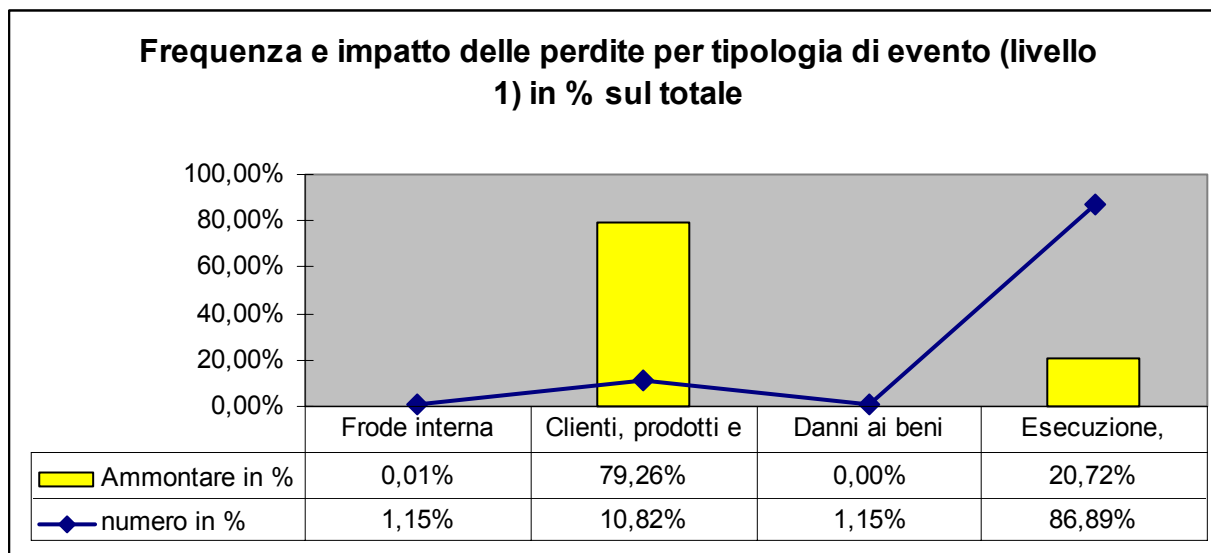
Figura 2. Ammontare lordo delle perdite effettive per tipologia di evento in percentuale sul totale



Fonte: elaborazione degli autori su dati GRIFO

Le perdite conseguenti a inadempienze nell'esecuzione delle obbligazioni nei confronti della clientela e a difetti della produzione si presentano notevolmente meno frequenti rispetto alle perdite conseguenti a disfunzioni nei processi, ma manifestano un importo unitario medio decisamente più elevato (si veda figura 3).

Figura 3. Frequenza e impatto degli eventi per tipologia (livello 1) in percentuale sul totale



Fonte: elaborazione degli autori su dati GRIFO

Le altre perdite stimate e le perdite potenziali rappresentano informazioni utili alla gestione del rischio operativo. L'importo complessivo delle perdite effettive rappresenta solo il 16,55% delle perdite potenziali e stimate (10,065,222.57 euro contro 60,792,397.65 euro). Quasi il 90% dell'importo complessivo di perdite (potenziali e stimate) riportato dall'intero campione è generato dalle inadempienze delle obbligazioni nei confronti della clientela. Il restante importo di perdite potenziali e stimate è generato da disfunzioni nei processi.

5.2 Una metodologia appropriata per il calcolo del CAR nel factoring

Le distribuzioni di severity delle perdite operative presentano, per i tre data set considerati, un'elevata variabilità delle perdite intorno alla media, asimmetria positiva e incorporano eventi di rischio operativo ad alto impatto (tabelle 1a). Si osservi, tuttavia, come, in base ai risultati dell'analisi POT, le stime campionarie dei momenti potrebbero non avere alcun senso, in quanto stime di quantità inesistenti (nel caso "regolamentare" e "globale" il parametro di forma della GPD è maggiore di uno, indicando l'assenza della media e della varianza delle distribuzioni).

Se si considera il data set "regolamentare" ed "effettivo", i test grafici (i probability plot – figura 3a) e i test analitici di goodness of fit (K-S e A-D – tabella 3a) mostrano che le distribuzioni Weibull e Lognormale possono essere compatibili con i dati campionari, sebbene solo a livelli di confidenza piuttosto elevati. In particolare, la distribuzione lognormale appare il miglior fit sia per il corpo che per la coda della distribuzione delle perdite, in quanto i valori dei test sono inferiori a quelli presentati dalle altre distribuzioni, analogamente ai risultati del Qis 4 e di Moscadelli, 2004.

Diversamente, se si considera il data set "globale", nessuna delle distribuzioni tradizionali risulta compatibile con i dati campionari poiché i valori dei test formali sono superiori a quelli critici.

La figura 2a, che permette di visualizzare le survival function su base bi-logaritmica, evidenzia, tuttavia, che le distribuzioni dei dati sperimentali presentano code pesanti (l'andamento asintotico del plot è lineare) e che le distribuzioni tradizionali, compresa la lognormale, non riescono ad approssimare adeguatamente i quantili più alti di tali distribuzioni.

Successivamente, l'andamento lineare e crescente della SMEF, riscontrabile sin dai valori più bassi della soglia (figura 4a), i grafici che consentono di confrontare la funzione empirica con la funzione di ripartizione e di sopravvivenza della "full GPD" con i parametri stimati (figura 7a), i test standard (K-S e A-D - tabella 5a) e i test dei residui (figura 6a - nonostante nel caso "effettivo" vi siano alcune anomalie nella coda, dovute essenzialmente alla ridotta ampiezza del campione), indicano che la GPD con i parametri stimati presenta un buon adattamento ai dati.

La VAR performance analysis (tabella 7a) supporta la superiorità della GPD rispetto alle distribuzioni tradizionali nella stima dei percentili più alti della distribuzione di severity: infatti, per diversi quantili elevati individuati dal modello, il numero di scostamenti della GPD è più prossimo a quello atteso rispetto alla Lognormale (per il caso "regolamentare" e "effettivo") o all'Esponenziale (per il caso "globale").

In definitiva, l'EVT e, in particolare, l'approccio POT, spiegano adeguatamente il comportamento delle grandi perdite nell'attività di factoring e presentano performance superiori rispetto alle distribuzioni tradizionali nella stima dei percentili più alti delle distribuzioni di severity.

A causa della brevità delle serie storiche considerate, l'approccio POT - PP si rivela più adeguato dell'approccio parametrico tradizionale per la stima della frequenza delle grandi perdite, in quanto consente di ricavare i valori di frequenza media annuale delle perdite a prescindere dal numero di perdite che risultano accadute in ciascun anno. Il metodo POT-PP permette di stimare la frequenza media annuale delle grandi perdite sulla base dei parametri della "full" e della "exceedances" GPD utilizzate per approssimare la coda della distribuzione di severity dei dati.

Le misure di rischio (CAR) calcolate attraverso la metodologia attuariale, si rivelano estremamente più elevate delle misure di rischio calcolate attraverso il metodo semiparametrico basato su approcci POT (tabella 4 e 14a). Il primo metodo, infatti, tratta in maniera assolutamente disgiunta la frequenza e la severity delle perdite, trascurando la riduzione della frequenza delle

perdite quando l'entità delle stesse aumenta. In linea di massima, questo metodo, sovrastima i quantili più alti della distribuzione aggregata delle perdite, producendo, come risulta dall'analisi, stime eccessive di CAR. Inoltre, genera errori di stima e costi computazionali notevoli in quanto si basa su espressioni non analitiche per il calcolo della distribuzione aggregata delle perdite e richiede molte iterazioni per produrre stime attendibili.

Il secondo approccio, basandosi su approcci POT, tiene conto della riduzione della frequenza delle perdite all'aumentare dell'importo e, quindi, si rivela una metodologia più idonea a generare valori plausibili di rischio operativo. Esso utilizza, inoltre, espressioni analitiche per combinare la frequenza e la severity delle perdite, riducendo gli errori di stima e i costi computazionali.

Tabella 4. Capital at risk: confronto tra la metodologia attuariale e la metodologia semiparametrica basata su approcci POT

	Regolamentare	Effettivo	Globale
CAR (metodo semiparametrico) in euro	70,902,361	1,835,476	49,108,662
CAR (metodo attuariale) in euro	4,354,937,747	14,006,489	1,628,014,693

5.3 L'esposizione del factoring al rischio operativo

Una prima misura di rischio operativo nel settore del factoring ad un livello di confidenza del 99,9%, che non tiene conto della frequenza di accadimento delle perdite (o, in altre parole, presume che in ciascun anno si verifichi, in media, una sola exceedances ossia una sola perdita superiore al 99,9° percentile della distribuzione di severity) è la "Median Shortfall" (tabella 8a). Questa si ottiene attraverso il metodo POT-GPD e fornisce un'indicazione della dimensione potenziale delle perdite che il settore potrebbe subire ad un livello di confidenza del 99,9% a prescindere dall'holding period in cui le perdite si manifestano.

Tale importo di perdita è pari a 194,253,044 euro nel caso in cui si consideri il data set "regolamentare", 5,028,703 euro nel caso in cui si consideri il data set "effettivo" e 134,544,281 euro, nel caso in cui si consideri il data set "globale".

L'importo potenziale di perdita nel caso in cui si considerino tutte le perdite effettive, quindi, risulta inferiore a quello calcolato tenendo conto del data set privo delle perdite su crediti derivanti da rischi operativi. A dispetto di quanto si potrebbe pensare prima di effettuare l'analisi dei dati, il maggior numero e il maggiore importo complessivo di perdita caratterizzanti il data set "effettivo", rispetto al data set "regolamentare", non implicano una misura dell'esposizione al rischio "time unconditional" maggiore. Il motivo risiede nella differenza tra la pesantezza delle code delle due distribuzioni di severity approssimate ai dati sperimentali: la coda della distribuzione dei dati "effettivi" è più leggera di quella dei dati "regolamentari", come indicato dal parametro di forma delle rispettive GPD ovvero 0.46 contro 1.62.

Analogamente, la stessa misura di rischio calcolata considerando, oltre alle perdite effettive, anche le perdite potenziali, stimate e nulle è inferiore alla misura di rischio derivante dall'analisi del data set "regolamentare" (e superiore a quella calcolata sul data set "effettivo").

