

Modelarea riscului de piață în contextul Acordului Basel III

Nicolae DARDAC

Academia de Studii Economice, București
nicolae.dardac@fin.ase.ro

Alina GRIGORE

Academia de Studii Economice, București
alina.grigore@fin.ase.ro

Rezumat. *Acordul Basel III a revelat noi aspecte ce trebuie luate în considerare în ceea ce privește managementul riscurilor și activitatea de supraveghere a sistemelor bancare. Băncile pot utiliza modele interne pentru a-și determina cerințele minime de capital impuse de noile reglementări ce vor fi adoptate gradual în perioada 2013-2019. În acest context, implementarea modelelor interne de către bănci, prin aplicarea VaR sau ES, reprezintă o provocare atât prin prisma creșterii permanente a numărului de metode utilizate, cât și a complexității abordărilor practice. Studiul de față își propune estimarea riscului de piață prin VaR și ES, folosind metode parametrice, neparametrice și simulări Monte Carlo. De asemenea, vor fi implementate și teste de stres pentru a evalua adecvarea capitalului în condiții de criză.*

Cuvinte-cheie: VaR; ES; simulări Monte Carlo; modele GARCH; kernel smoothing.

Coduri JEL: C14, C15, G21.

Coduri REL: 11B, 10Z.

1. Introducere

Declanșarea actualei crizei financiare globale a evidențiat în mod pregnant o sporire a vulnerabilităților la nivelul sistemelor bancare. Globalizarea și competiția dintre bănci au determinat o utilizare excesivă a inovațiilor financiare și, deopotrivă, creșterea levierului, în demersul acestora de a-și menține profitabilitatea. Apetitul exagerat al băncilor de a oferi spre tranzacționare instrumente financiare sofisticate, greu de evaluat (precum collateralized debt obligation, mortgaged backed securities și credit default swaps) a condus la subestimarea și concentrarea riscurilor, concretizate ulterior în erodarea capitalurilor acestora.

Foarte multe studii consacrate analizei actualei crize financiare subliniază faptul că una din cauzele majore care au condus la declanșarea ei a fost reprezentată de existența anumitor slăbiciuni ale cadrului de reglementare și supraveghere. Există, deci, la nivel internațional un consens în privința revizuirii și regândirii cadrului de reglementare și supraveghere a activității bancare, concretizat în demersul autorităților de a implementa progresiv în anii următori (2013-2019) *Acordul Basel III*.

În documentul „*Revisions to the Basel II market risk framework*,” publicat în februarie 2011 și realizat de către Comitetul Basel pentru Supraveghere Bancară, se subliniază faptul că este necesară tratarea mai cuprinzătoare a riscurilor, în special a celor survenite din tranzacțiile pe piața de capital, precum și o creștere a calității capitalurilor destinate acoperirii pierderilor. Aceste constatări sunt rezultatul unui management al riscului ce a subestimat capitalul economic al băncilor în condiții de stres al piețelor financiare. Studii recente evocă faptul că, în perioada 2007-2009, cele mai multe bănci au înregistrat pierderi semnificative comparativ cu cerințele minime de capital determinate conform reglementărilor privind riscul de piață în cadrul Pilonului 1 (Basel II). În absența unui nivel corespunzător al capitalului și, deci, al lichidității, unele bănci s-au prăbușit, iar altele au trebuit să-și reorganizeze activitatea. În acest context, noile reglementări vizează adecvarea capitalurilor și în funcție de lichiditatea instrumentelor financiare și, în special, au în vedere instrumentele mai puțin lichide și care sunt emise pe un orizont de timp mai mare.

O altă problemă generată de criza actuală este legată de prociclicitatea cerințelor minime de capital, care determină niveluri mai reduse ale capitalurilor în perioadele de expansiune, respectiv capitaluri mai mari în perioadele de recesiune. În viziunea lui Minsky (1992), efectele prociclicității sunt cauzate și de comportamentul uman care amplifică șocurile financiare, afectând instituțiile și piețele financiare și în cele din urmă economia, în ansamblul ei.