Anche in questo caso, i risultati sembrerebbero contro-intuitivi, poiché le perdite presenti nel data set "globale" incorporano quelle contenute nel data set "regolamentare" e sono in numero maggiore rispetto a queste ultime. L'importo complessivo di perdita nel data set "globale" è, inoltre, di gran lunga più elevato rispetto a quello del data set "regolamentare". Tuttavia, sulla base delle osservazioni disponibili al momento, il "fitting" dei dati, la cui bontà è confermata dai test grafici e

formali effettuati, giustifica i risultati in termini di misure di rischio. Infatti, il parametro di forma della GPD che approssima i dati “globali” (1.0755) è inferiore a quello che approssima i dati “regolamentari” (1.65) indicando che la seconda distribuzione di severity ha una coda più pesante; i percentili estremi, quindi, assumono valori più elevati rispetto agli stessi percentili della distribuzione di severity costruita sul data set “globale”.

Se si tiene conto della frequenza media annuale delle perdite (che, nel caso di perdite superiori al 99,9° quantile della distribuzione teorica GPD, è pari a 0,365 secondo il metodo POT-PP), il capitale a rischio, calcolato mediante l’approccio semiparametrico risulta pari a 70,902,361 euro nel caso in cui si consideri il data set “regolamentare”, 1,835,476 nel caso in cui si consideri il data set “effettivo” e 49,108,662 nel caso in cui si consideri il data set “globale”.

Questa misura dell’esposizione settoriale al rischio operativo tiene conto, a differenza della “Median Shortfall”, che in ciascun anno potrebbe verificarsi un numero medio di perdite superiori al 99,9° percentile della distribuzione di severity, maggiore o minore di uno. Nel caso specifico, la frequenza media delle perdite superiori al 99,9° percentile della distribuzione di severity si rivela inferiore a 1. Questo comporta che la misura di rischio ottenuta considerando la frequenza delle perdite risulti inferiore alla “Median Shortfall” per tutti i data set considerati.

L’esposizione settoriale al rischio operativo calcolata sul data set “regolamentare” risulta maggiore dell’esposizione al rischio calcolata considerando il data set “globale” ed “effettivo”. I motivi alla base delle differenze tra le esposizioni sono analoghi a quelli spiegati in precedenza e fanno riferimento al valore stimato del parametro di forma delle GPD approssimate ai dati di severity delle perdite. Probabilmente, la raccolta di un maggior numero di dati relativi alle perdite “regolamentari” potrebbe portare a rivedere le stime dei parametri di forma ottenuti e, quindi, i giudizi in merito alla pesantezza delle code delle distribuzioni di severity. Al momento, tuttavia, le forme funzionali delle distribuzioni di severity individuate rappresentano la migliore approssimazione possibile della realtà attraverso la metodologia POT.

5.4 L’incidenza della perdita attesa sul CAR e il rapporto tra rischio operativo e margine di intermediazione

Il contributo della perdita attesa calcolata, sia come mediana dei dati campionari (tabella 13a), sia come prodotto tra i valori medi delle distribuzioni scelte per approssimare il “corpo” dei dati, ai tre CAR stimati, risulta marginale.

Più precisamente, la perdita attesa pesa, in media, lo 0,82% del capitale assorbito dal rischio operativo quando è calcolata con il primo metodo e l’1,08% quando è calcolata con il secondo metodo (si veda tabella 5).

Tabella 5. Contributo della perdita attesa al CAR

	Regolamentare	Effettivo	Globale
Perdita attesa stimata dalla media delle mediane annuali dei dati campionari (in euro)	3068.79	38,624.91	179,731.90
Contributo della perdita attesa al CAR	0.004%	2.10%	0.36%
Perdita attesa stimata come prodotto tra i valori medi delle distribuzioni dei dati sotto la soglia GPD (in euro)	1770.36	58,413.76	33,201.63
Contributo della perdita attesa al CAR	0.002%	3.1825%	0.067608%

La relazione tra capitale richiesto a copertura delle perdite operative e l'indicatore di esposizione al rischio operativo utilizzato dalla normativa nell'ambito delle metodologie più semplici, il margine di intermediazione, si rivela variabile.

I risultati indicano che, quando il capitale a rischio è calcolato sul data set regolamentare, esso rappresenta il 25% del margine di intermediazione; quando è calcolato sul data set "effettivo", esso rappresenta il 0,65% del margine di intermediazione; quando è calcolato sul data set "globale", esso rappresenta il 17,51% del margine di intermediazione.

In due casi su tre, il rapporto tra Capitale a Rischio e Margine di intermediazione è superiore al coefficiente di rischio richiesto dalla normativa per il metodo di base (15%) e per il metodo standardizzato (15%, quando l'attività degli intermediari rientri nella business line "commercial", 12% quando l'attività degli intermediari rientri nella business line "retail").

Tabella 6. Relazione tra rischio operativo e Margine di intermediazione

	Regolamentare	Effettivo	Globale
CAR al 99.9% di confidenza	70,902,361	1,835,476	49,108,662
Incidenza sul MI	25.28%	0.65%	17.51%

5.5 Possibili implicazioni per gli intermediari impegnati nel factoring

Se i dati di perdita contenuti nel database GRIFO costituissero il database delle perdite operative interne di un unico factor, il CAR calcolato sulla base del data set "regolamentare" costituirebbe la componente fondamentale del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo calcolato attraverso le metodologie avanzate. Tale valore dovrebbe essere poi "aggiustato" per tener conto di altre tipologie di dati: dati di perdita provenienti da database esterni o consortili, da analisi di scenario e informazioni relative alla sicurezza del contesto operativo e alla qualità del sistema di controllo interno.

Il CAR calcolato sul data set "regolamentare" si rivela di gran lunga maggiore del CAR calcolato sul data set "effettivo". La notevole differenza tra il CAR "regolamentare" e il CAR "effettivo" suggerirebbe la convenienza ad utilizzare le credit boundary losses nel processo di calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo e non più nel processo di calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio di credito.

La minore entità del CAR "globale" rispetto al CAR "regolamentare", inoltre, dimostra come l'inserimento di dati di perdita diversi dalle perdite interne effettive e non collegate al rischio di credito, talvolta anche di notevole importo unitario, non sia, necessariamente, causa di un aumento del CAR e, quindi, di un aggravio di costi regolamentari. In altre parole, l'inserimento di dati di perdita simulati mediante analisi di scenario o sperimentati da altri intermediari nel data set di calcolo del requisito patrimoniale, potrebbe non incrementare o addirittura ridurre il valore del requisito patrimoniale calcolato mediante le metodologie avanzate che l'intermediario dovrebbe detenere a fronte del rischio operativo.

La perdita attesa risulta significativamente inferiore alla perdita inattesa in qualunque modo essa sia calcolata. Questo risultato attenua l'incentivo all'utilizzo delle metodologie avanzate costituito dalla possibilità di decurtare la perdita attesa dal requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo in presenza di accantonamenti specifici.

I risultati ottenuti in termini di incidenza percentuale del CAR sul margine di intermediazione lasciano intravedere l'esistenza di possibilità di arbitraggio regolamentare. Se, infatti, l'intermediario utilizzasse, per il calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo con i metodi avanzati, il data set "regolamentare", il requisito patrimoniale sarebbe più elevato di quello che deriverebbe dall'utilizzo delle metodologie più semplici. Infatti, sebbene il CAR considerato rappresenti solo un'approssimazione del requisito patrimoniale discendente dalle metodologie avanzate, esso supera di 10 punti percentuali il requisito che deriverebbe dall'utilizzo della metodologia di base o standardizzata.

Diversamente, se l'intermediario fondasse il calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo sul data set "effettivo" conseguirebbe un elevato risparmio di capitale utilizzando le metodologie avanzate rispetto alle metodologie più semplici.

6. Conclusioni

Secondo la disciplina contenuta nelle nuove Istruzioni di Vigilanza, gli intermediari ex 107, così come le banche, sono chiamati ad allocare una quota del patrimonio a copertura delle perdite derivanti dai rischi operativi.

Attraverso l'analisi delle perdite operative contenute nel database consortile GRIFO, il lavoro si è proposto i seguenti obiettivi:

- identificare i rischi operativi caratteristici dell'attività di factoring e le modalità con cui tali rischi si manifestano;
- individuare una metodologia appropriata per la quantificazione del rischio operativo nell'attività di factoring;
- calcolare l'esposizione settoriale al rischio operativo;
- valutare l'entità della perdita attesa rispetto alla perdita inattesa e il rapporto tra esposizione al rischio operativo e margine di intermediazione di settore.

I principali rischi operativi caratterizzanti l'attività di factoring sono risultati le frodi interne, i danni da eventi esterni, le inadempienze di obbligazioni nei confronti della clientela e i vizi di prodotto e le disfunzioni nei processi. I rischi che si verificano più frequentemente sono le disfunzioni nei processi interni, mentre i rischi che contribuiscono a circa l'80% dell'importo totale di perdita riguardano inadempienze delle obbligazioni nei confronti della clientela o vizi di prodotto.

La metodologia semiparametrica basata su approcci POT nelle sue componenti (POT-GPD e POT-PP) si è rivelata idonea a generare stime di capitale a rischio operativo plausibili e in grado di ridurre gli errori di stima e i costi computazionali rispetto alla metodologia attuariale.

Più precisamente, la distribuzione di severity delle perdite, per tutti i data set considerati, "regolamentare", "effettivo" e "globale", dimostra di avere due "anime" rappresentate, rispettivamente, dal "corpo" e dalla "coda" dei dati di perdita, guidati rispettivamente dagli eventi frequenti a basso impatto e dagli eventi rari ad impatto "estremo". Le distribuzioni di severity hanno code pesanti e le distribuzioni tradizionali falliscono nell'approssimare adeguatamente tutte le perdite, piccole e grandi, come dimostrano i test effettuati. L'approccio POT-GPD, invece, è in grado di fornire stime più accurate dei quantili alti della distribuzione.

La distribuzione di frequenza annuale non può essere costruita in maniera attendibile attraverso l'inferenza parametrica a causa dell'esiguo numero di anni delle serie storiche considerate. Il metodo POT-PP, grazie alla sua proprietà di stabilità, consente di superare i limiti legati ai dati, in quanto la frequenza media annuale delle grandi perdite è stimata sulla base dei parametri della "full" e della "exceedances" GPD utilizzata per approssimare la coda della distribuzione di severity dei dati.

Infine, l'approccio POT rende possibile l'utilizzo di una metodologia semiparametrica che adotta una semplice espressione analitica per calcolare i quantili più elevati della distribuzione aggregata delle perdite e tiene conto della riduzione della frequenza delle perdite all'aumentare dell'importo, a differenza della metodologia attuariale.

Per quanto riguarda la quantificazione dell'esposizione settoriale al rischio operativo, il totale delle perdite attese e inattese cui il settore è esposto in un anno con un livello di confidenza del 99,9% è risultato pari a circa 70 milioni di euro, nel caso in cui si utilizzi il data set "regolamentare", a circa 49 milioni di euro, nel caso in cui si utilizzi il data set "globale" e a circa 2 milioni di euro, nel caso si utilizzi il data set "effettivo".

Le differenze tra le stime di CAR sono legate all'entità del parametro di forma della distribuzione di severity teorica. La GPD che rappresenta un'adeguata approssimazione dei dati sperimentali di perdita "regolamentari" presenta il valore del parametro di forma più elevato e, conseguentemente, la "coda" più pesante. I valori assunti dai percentili più elevati di tale distribuzione sono, pertanto, maggiori dei valori assunti dagli stessi percentili nel caso "effettivo" e "globale".

In tema di valutazione dell'entità della perdita attesa, l'analisi posto in evidenza che, in qualunque modo tale perdita sia calcolata, essa è estremamente contenuta rispetto alla perdita inattesa per tutti i data set considerati.

Quanto al rapporto tra rischio operativo e volume di operatività degli intermediari, lo studio presenta risultati variabili. Nei casi in cui il capitale a rischio è calcolato sui data set "regolamentare" e globale", il rapporto tra capitale a rischio e margine di intermediazione cumulato è superiore ai coefficienti di rischio richiesti dalla normativa per il metodo di base e per il metodo standardizzato; tali coefficienti, quindi, sembrerebbero sottostimati. Diversamente, quando si considera il data set "effettivo", i coefficienti normativi appaiono notevolmente sovrastimati.

Queste conclusioni devono essere valutate alla luce dei limiti che caratterizzano lo studio:

- la limitata disponibilità di dati, causata dalla recente emanazione della regolamentazione sull'adeguatezza del Capitale (Basilea 2) e dalla difficoltà di ricostruire le perdite operative accadute nel passato;
- le structural reporting bias, ossia cambiamenti nella qualità del reporting dei dati: i primi anni delle serie storiche di perdite presentano un numero inferiore di perdite rispetto agli anni più recenti, probabilmente a causa del graduale consolidamento e affinamento dei sistemi di raccolta dei dati;
- la mancata indicazione della data di accadimento per molte perdite operative;
- l'assenza di rilevazioni di perdita in alcuni anni. Gli anni che non figurano nel database delle perdite sono stati omessi dalle serie storiche analizzate.

Nell'ipotesi che i dati analizzati possano rappresentare le perdite operative interne tipiche di un intermediario impegnato nell'attività di factoring, i risultati ottenuti, offrono in ogni caso alcuni importanti spunti di riflessione:

- l'inserimento delle credit boundary losses nel data set per il calcolo del requisito patrimoniale a fronte del rischio operativo con i metodi avanzati potrebbe ridurre considerevolmente il requisito patrimoniale stesso;
- l'integrazione del database di perdite interne con dati di perdita provenienti da analisi di scenario o sperimentate da altri intermediari, anche di importo unitario elevato, potrebbe ridurre il requisito patrimoniale calcolato con i metodi avanzati;
- la quasi totalità delle perdite provenienti dai rischi operativi è inattesa e quindi il vantaggio offerto dalla metodologie avanzate, mediante il riconoscimento della possibilità di decurtare la perdita attesa dal requisito patrimoniale, potrebbe rivelarsi irrilevante;
- non sempre il capitale assorbito da tale rischio e, conseguentemente, il requisito patrimoniale calcolato con le metodologie avanzate, risultano inferiori al requisito patrimoniale discendente dalle metodologie più semplici.

7. Riferimenti bibliografici

Alexander C., 2003, *Operational risk, Regulation, analysis and management*, Pearson Education Limited.

Artzner P., Delbaen F., Eber J.M. e Heath D., 1999, “Coherent measures of risk”, in *Mathematical Finance*, 9, pp. 203-28.

Balkema, A.A., de Haan L., 1974, “Residual life time at great age”, in *Annual Probability*, 2

Banca d'Italia:

- “Rischi operativi (Metodi Base e Standardizzato)” Documento per la consultazione, marzo 2006;
- “Rischi operativi (Metodi Avanzati - AMA)”, Documento per la consultazione, luglio 2006.
- “Nuove disposizioni di vigilanza prudenziale per le banche”, circolare 263, dicembre 2006.
- “Documento per la consultazione in materia di vigilanza prudenziale sugli intermediari finanziari iscritti nell'elenco speciale di cui all'art. 107 del testo unico bancario”, aprile 2007,
- “Istruzioni di Vigilanza per gli intermediari finanziari iscritti nell'Elenco Speciale”, circolare n. 216 del 5 Agosto 1996, 7° aggiornamento del 9 luglio 2007.

Basel Committee on Banking Supervision, 2003, “The 2002 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk: Summary of the Data Collected”, www.bis.org.

Basel Committee on Banking Supervision, 2006, “Basel II: International Convergence of Capital measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version”, June, <http://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>.

Cosma S., 2007, *La misurazione dei rischi operativi nelle banche*, Bancaria Editrice.

Crouhy M., Galai D., Mark R., 2001, *Risk Management*, McGraw Hill, New York.

Cruz M., 2002, *Modelling, measuring and hedging operational risk*, John Wiley e sons, Ltd

Cummins J.D., Lewis C.M., Wei R., 2006, “Market value impact of operational loss events for US banks and insurers”, in *Journal of Banking and Finance* [Volume 30, Issue 10](#), October.

Davison, A.C. and Smith, R.L., 1990, “Models for exceedances over high thresholds (with discussion)”, in *Journal of the Royal Statistical Society*, B 52, pp. 393-442.

Davison A.C., 1984, “Modelling excesses over high thresholds, with an Application”, in J. de Oliveira (ed.), *Statistical extremes and applications*, D. Reidel, pp. 461-82.

De Fontnouvelle P., John J., Rosengren E., 2005, “Implications of alternative operational risk modeling techniques”, National Bureau of Economic Research, Working Paper 11103, Cambridge, MA.

De Fontnouvelle P., John J., Rosengren E., 2006, “Capital and risk: new evidence on implications of large operational losses”, *Journal of Money, Credit, and Banking*, volume 38, n.7

De Fontnouvelle P., Garrity V., Chu S., e Rosengren E., 2005, “The Potential Impact of Explicit Basel II Operational Risk Capital Charges on the Competitive Environment of Processing Banks in the United States”, January, 12 <http://www.federalreserve.org>

Embrechts, P., Kluppelberg C. and Mikosch C., 1997, *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*, New York, Springer.

Embrechts P., McNeil A.J, Straumann D., 2002, “Correlation and dependence in risk management: Properties and pitfalls”, in Dempster, M.A.H. (Ed.), in *Risk Management: Value at Risk and Beyond*, Cambridge University Press, Cambridge.

Federal Reserve System, 2005, “Results of the 2004 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk”, May 12.

Gabbi G., 2005, “Le politiche di gestione del rischio operativo”, in Gabbi, Marsella, Massacesi (a cura di), *Il rischio operative nelle banche*, EGEA, Milano.

Giudici P., Stinco G., 2003, *Bayesian networks for operational risk management*, Rapporto tecnico, Università di Pavia.

Hancock D., Lehnert A., Passmore W., Sherlund S.M., “An analysis of the potential competitive impacts of Basel 2 capital standards on u.s. mortgage rates and mortgage securitization” , <http://www.federalreserve.org>

Hartung T., 2004, “Operational Risks: Modelling and Quantifying the Impact of Insurance Solutions,” Working Paper, Institute of Risk Management and Insurance Industry, Ludwig-Maximilians - University Munich, Germany.

Hoffman D., G., 2002, *Managing operational risk. 20 Best Practices management Strategies*, John Wiley e sons, New York.

Hosking, J.R.M., Wallis, J.R., 1987, “Parameter and quantile estimation for the generalized pareto distribution”, in *Technometrics*, 29, pp. 339-49.

King J.L., 2001, *Operational risk: measurement and modelling*, Wiley Finance, Chichester.

Marshall C.L., 2001, *Measuring and managing operational risk in financial institutions*, John Wiley e sons, Ltd

McNeil A. J., Frey R., Embrechts P., 2005, *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques, and Tools*, Princeton University Press, Princeton.

Moscadelli M., 2004, *The modelling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the Basel Committee*, Temi di discussione del Servizio Studi di Banca d’Italia, giugno, numero 517.

Na H.S., 2004, “Analysing and Scaling Operational Risk”, Master Thesis, Erasmus University Rotterdam, Netherlands.

Na, H.S., Van Den Berg J., Miranda L.C., Leipoldt M., 2006, “An Econometric Model to Scale Operational Losses” *The Journal of Operational Risk* 1, 2, 11-31.

Pickands, J., 1975, “Statistical inference using extreme order statistics”, in *Annals of Statistics*, 3, pp. 119-31.

Previati D., 2005, “Le risposte manageriali alla gestione dei rischi operativi nei gruppi bancari”, *Newfin*, università Bocconi, Milano, Novembre, n. 7/05.

Reiss, R.D., Thomas M., 2001, *Statistical Analysis of Extreme Values, from Insurance, Finance, Hydrology and Other Fields*. Birkhauser, New York.

Rootzen H., Tajvidi N., 1997, “Extreme value statistics and wind storm losses: a case study”, *Scandinavian Actuarial Journal*, pp. 70-94.

Salvadori G., De Michele C., Kottegoda N., Rosso R., 2007, “Extremes in Nature. An approach using Copulas”, *WST Library Series*, Vol. 56, Springer

Samad-Khan S. J. A., Medapa P., 2000, “Is the Size of an Operational Loss Related to Firm Size?”, in *Operational Risk Magazine* , 1.