Criza actuală a demonstrat că, prin prevederile lor, reglementările Basel II au condus la creșterea senzitivității riscului și a acoperirii ineficiente a cerințelor de capital, pe măsură ce fluctuațiile în ciclurile economice au determinat deteriorarea calității activelor și pasivelor din bilanțurile băncilor, dar și înregistrarea unor expuneri necontrolabile pentru elementele extrabilanțiere. Pentru a reduce prociclicitatea cerințelor minime de capital aferente riscului de piață, noile reglementări propuse prin Acordul Basel III vizează aplicarea unor teste de stres în măsurarea Value-at-Risk (VaR) realizate pe o perioadă de observație de cel puțin un an de la înregistrarea pierderilor semnificative.

Implementarea modelelor interne de către bănci prin aplicarea Value at Risk reprezintă o provocare prin prisma creșterii permanente a numărului de metode utilizate și, totodată, a complexității abordărilor teoretice și studiilor empirice, printre care menționăm: abordări parametrice liniare și neliniare (Alexander, 2008), simulări istorice (Boudoukh, Richardson, Whitelaw, 1998, Barone-Adesi, Giannopoulos, Vosper, 1999, ș.a.), Extreme Value Theory (McNeil, Frey, 2000), simulări Monte Carlo (Glasserman, 2004), metode de regresie a cuantilelor CAViaR (Conditional Autoregressive Value at Risk, Engle, Manganelli, 2004), tehnici Markov Switching (Gray, 1996, Klassen, 2002, Haas et al., 2004).

În practică, complexitatea și dificultatea implementării modelelor VaR rezidă în selectarea specificației adecvate a modelului de măsurare a riscului de piață, având în vedere faptul că metodologiile diferite conduc la cerințe de capital diferite. Numeroase studii în această direcție au fost realizate de către Berkowitz, Christoffersen și Pelletier (2011), Perignon și Smith (2010a, 2010b), Perignon, Deng, Wang (2008), Christoffersen (1998, 2001, 2004), Sarma et al. (2003), Lopez (1998).

În acest context, problematica măsurării și a evaluării riscului de piață reprezintă o provocare de maximă actualitate atât pentru autoritățile de reglementare și supraveghere și pentru bănci, cât și pentru cercetători.

Comitetul de la Basel pentru Supraveghere Bancară a abordat prin documentul „*Revisions to the Basel II market risk framework*” (2011) noi aspecte ce trebuie luate în considerare în măsurarea riscului de piață. În acest context, cerințele de capital aferente portofoliului de tranzacționare determinate prin modele interne sunt obiectul unor cerințe de capital privind riscul de piață general și specific utilizând VaR pe 10 zile pentru 99% interval de încredere și VaR în condiții de stres. Una dintre revizuirile importante privind modelarea riscului specific se referă la cerințele de capital privind riscul incremental, care include riscul de nerambursare și riscul de migrare pentru produsele de creditare nesecurizate.

Un studiu de impact privind portofoliul de tranzacționare realizat de Comitetul de la Basel pentru Supraveghere Bancară în anul 2009 pentru 49 de bănci din 10 țări a avut drept scop măsurarea cerințelor de capital ținând seama și de riscul incremental, expunerile generate de operațiunile de securitizare, testele de stres asupra VaR și riscul specific asociat expunerilor generate de acțiunile tranzacționate potrivit abordării standard. Studiul de impact realizat indică o creștere medie pe ansamblu a cerințelor de capital cu 11,5%, respectiv o creștere medie cu 223,7% a cerințelor de capital aferente riscului de piață. Dintre cele patru criterii analizate, creșterea cerințelor de capital pentru riscul de piață se datorează după cum urmează: 110,8% stresstesting VaR, 60,4% riscul incremental, 5,4% operațiunile de securitizare, 0,2% riscul specific aferent acțiunilor. Cu alte cuvinte, în măsurarea riscului de piață nu se luau în considerare aceste elemente-cheie privind riscul, ceea ce a condus la creșterea excesivă a levierului în portofoliul de tranzacționare cu consecințele de rigoare.

2. Analiza datelor

Așa cum am menționat, scopul prezentului studiu îl reprezintă estimarea riscului de piață aferent poziției valutare și poziției pe titluri de capital prin intermediul Value-at-Risk și Expected Shortfall. În acest sens, am construit un portofoliu format din patru valute (euro, dolarul american, lira sterlină și francul elvețian) și un alt portofoliu format din cele mai tranzacționate cinci acțiuni pe piața de capital din România (SIF1, SIF2, SIF3, SIF4 și SIF5). Studiul are, deci, la bază ideea de a găsi o distribuție empirică a randamentelor pentru riscul valutar, respectiv pentru riscul poziției pe titluri de capital. Seriile de date utilizate pentru primul portofoliu au fost extrase din baza de date a Băncii Naționale a României, reprezentând cursul de schimb EUR/RON, USD/RON, GBP/RON și CHF/RON, cu o frecvență zilnică din perioada 8 ianuarie 2002 – 8 aprilie 2011 (2267 observații). Pentru cel de-al doilea portofoliu, datele au fost extrase din baza de date a Bursei de Valori București, de asemenea, cu o frecvență zilnică din perioada 8 ianuarie 2002 – 8 aprilie 2011 (2267 observații).

Randamentele celor două portofolii considerate au fost determinate prin următoarea formulă de calcul:

$$R_i = \ln \frac{S_t}{S_{t-1}} \quad (1)$$

unde: R_i reprezintă randamentul activului i , iar S_t reprezintă cursul de schimb i dintre două monede la momentul t , respectiv cursului acțiunii i . În cazul

portofoliului de valute am presupus pentru euro o pondere 70%, dolarul american 10%, lira sterlină 5%, iar francul elvețian 15%. În cazul portofoliului format din acțiuni am presupus ponderi egale investite în cele cinci acțiuni aparținând companiilor SIF.

Pentru estimarea riscului de piață am procedat în continuare la analiza comportamentului seriilor de date utilizate, respectiv a randamentului portofoliului de valute și a celui format din acțiuni. În tabelul de mai jos, am prezentat statisticile descriptive ale seriilor de date. Se observă faptul că randamentele ambelor portofolii au un coeficient de aplatizare mai mare decât 3, deci seriile sunt leptocurtice. În plus, când analizăm lungimea cozilor distribuțiilor celor două portofolii, coeficientul de asimetrie indică o asimetrie la dreapta pentru randamentul portofoliilor de valute și una la stânga pentru randamentul portofoliului de acțiuni.

Tabelul 1

**Statistici descriptive ale
randamentelor portofoliilor analizate**

<i>Indicatori</i>	<i>Rp valute</i>	<i>Rp acțiuni</i>
Medie	0.0001	0.0010
Minim	-0.0274	-0.1608
Maxim	0.0340	0.1382
Dev. Standard	0.0048	0.0275
Skewness	0.5337	-0.1108
Kurtosis	8.7594	7.7276

De asemenea, a fost necesar să analizăm și evoluția randamentelor portofoliilor alese. Pe baza figurii de mai jos în care se ilustrează evoluția randamentelor portofoliilor de valute și acțiuni se pot trage o serie de concluzii.