8. Appendice

Tabella 1a. Risultati bootstrap dei momenti della distribuzione di severity

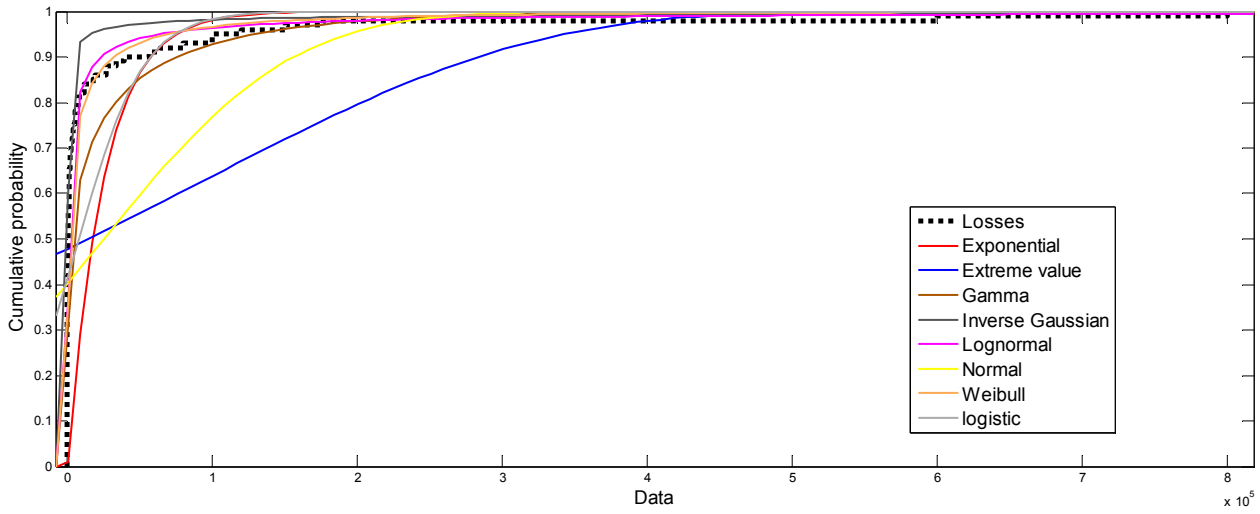
	Regolamentare	Effettivo	Globale
Media	25091.88	68,944.27	378,567.72
Deviazione standard	95,614.43	167,928.92	2676773.06
Mediana	368.07	2,208.64	2056.98
Asimmetria	5.80	3.21	9.03
Curtosi	40.65	13.07	99.61
Valore minimo	4.84	5.07	0
Valore massimo	674,290.12	836,713.39	29631572.71

Tabella 2a: Stime dei parametri delle distribuzioni tradizionali candidate al fitting dei dati

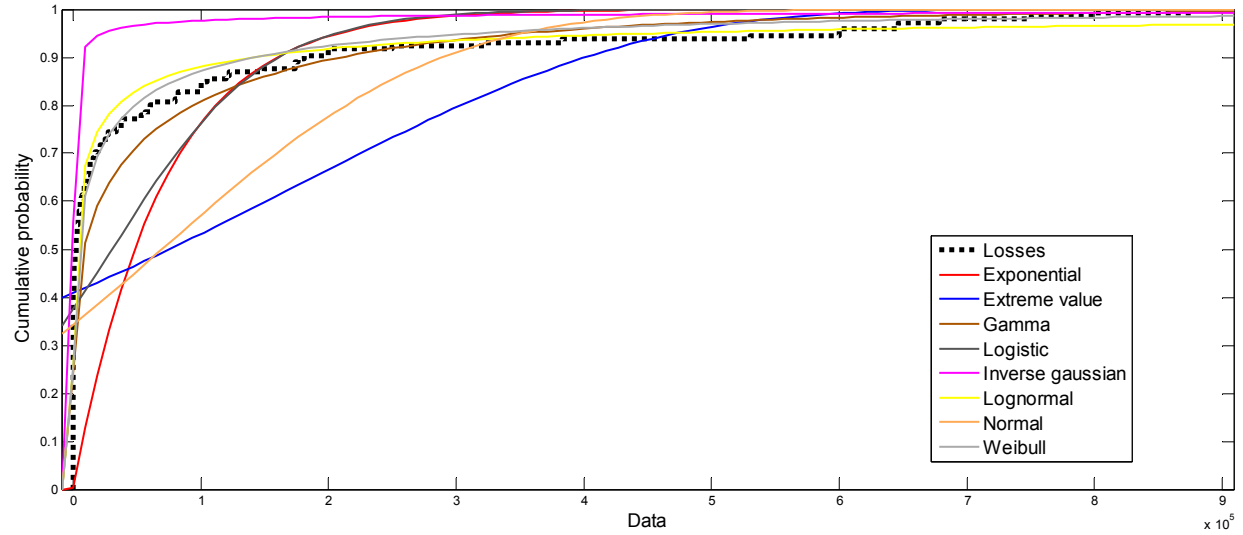
	Regolamentare	Effettivo	Globale
Distribuzione	Valori stimati	Valori stimati	Valori stimati
Esponenziale	Log likelihood: -1123.9 Parameter Estimate Std. Err. mu 25027.6 2490.34	Log likelihood: -1761.44 Parameter Estimate Std. Err. mu 69415.3 5764.63	Log likelihood: -2563.33 Parameter Estimate Std. Err. mu 383014 28159.8
Extreme value	Log likelihood: -1377.54 Parameter Estimate Std. Err. mu 96294.3 23841.2 sigma 224484 12210.9	Log likelihood: -2015.41 Parameter Estimate Std. Err. mu 174640 24100.5 sigma 271535 13886.9	Log likelihood: -3228.4 Parameter Estimate Std. Err. mu 3.16997e+006 842339 sigma 1.07668e+007 388517
Gamma	Log likelihood: -934.408 Parameter Estimate Std. Err. a 0.201277 0.0217233 b 124344 30670.2	Log likelihood: -1514.41 Parameter Estimate Std. Err. a 0.212244 0.0191854 b 327054 65951.7	
Logistic	Log likelihood: -1238.45 Parameter Estimate Std. Err. mu 7733.33 3403.89 sigma 22546 2156.21	Log likelihood: -1909.36 Parameter Estimate Std. Err. mu 30439.9 7775.31 sigma 59484.5 4641.6	Log likelihood: -2781.69 Parameter Estimate Std. Err. mu 93351 37459.4 sigma 344187 24369.7
Inversa gaussiana	Log likelihood: -819.312 Parameter Estimate Std. Err. mu 25027.6 48214.5 lambda 66.7723 9.39617	Log likelihood: -1419.95 Parameter Estimate Std. Err. mu 69415.3 155933 lambda 94.882 11.1433	
Lognormale	Log likelihood: -900.316 Parameter Estimate Std. Err. mu 6.4751 0.277307 sigma 2.78691 0.197558	Log likelihood: -1493.67 Parameter Estimate Std. Err. mu 7.7127 0.268365 sigma 3.23155 0.190752	
Normal	Log likelihood: -1307.79 Parameter Estimate Std. Err. mu 25027.6 10166.6 sigma 102173 7242.88	Log likelihood: -1952.69 Parameter Estimate Std. Err. mu 69415.3 14228.2 sigma 171330 10113.3	Log likelihood: -3037.68 Parameter Estimate Std. Err. mu 383014 241221 sigma 3.28096e+006 171265
Weibull	Log likelihood: -913.787 Parameter Estimate Std. Err. a 2774.61 862.56 b 0.340398 0.0242612	Log likelihood: -1501.87 Parameter Estimate Std. Err. a 11366.6 3032.43 b 0.330071 0.0208594	

Figura 1a: Funzione di ripartizione per le distribuzioni tradizionali candidate al fitting

Regolamentare



Effettivo



Globale

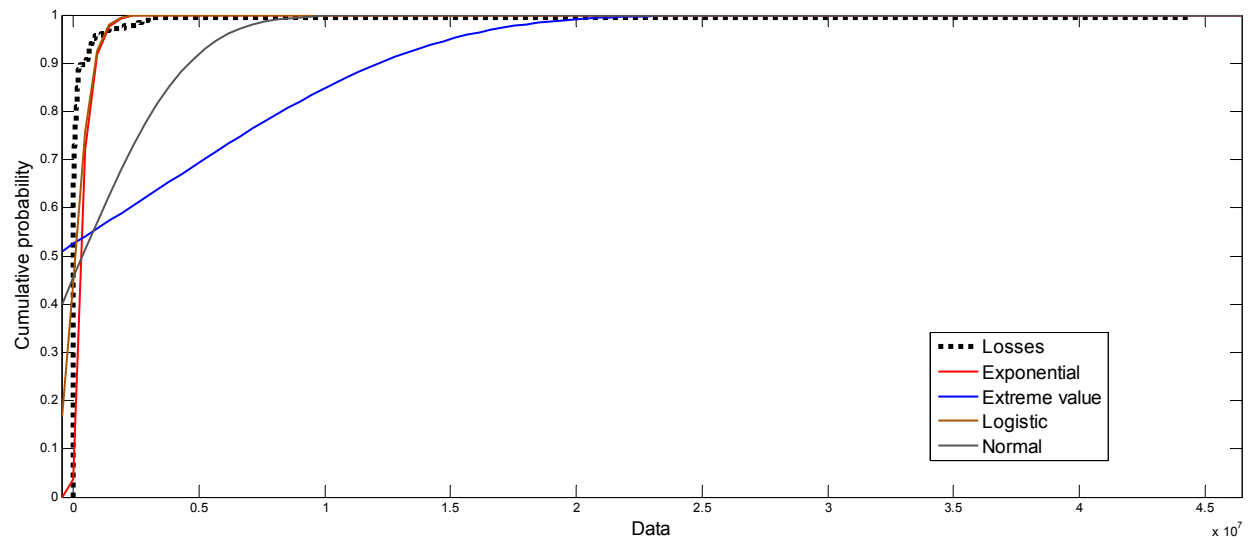
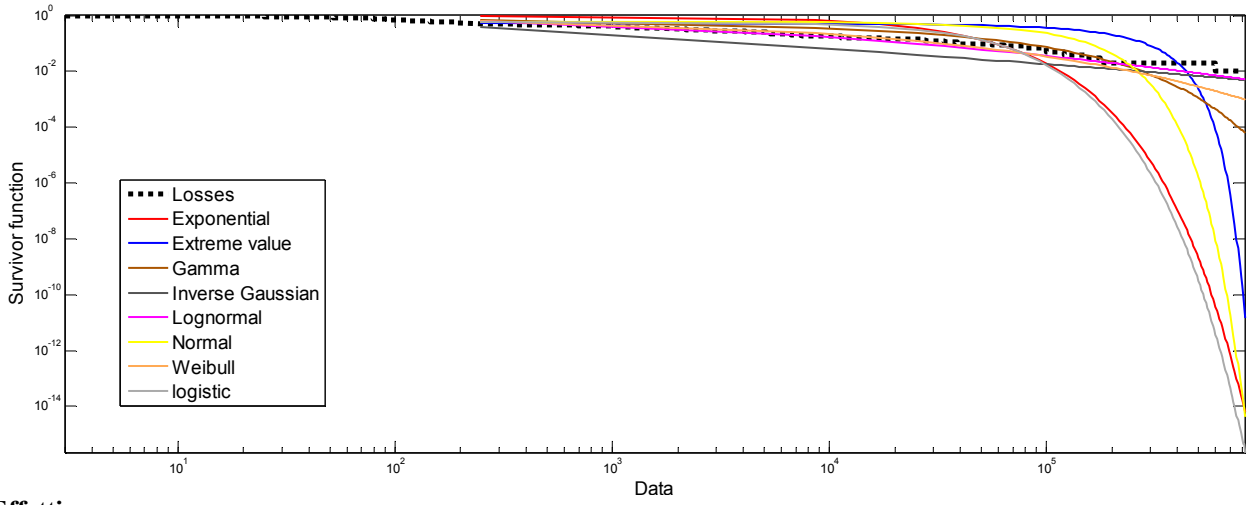
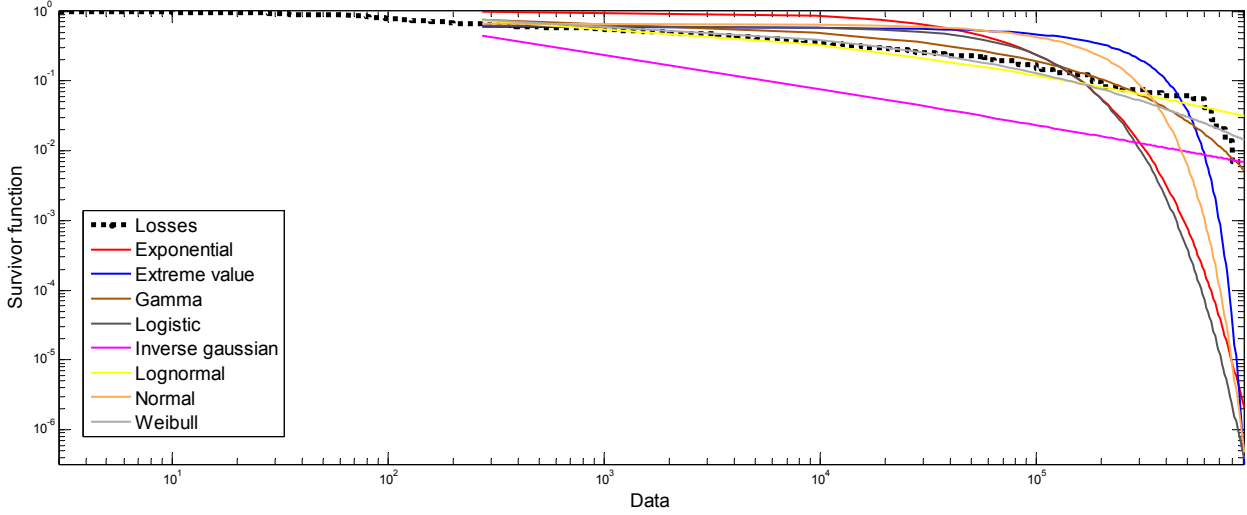


Figura 2a: Funzione survival su scala bi-logaritmica

Regolamentare



Effettivo



Globale

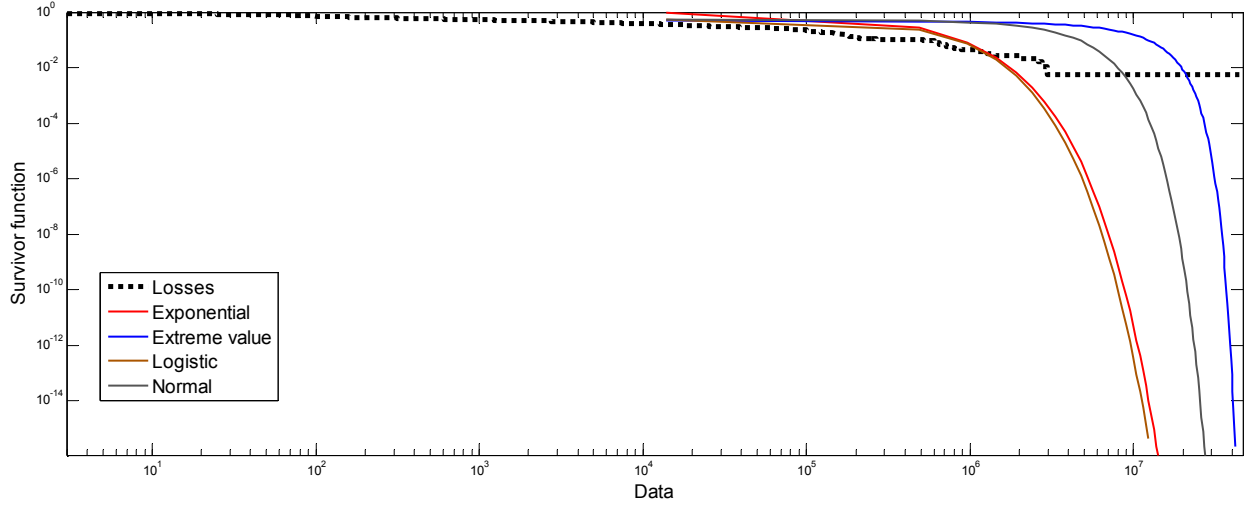
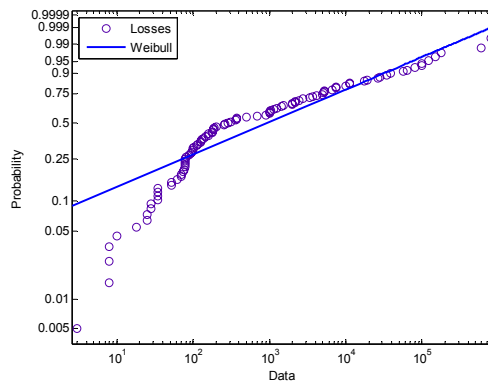
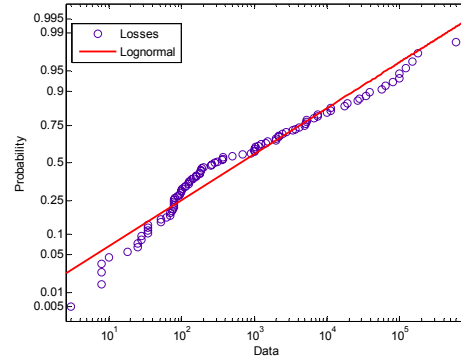
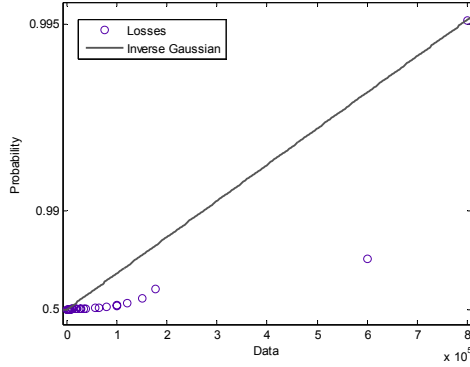
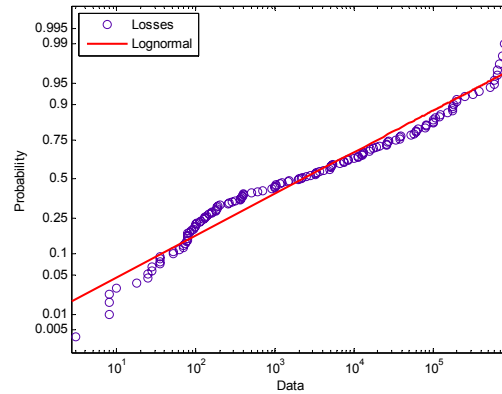
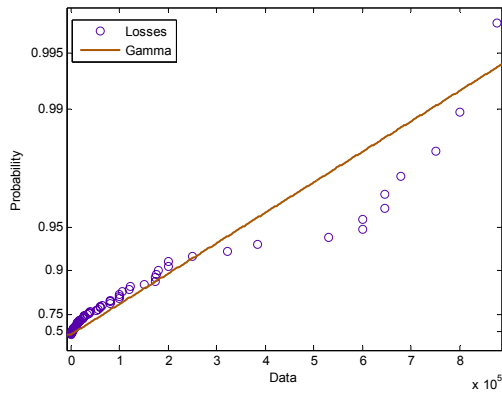


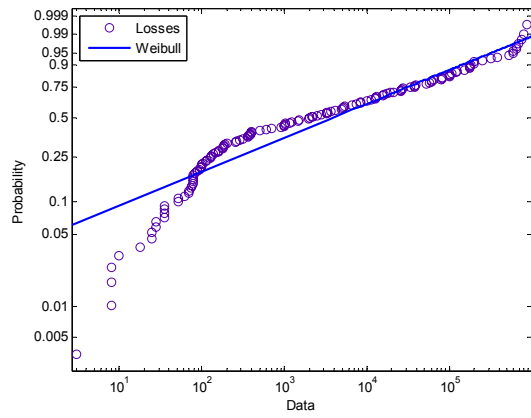
Figura 3a: Probability Plot dei dati rispetto alle distribuzioni selezionate per il fitting

Regolamentare



Effettivo





Globale

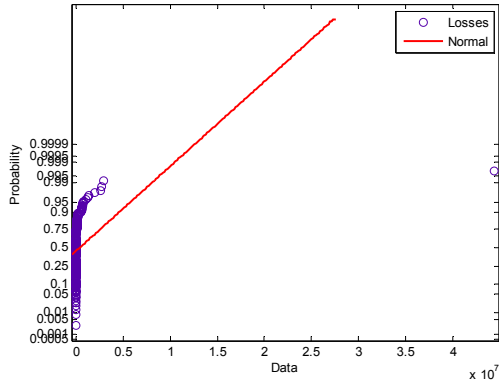
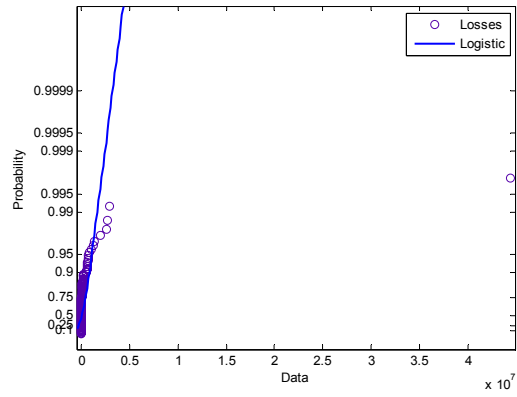
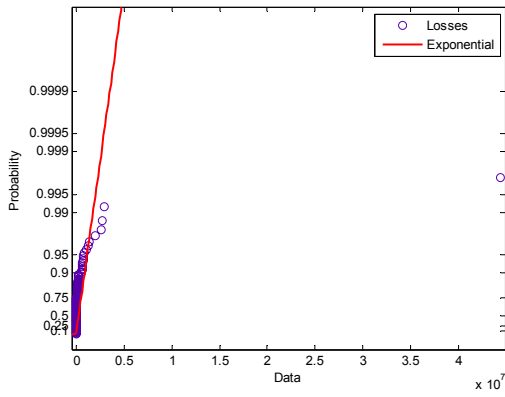