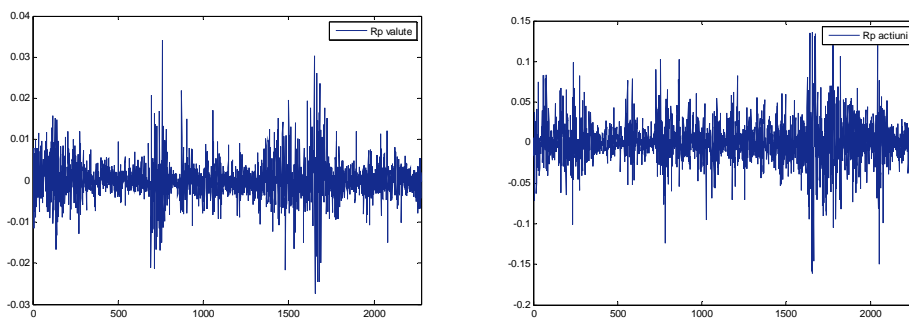


Figura 1. *Evoluția randamentelor portofoliului de valute și acțiuni*

În primul rând, se observă faptul că randamentele portofoliilor sunt heteroscedastice. Se remarcă și prezența efectului de grupare a volatilității randamentelor, alternând perioadele cu volatilitate mică urmate de variații mici cu perioadele cu volatilitate ridicată urmată de variații mari ale randamentelor. În al doilea rând, volatilitatea randamentului portofoliului de acțiuni este mult mai mare comparativ cu cea aferentă randamentului portofoliului format din valute, ceea ce determină și cerințe de capital mai mari în cazul riscului de poziție pe titluri de capital comparativ cu cel aferent poziției valutare. În al treilea rând, se remarcă faptul că în ultimii ani (2008-2011) a sporit în mod deosebit și volatilitatea randamentelor analizate, perioadă ce surprinde actuala criza financiară globală. În cazul portofoliului de acțiuni ale companiilor SIF maximul randamentului a fost de 13,82%, iar minimul atins a fost -16,08%, în timp ce în cazul portofoliului de valute, 3,4%, respectiv -2,74%.

3. Modelarea riscului de piață

Estimarea riscului de piață prin VaR și Expected Shortfall se circumscrie modelelor parametrice, simulărilor istorice și simulărilor Monte Carlo consacrate în managementul riscului. În studiul întreprins, am utilizat următoarele modele: un model parametric cu un mix de distribuții normale, trei modele neparametrice bazate pe simulări istorice și un model cu simulări Monte Carlo. Estimațiile au fost realizate în programul Matlab.

3.1. Modelul parametric cu un mix de distribuții normale

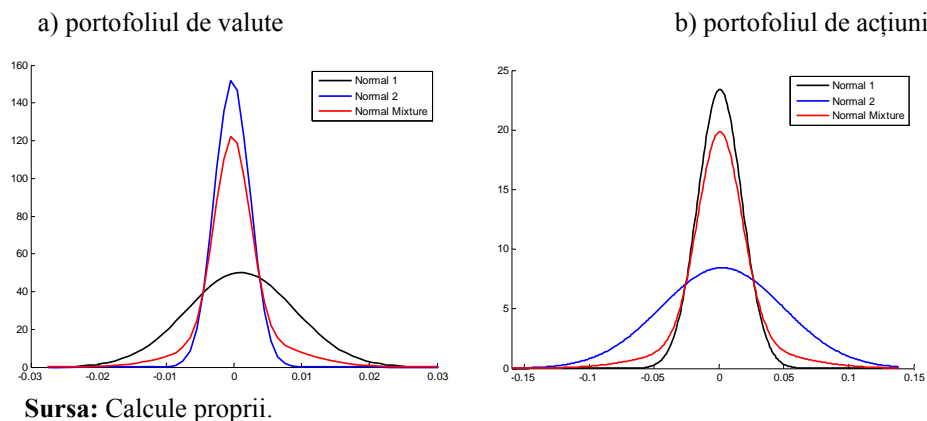
Pentru a surprinde diferite stări ale piețelor financiare se poate recurge la utilizarea unor distribuții mixte. Cu alte cuvinte, o distribuție mixtă va ține cont de distribuția marginală a randamentelor instrumentelor financiare. În cazul în care presupunem că există un regim de piață volatil descris de o distribuție a randamentelor de medie μ_1 și varianță σ_1^2 și un regim de piață nevolatil descris de o distribuție de medie μ_2 și varianță σ_2^2 , se poate forma o distribuție mixtă ce are următoarea funcție de densitate:

$$G(x) = \pi F(x; \mu_1, \sigma_1^2) + (1 - \pi) F(x; \mu_2, \sigma_2^2) \quad (2)$$

unde:

π reprezintă probabilitatea asociată regimului volatil, iar $F(x; \mu_t, \sigma_t^2)$ reprezintă funcția de distribuție normală a activului t cu media și varianța aferentă.

În figura 2 de mai jos am prezentat aproximarea distribuției randamentelor cu distribuția mixtă pentru cele două portofolii. Se constată faptul că una dintre distribuțiile normale are o deviație standard mai mică corespunzătoare regimului mai puțin volatil, iar cealaltă distribuție are o deviație standard mult mai mare aferentă regimului volatil.



Sursa: Calcule proprii.

Figura 2. Aproximarea distribuției randamentelor cu un mix de distribuții normale

Estimarea parametrilor mixului de distribuții normale se realizează utilizând anumiți algoritmi, dintre care algoritmul Expectation Maximization (EM) (Alexander, 2008) este unul ce captează cel mai bine comportamentul datelor istorice. Spre deosebire de metodele de maximizare a funcțiilor de verosimilitate, algoritmul EM presupune că există anumiți parametri sau variabile care nu sunt direct observabile. În cazul portofoliului de valute, de exemplu, am presupus că rentabilitățile istorice sunt generate de un mix de distribuții normale, în care una dintre distribuțiile componente înglobează o volatilitate mai mare, iar cealaltă distribuție o volatilitate mai redusă. Prin urmare, nu putem stabili cu certitudine în ce măsură un regim al volatilității ridicate sau scăzute determină randamentul portofoliului, ci doar putem asocia o probabilitate de apariție a regimului volatilității ridicate, respectiv scăzute.

Algoritmul EM introduce în mod explicit o variabilă latentă în maximizarea funcției de verosimilitate. Pentru a obține parametrii ce caracterizează o distribuție mixtă, algoritmul EM presupune un proces iterativ în doi pași, pasul-E și pasul-M. Pasul-E presupune calculul funcției de verosimilitate așteptate (*expected log likelihood*) pentru rezultatele obținute ale parametrilor funcției ce trebuie optimizate și ale distribuției valorilor înregistrate de variabila latentă. În pasul-M, care presupune o optimizare, se vor găsi noi valori ale parametrilor care maximizează funcția de verosimilitate.

Algoritmul iterează succesiv cei doi pași până când se ajunge la convergență. În tabelul 2 sunt prezentate rezultatele estimărilor obținute pentru modelul ales aplicând algoritmul EM.

În tabelul 2 am prezentat rezultatele estimărilor obținute pentru modelul ales aplicând algoritmul EM. Din tabelul 2 se observă că în cazul portofoliului de valute am estimat o probabilitate de apariție de 29,01% a regimului în care randamentele zilnice sunt de medie 0,10% și deviație standard 0,79%, respectiv 70,99% a regimului în care randamentele zilnice sunt de medie -0,02% și deviație standard 1,70%. Cu alte cuvinte, i s-a acordat o importanță mai mare regimului cu volatilitate redusă. Similar, remarcăm și pentru portofoliul de acțiuni întrucât probabilitatea de apariție a regimului volatil ($\sigma_2 = 4,69\%$) este 23,82%.

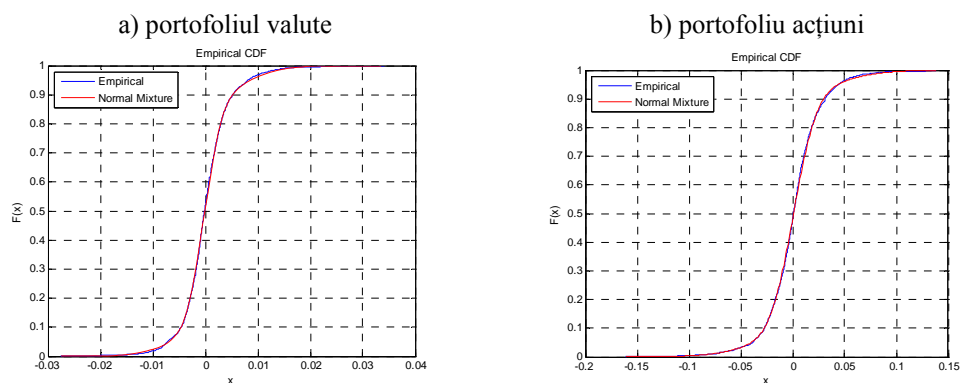
Tabelul 2

Parametrii estimați ai mixului de distribuții normale

Variabilă	π	μ_1 (%)	μ_2 (%)	σ_1 (%)	σ_2 (%)
Rp valute	0,2901	0,10	-0,02	0,79	0,26
Rp acțiuni	0,2382	0,23	0,06	4,69	1,70

Sursa: Calcule proprii.

Estimarea indicatorului VaR am realizat-o cu ajutorul programului Matlab, determinând cuantila aferentă pentru un nivel de încredere de 99% și 95% pe un orizont de timp de o zi. De asemenea, am calculat și indicatorul ES ce reprezintă media pierderilor mai mari decât VaR.