Tabella 3a: Test di Goodness of fit per le distribuzioni tradizionali selezionate per il fitting dei dati:
Test Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling

Regolamentare

Inversa Gaussiana	Lognormale	Weibull
*** Kolmogorov-Smirnov test ***		
KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358
KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat.:2.2801	KS test stat.:1.4134	KS test stat.:1.4933
*** Anderson-Darling test ***		
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:10.4503	AD test stat.:1.749	AD test stat.:3.5417

Effettivo

Gamma	Lognormale	Weibull
*** Modified Kolmogorov-Smirnov test ***		
KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358
KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat.:1.7716	KS test stat.:1.3456	KS test stat.:1.5272
*** Anderson-Darling test ***		
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:6.3759	AD test stat.:1.9368	AD test stat.:2.8558

Globale

Esponenziale	Normale
*** Kolmogorov-Smirnov test ***	
KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358
KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat.:8.6168	KS test stat.:6.2268
*** Anderson-Darling test ***	
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:Inf	AD test stat.:Inf

Figura 4a: Mean Excess Plot

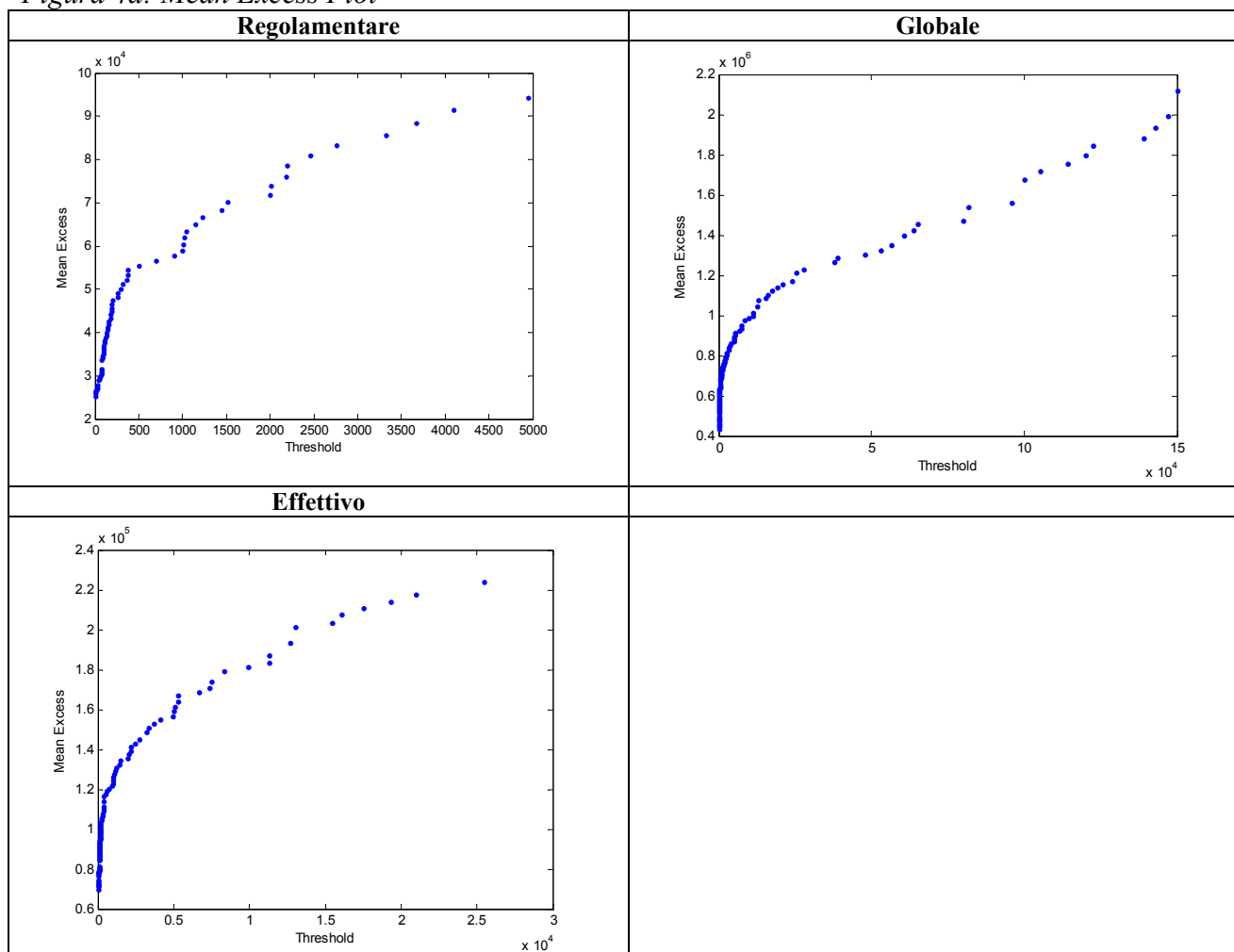
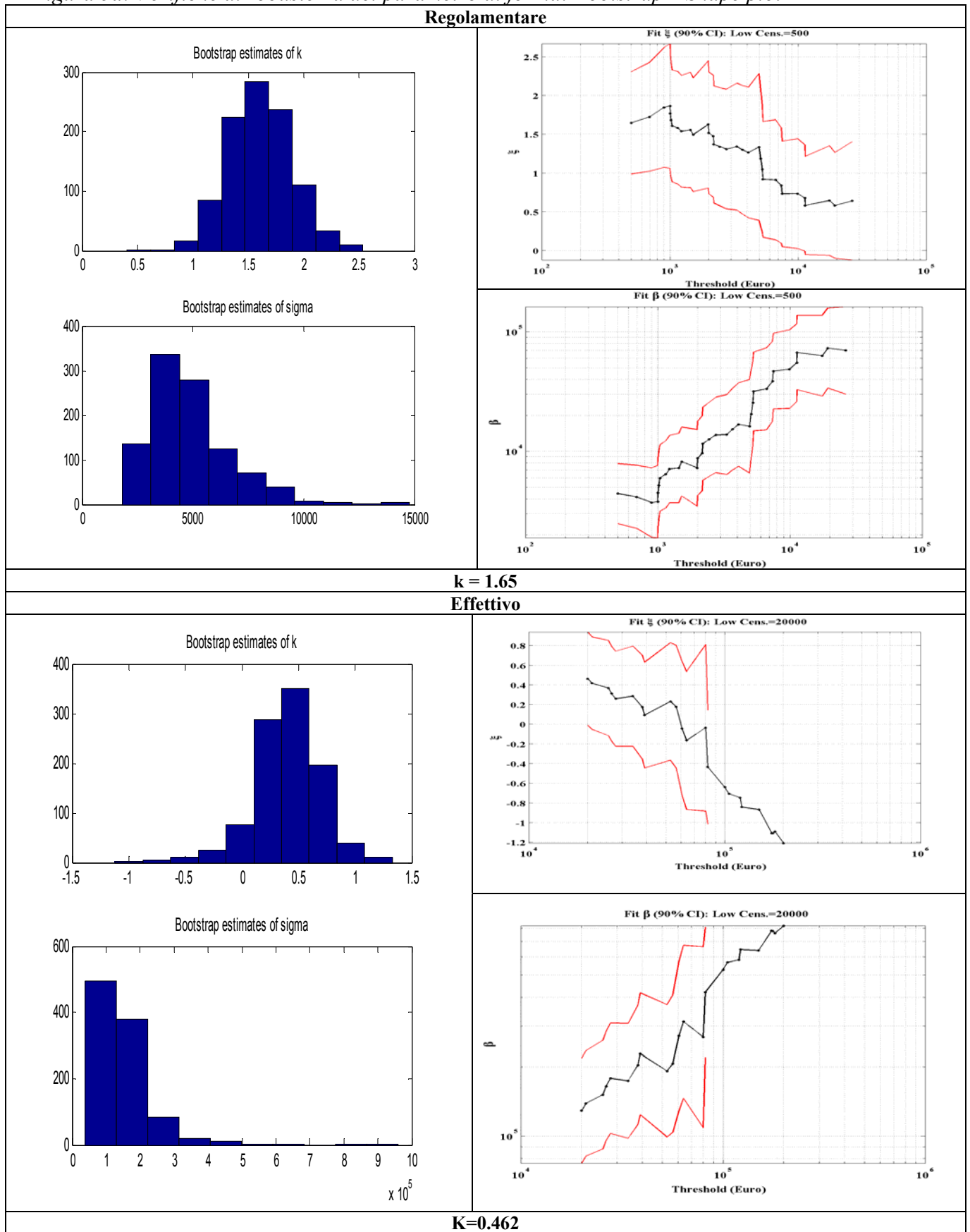


Tabella 4a: Parametri della “excess GPD” stimati con il metodo di massima verosimiglianza

Stime dei parametri della “excess GPD” mediante il metodo di massima verosimiglianza				
	Regolamentare	Effettivo	Globale	
Soglia	500	20000	15000	
Parametro di forma-k	1.65	0.462	1.0755	
Parametro di scala - σ	4435.39	129032.716	125642.4977	
Exceedances	45	42	65	

Figura 5a: Verifiche di robustezza del parametro di forma: Bootstrap – Shape plot