Sursa: Calcule proprii.

Figura 3. Funcția de distribuție empirică (nivel de încredere 99%)

În figura 3 este ilustrată comparația dintre funcția de distribuție cumulativă empirică obținută pentru mixul de distribuții normale și funcția de

distribuție cumulativă teoretică. Se observă faptul că funcțiile de distribuție cumulativă expuse aproape se suprapun, prin urmare, putem concluziona faptul că distribuția aleasă (mixtă provenită din două distribuții normale) surprinde adecvat comportamentul randamentelor portofoliilor alese. Rezultatele estimărilor VaR și ES sunt prezentate în tabelul 4 și vor fi comentate ulterior prezentării celorlalte modele implementate.

3.2. Modele cu simulări istorice

Cea de-a doua categorie de modele pe care am utilizat-o în prezentul studiu este reprezentată de simulările istorice și anume: simulări istorice cu ponderi egale atribuite randamentelor portofoliului (HS), simulări istorice cu ponderi exponențiale atribuite randamentelor (HS EW) și simulări istorice cu randamentele filtrate (FHS). Indicatorul VaR a fost estimat pe baza celor trei modele cu ajutorul unui kernel Epanechnikov.

Estimarea unei densități kernel reprezintă o metodă neparametrică de a determina funcția de densitate a unei variabile aleatoare. Scopul unei estimări kernel este de a aproxima o distribuție continuă (en. *smooth curve*) pentru un set de variabile discrete. Printr-un kernel se poate deduce funcția de densitate a unei populații pe baza unei funcții de densitate empirică.

Dat fiind un eșantion aleator $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ a unei variabile aleatoare X , aproximarea kernel a funcției de densitate a lui X este definită de relația de mai jos:

$$\hat{f}_h(x) = (nh)^{-1} \sum_{i=1}^n K(u) \quad (3)$$

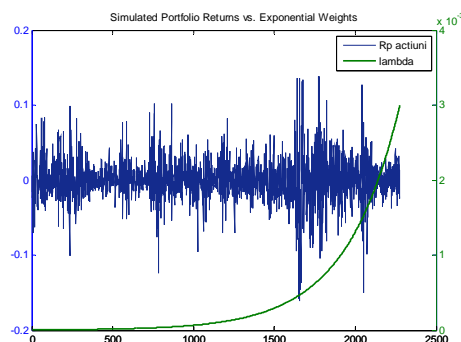
unde: $u = \frac{x - x_i}{h}$, K este funcția kernel, iar h este un parametru „smoothing”

și reprezintă mărimea benzii. Scopul unui algoritm de estimare kernel este acela de a găsi mărimea optimă a benzii. Algoritmul kernel este de mai multe tipuri, cum ar fi cel uniform, triunghiular, gaussian, Epanechnikov ș.a. Cel utilizat în studiul de față, kernel Epanechnikov, se poate determina după următoarea formulă de calcul:

$$K(u) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1-u^2), & -1 \leq u \leq 1 \\ 0 & \text{în rest.} \end{cases} \quad (4)$$

În primul model de simulare istorică (HS) am presupus că fiecare randament al portofoliului are o pondere egală, astfel, acordând aceeași importanță randamentelor fiecărui portofoliu.

În cel de-al doilea model (HS EW) am determinat ponderi diferite, exponențiale, deci am atribuit o importanță distinctă randamentelor portofoliilor considerate. Metodologia implementată este cea propusă de J. Boudoukh, M. Richardson, R. Whitelaw (1998). În estimarea distribuției finale randamentele din trecut au primit cele mai mici ponderi, respectiv ponderile mai mari au fost acordate randamentelor din prezent. Simulările istorice vor depinde de parametrul λ ce modelează ponderile. În figura de mai jos am prezentat comparativ evoluția randamentului portofoliului de acțiuni și modul cum am atribuit ponderile acestora pentru parametrul $\lambda = 0,997$.



Sursa: Calcule proprii.