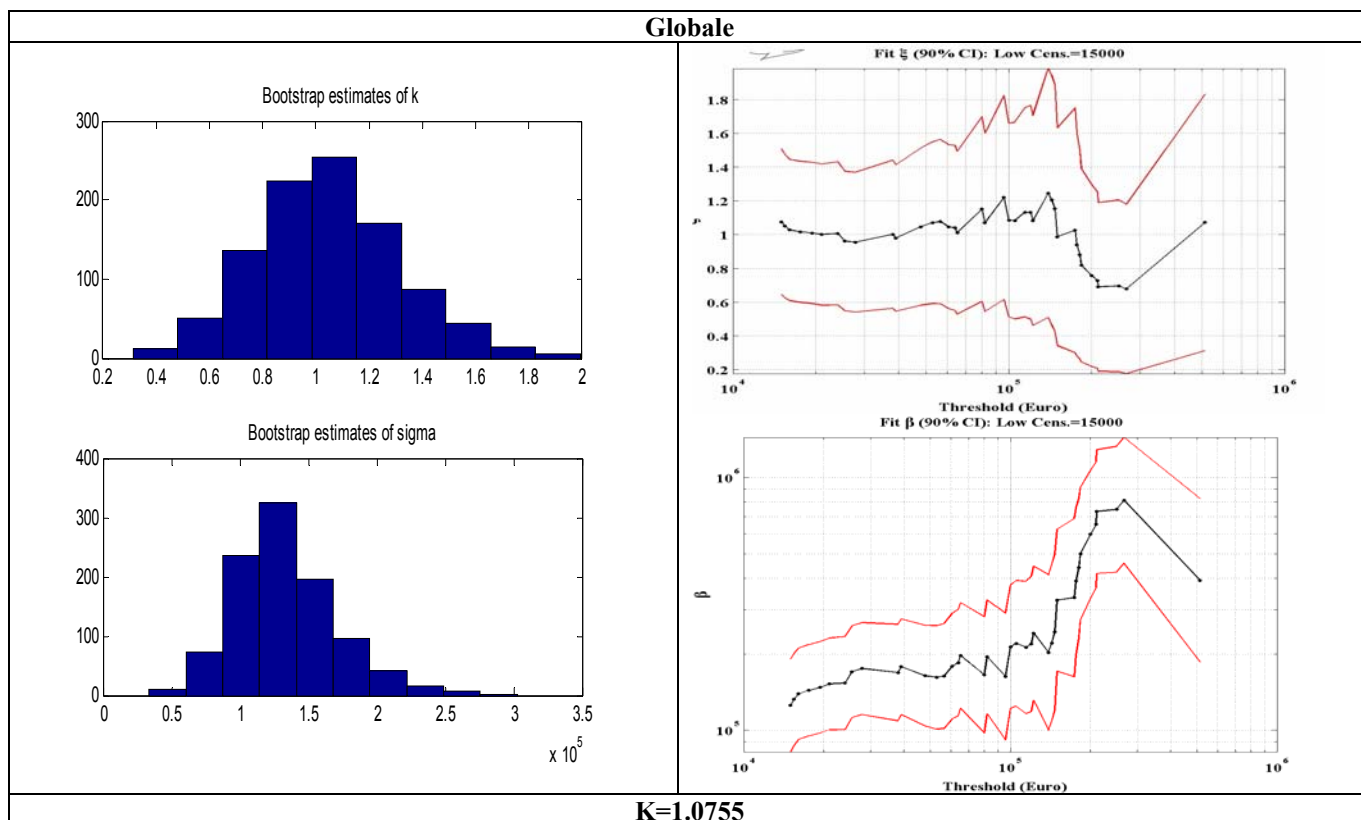


Tabella 5a: Risultati dei tests di goodness of fit per la “excess GPD”

Regolamentare	Effettivo	Globale
*** Kolmogorov-Smirnov test ***		
KS test crit. 90%: 1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%: 1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%: 1.358
KS test crit. 99%: 1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat: 0.4989	KS test stat.:0.71912	KS test stat:0.65116
*** Anderson-Darling test ***		
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:0.3561	AD test stat.:0.59412	AD test stat.:0.38694

Figura 6a: Probability Plot dei residui della “Excess GPD”

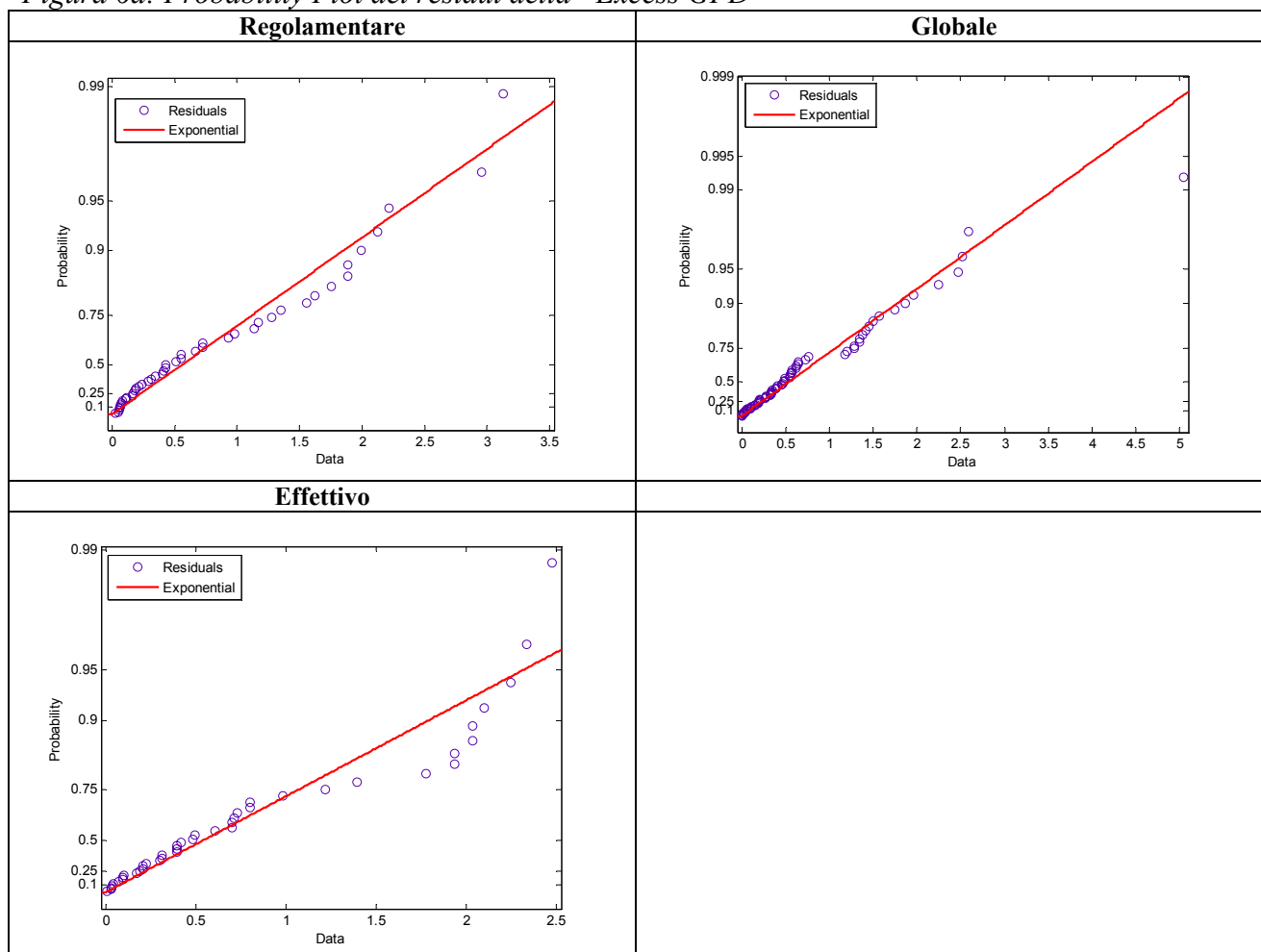


Tabella 6a: Parametri della “full GPD”

	Regolamentare	Effettivo	Globale
Parametro di scala della full GPD	1171.4037	72755.9123	40793.2431
Parametro di posizione della full GPD	-1482.4434	-101703.2221	-63893.9027

Figura 7a: Confronto tra le funzioni di ripartizione (in alto, scala semi-logaritmica) e di sopravvivenza (in basso, scala bi-logaritmica) empiriche (simboli) con quelle fornite dal modello "Full GPD" (linee).

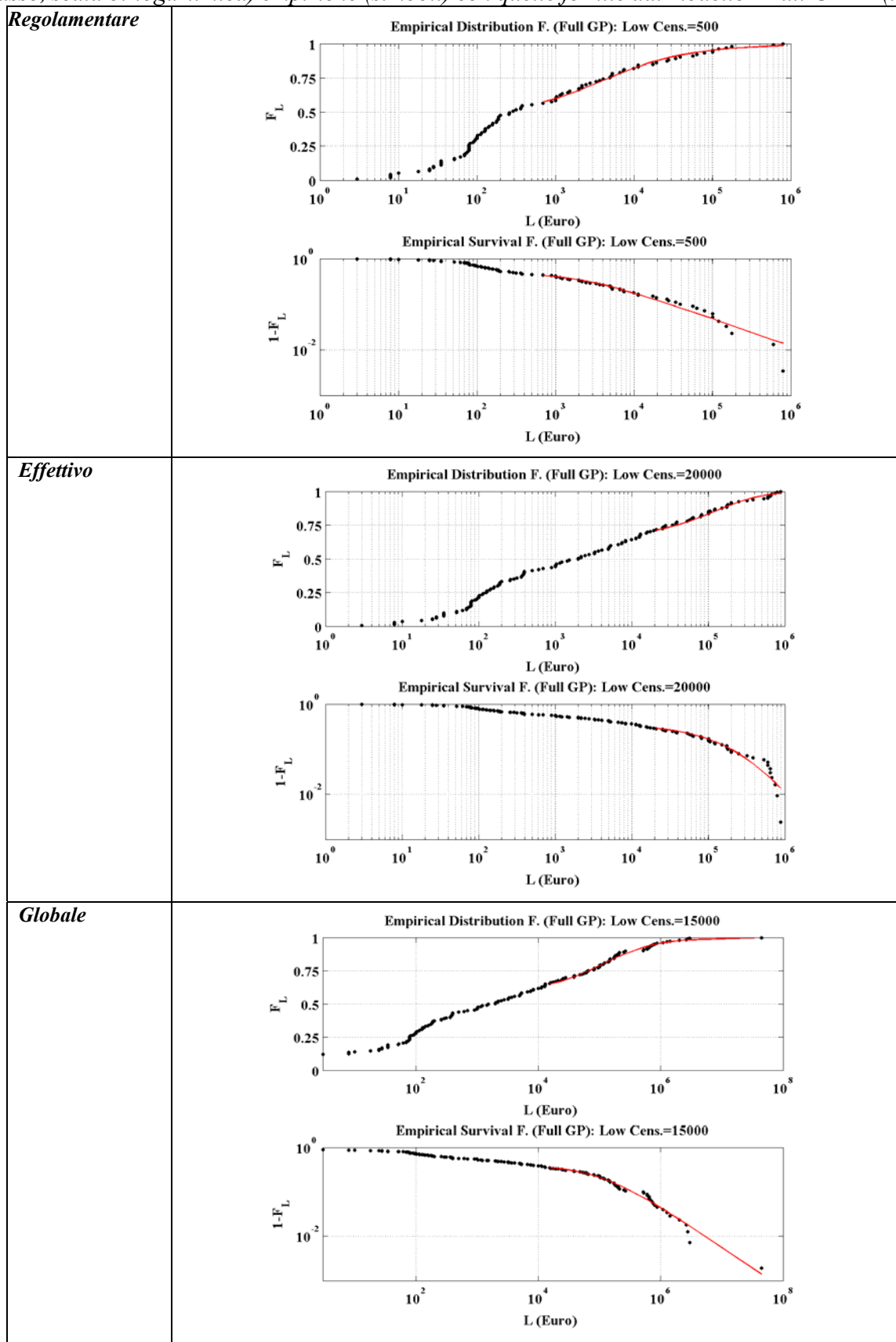


Tabella 7a: VAR performance analysis per la severity

*** VAR performance analysis ***	
Regolamentare	Globale
<p>*** Numero teorico di scostamenti *** Numero di scostamenti atteso al 90% di confidenza:10.1 Numero di scostamenti atteso al 95% di confidenza:5.05 Numero di scostamenti atteso al 99% di confidenza:1.01 Numero di scostamenti atteso al 99,9% di confidenza:0.101</p> <p>*** Numero effettivo di scostamenti per la GPD *** Numero di scostamenti al 90% di confidenza:12 Numero di scostamenti al 95% di confidenza:7 Numero di scostamenti al 99% di confidenza:0 Numero di scostamenti al 99,9% di confidenza:0 Violations sum = 4,9</p> <p>*** Numero effettivo di scostamenti per la lognormale*** Numero di scostamenti al 90% di confidenza: 14 Numero di scostamenti al 95% di confidenza:9 Numero di scostamenti al 99% di confidenza:2 Numero di scostamenti al 99,9% di confidenza:0 Violations sum = 8,9</p>	<p>*** Numero teorico di scostamenti *** Numero di scostamenti atteso al 90% di confidenza:18.5 Numero di scostamenti atteso al 95% di confidenza:9.25 Numero di scostamenti atteso al 99% di confidenza:1.85 Numero di scostamenti atteso al 99,9% di confidenza:0.185</p> <p>*** Numero effettivo di scostamenti per la GPD *** Numero di scostamenti al 90% di confidenza:19 Numero di scostamenti al 95% di confidenza:9 Numero di scostamenti al 99% di confidenza:1 Numero di scostamenti al 99,9% di confidenza:0 Violations sum = 1,7</p> <p>*** Numero effettivo di scostamenti per l'esponenziale *** Numero di scostamenti al 90% di confidenza:8 Numero di scostamenti al 95% di confidenza:7 Numero di scostamenti al 99% di confidenza:5 Numero di scostamenti al 99,9% di confidenza:3 Violations sum = 18,7</p>
Effettivo	
<p>*** Numero teorico di scostamenti *** Numero di scostamenti atteso al 90% di confidenza:14.5 Numero di scostamenti atteso al 95% di confidenza:7.25 Numero di scostamenti atteso al 99% di confidenza:1.45 Numero di scostamenti atteso al 99,9% di confidenza:0.145</p> <p>*** Numero effettivo di scostamenti per la GPD *** Numero di scostamenti al 90% di confidenza:14 Numero di scostamenti al 95% di confidenza:10 Numero di scostamenti al 99% di confidenza:0 Numero di scostamenti al 99,9% di confidenza:0 Violations sum = 3,8</p> <p>*** Numero effettivo di scostamenti per la lognormale*** Numero di scostamenti al 90% di confidenza:19 Numero di scostamenti al 95% di confidenza:9 Numero di scostamenti al 99% di confidenza:0 Numero di scostamenti al 99,9% di confidenza:0 Violations sum = 7,8</p>	

Tabella 8a: GPD Median shortfall

	Regolamentare	Effettivo	Globale
GPD median shortfall per la soglia iniziale	6240	125434.4096	144374
GPD median shortfall per soglia pari al 99,9° quantile della distribuzione teorica	194,253,044	5,028,703	134,544,281

Tabella 9a: Frequenze media teorica annualizzata delle perdite maggiori di determinati valori-soglia

*** Frequenza media annualizzata delle exceedances rispetto ad un valore soglia***
I valori sono uguali per i tre data set
Frequenza media annualizzata delle exceedances rispetto al 90°quantile:36.5
Frequenza media annualizzata delle exceedances rispetto al 95°quantile:18.25
Frequenza media annualizzata delle exceedances rispetto al 99°quantile:3.65
Frequenza media annualizzata delle exceedances rispetto al 99.9°quantile:0.365

Tabella 10a: Risultati del fitting dei dati al di sotto della soglia della GPD

	Regolamentare	Effettivo	Globale
Distribuzione	Valori stimati	Valori stimati	Valori stimati
Esponenziale	Log likelihood: -325.349 Parameter Estimate Std. Err. mu 122.707 16.3975	Log likelihood: -912.739 Parameter Estimate Std. Err. mu 2595.52 255.744	Log likelihood: -1075.82 Parameter Estimate Std. Err. mu 2155.95 193.61
Extreme value	Log likelihood: -356.018 Parameter Estimate Std. Err. mu 182.469 19.5677 sigma 137.309 12.0381	Log likelihood: -1044.1 Parameter Estimate Std. Err. mu 5173.99 639.784 sigma 6080.56 389.639	Log likelihood: -1253.24 Parameter Estimate Std. Err. mu 4613.8 573.168 sigma 5975.61 342.083
Gamma	Log likelihood: -324.413 Parameter Estimate Std. Err. a 1.27119 0.215886 b 96.5299 19.9913	Log likelihood: -858.968 Parameter Estimate Std. Err. a 0.369384 0.0413497 b 7026.61 1384.34	
Logistic	Log likelihood: -338.335 Parameter Estimate Std. Err. mu 106.637 12.6918 sigma 55.4603 6.34242	Log likelihood: -999.433 Parameter Estimate Std. Err. mu 1597.01 333.373 sigma 2033.89 181.945	
Inversa gaussiana	Log likelihood: -283.402 Parameter Estimate Std. Err. mu 122.707 24.8181 lambda 53.5657 10.123	Log likelihood: -769.157 Parameter Estimate Std. Err. mu 2595.52 1567.12 lambda 69.1243 9.63223	
Lognormale	Log likelihood: -328.226 Parameter Estimate Std. Err. mu 4.36747 0.145297 sigma 1.08731 0.104145	Log likelihood: -848.993 Parameter Estimate Std. Err. mu 6.057 0.213141 sigma 2.16315 0.151823	
Normal	Log likelihood: -341.037 Parameter Estimate Std. Err. mu 122.707 14.4004 sigma 107.762 10.3218	Log likelihood: -1011.25 Parameter Estimate Std. Err. mu 2595.52 439.903 sigma 4464.53 313.348	Log likelihood: -1209.41 Parameter Estimate Std. Err. mu 2155.95 375.504 sigma 4181.43 267.142
Weibull	Log likelihood: -324.42 Parameter Estimate Std. Err. a 129.271 15.7145 b 1.15834 0.120344	Log likelihood: -854.123 Parameter Estimate Std. Err. a 1260.51 264.024 b 0.498729 0.0375957	

Tabella 11a: Risultati dei test di Goodness o fit delle distribuzioni della lower tail (dati al di sotto della soglia della GPD)

Regolamentare

Inversa Gaussiana	Lognormale	Weibull	Esponenziale
*** Kolmogorov-Smirnov test ***			
KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358
KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat.:1.9027	KS test stat.:1.1378	KS test stat.:0.61939	KS test stat.:0.97565
*** Anderson-Darling test ***			
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:3.5538	AD test stat.:0.99135	AD test stat.:0.28989	AD test stat.:0.62257

Effettivo

Gamma	Lognormale	Weibull
*** Modified Kolmogorov-Smirnov test ***		
KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358
KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat.:1.9496	KS test stat.:1.0601	KS test stat.:1.4686
*** Anderson-Darling test ***		
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:3.9031	AD test stat.:1.3629	AD test stat.:2.4274

Globale

Esponenziale	Normale	Estreme value
*** Kolmogorov-Smirnov test ***		
KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224	KS test crit. 90%:1.224
KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358	KS test crit. 95%:1.358
KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628	KS test crit. 99%:1.628
KS test stat.:5.3734	KS test stat.:3.5485	KS test stat.:4.1682
*** Anderson-Darling test ***		
AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933	AD test crit. 90%:1.933
AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492	AD test crit. 95%:2.492
AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857	AD test crit. 99%:3.857
AD test stat.:Inf	AD test stat.:21.4735	AD test stat.:23.0056

Tabella 12a: Numero delle perdite per anno e frequenza media annuale (parametro della Poisson)

Anno	Caso Regolamentare	Caso Effettivo	Caso Globale
1994	-	-	1
1996	1	1	1
1997	-	3	3
1998	-	1	2
1999	-	3	4
2000	-	11	13
2001	3	6	6
2002	7	7	7
2003	7	7	10
2004	15	17	21
2005	39	58	68
2006	29	31	49
Media	14,42	13,18	15,4
Totale	101	145	185

Tabella 13a: Mediana dei dati campionari per anno

Anno	Mediana - regolamentare	Mediana - Effettivo	Mediana - Globale
1994	-	-	1268000
1996	186,83	186,83	186,83
1997	-	81900	81900
1998	-	180759	637879,5
1999	-	13050	18525
2000	-	122429	122429
2001	100	3237	3237
2002	19339,18	19339,18	19339,18
2003	18	18	70
2004	128	190	693,3
2005	260,69	2316,21	4336
2006 (I semestre)	1448,83	1448,83	187
Media	3068,79	38624,91	179731,9008

Tabella 14a: CAR - risultati di sintesi

	Regolamentare	Effettivo	Globale
Perdita attesa stimata dalla mediana dei dati campionari	3068,79	38624.91	179,731.90
Contributo della perdita attesa al CAR	0.004%	2.10%	0.36%
Perdita attesa stimata come prodotto tra la media delle distribuzioni dei dati sotto la soglia GPD	1770.3578	58413.76	33201.63
Contributo della perdita attesa al CAR	0.002%	3.1825%	0.067%
Margine di intermediazione medio	280,428,000		
CAR al 99.9% di confidenza	70,902,361	1,835,476	49,108,662
CAR in cui la frequenza media annuale delle exceedances è calcolata rispetto al 99° quantile	709,023,612	18,354,767	491,086,626
VAR come convoluzione tra mistura tradizionale-full GPD e Poisson)	4,354,937,747	14,006,489	1,628,014,693