Figura 4. *Evoluția randamentului portofoliului de acțiuni și modul de atribuire a ponderilor ($\lambda = 0,997$)*

În cel de-al treilea model, am aplicat simulările istorice cu randamentele filtrate (FHS) potrivit metodologiei propuse de către Hull și White (1998) și Duffie și Pan (1997). Pentru a filtra randamentele portofoliilor am folosit modelele ARMAX-GARCH. Alegerea modelelor GARCH este motivată de comportamentul seriilor de date care poate fi captat de acestea. Am constatat că, în analiza seriilor de date utilizate, randamentele portofoliilor considerate sunt heteroscedastice și prezintă un efect de grupare a volatilității (en. volatility clustering) pe perioade cu volatilitate ridicată și scăzută.

FHS presupune că inovațiile în modelul GARCH provin dintr-o distribuție a randamentelor standardizate descrise de următoarea relație:

$$y_{t,T} = \left(\frac{\hat{\sigma}_T}{\hat{\sigma}_t} \right) y_t \quad (5)$$

unde: y_t randamentul istoric la t , $\hat{\sigma}_t$ reprezintă deviația standard estimată printr-un model GARCH la momentul t , T este fixat.

Pentru a corecta autocorelarea randamentelor portofoliilor analizate, am introdus în ecuația de medie un termen AR(1). Modelele pe care le-am găsit relevante pentru portofoliul de valute sunt: AR(1)-GJR și AR(1)-EGARCH cu distribuții normale, iar pentru portofoliul de acțiuni AR(1)-GARCH cu distribuție normală și t. În tabelul 3 sunt prezentate rezultatele estimărilor modelelor GARCH.

Tabelul 3

Parametrii estimați ai modelelor GARCH							
AR(1)-GJR(1,1,1) N		AR(1)-EGARCH(1,1,1) N		AR(1)-GARCH(1,1) N		AR(1)-GARCH(1,1) T	
Ecuția de medie				Ecuția de medie			
Variabilă	Parametri	Variabilă	Parametri	Variabilă	Parametri	Variabilă	Parametri
C	0.0001 (0.0001)*	C	0.0001 (0.0001)*	C	0.0012 (0.0004)	C	0.0009 0.0003
AR(1)	0.0722 (0.0212)	AR(1)	0.0696 (0.0206)	AR(1)	0.1094 (0.0214)	AR(1)	0.0919 0.0216
Ecuția de varianță				Ecuția de varianță			
Variabilă	Parametri	Variabilă	Parametri	Variabilă	Parametri	Variabilă	Parametri
C	0.0000 (0.0000)	C	-0.2123 (0.0408)	C	0.0000 (0.0000)	C	0.0000 0.0000
GARCH(1)	0.8754 (0.0089)	GARCH(1)	0.9796 (0.0038)	GARCH(1)	0.8220 (0.0112)	GARCH(1)	0.8125 0.0189
ARCH(1)	0.0998 (0.0112)	ARCH(1)	0.2475 (0.0161)	ARCH(1)	0.1736 (0.0138)	ARCH(1)	0.1853 0.0225
Levier(1)	0.0347 (0.0137)	Levier(1)	-0.0264 (0.0084)	Levier(1)	-	Levier(1)	-
Loglikelihood	9304.70	Loglikelihood	9297.60	Loglikelihood	5359.10	Loglikelihood	5397.7
criteriul Akaike	-8.1728	criteriul Akaike	-8.1665	criteriul Akaike	-4.7046	criteriul Akaike	-4.7373
criteriul Schwarz	-8.1576	criteriul Schwarz	-8.1513	criteriul Schwarz	-4.692	criteriul Schwarz	-4.7226

*parametrul estimat nu este semnificativ.

Sursa: Calcule proprii.

În privința modelelor GARCH utilizate se remarcă faptul că randamentul portofoliului de valute răspunde asimetric șocurilor care apar pe piață întrucât parametrul aferent levierului a fost găsit relevant pentru un nivel de încredere de 1%. În schimb, randamentul portofoliului de acțiuni, în mod surprinzător, nu răspunde asimetric la șocuri în perioada analizată.

3.3. Modele cu simulări Monte Carlo

Pentru a surprinde dinamica corelațiilor dintre seriile de date ce intră în componența portofoliului de valute și acțiuni, se recomandă utilizarea unor modele GARCH multivariate. În studiul de față, am estimat parametrii unui model

GARCH multivariat, urmând apoi să generăm prin simulări Monte Carlo posibile traiectorii viitoare ale randamentului portofoliului de valute, respectiv de acțiuni.

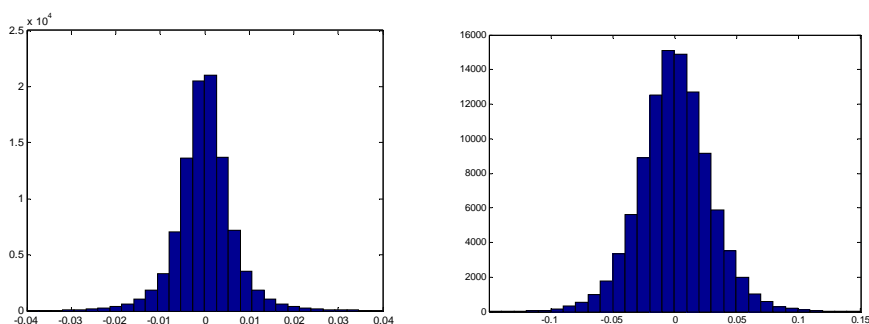
Modelul multivariat utilizat a fost Constant Conditional Correlation GARCH (CCC GARCH) propus de Bolerslev (1990). Modelul CCC presupune că matricea de varianță-covarianță la momentul t este de forma:

$$V_t = D_t C D_t \quad (6)$$

unde: D_t reprezintă matricea diagonală de varianță-covarianță la momentul t , C reprezintă matricea de corelație care este constantă în timp. Matricea de varianță-covarianță este pozitiv definită dacă și numai dacă matricea de corelații asociată este pozitiv definită. În cazul randamentelor cursului de schimb, matricea de corelație estimată este următoarea:

$$R = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ 0,4413 & 1 & & \\ 0,6176 & 0,5116 & 1 & \\ 0,8156 & 0,4146 & 0,5572 & 1 \end{pmatrix}$$

Odată ce parametrii modelului CCC GARCH au fost estimați, se vor genera prin simulări Monte Carlo 10.000 de traiectorii posibile pentru următoarea zi, cu scopul de a determina VaR și ES. Estimările realizate sunt prezentate în tabelul 4. În figura de mai jos am prezentat distribuțiile găsite pentru randamentele celor două portofoliile analizate.



Sursa: Calcule proprii.

Figura 5. Distribuția estimată a randamentului portofoliilor de valute și acțiuni prin simulări Monte Carlo

3.4. Rezultate obținute și interpretarea lor

Rezultatele obținute pentru indicatorii VaR și ES pe un orizont de timp de o zi și nivel de încredere 95%, respectiv 99% sunt prezentate în tabelul 4 și figura 6. În cazul portofoliului de valute, pentru un nivel de încredere de 99%, se remarcă faptul că nivelul cel mai ridicat al indicatorului VaR și ES este determinat prin aplicarea modelului CCC GARCH estimat prin simulări Monte Carlo, urmat de modelul parametric și HS. În cazul portofoliului de acțiuni, nivelul cel mai ridicat al VaR și ES înregistrat de modelul parametric cu mixul de distribuții normale, urmat de modelul HS și CCC GARCH. De asemenea, se remarcă faptul că estimațiile VaR și ES sunt mult mari comparativ cu cele obținute pentru portofoliul de valute. Aceste rezultate erau așteptate dat fiind faptul că și volatilitatea pe piața de capital a fost mult mai mare.

Tabelul 4

Estimările obținute pentru VaR și ES

Modele	1- α	Model Parametric	HS	HS EW			FHS		Monte Carlo CCC GARCH
				$\lambda=0,95$	$\lambda=0,97$	$\lambda=0,99$	AR(1)-GJR(1,1,1)	AR(1)-EGARCH(1,1,1)	
<i>Portofoliul de valute (%)</i>									
VaR	95	-0.69	-0.72	-0.63	-0.65	-0.57	-0.65	-0.73	-0.91
	99	-1.34	-1.21	-0.80	-0.80	-0.85	-1.07	-1.19	-2.00
ES	95	-1.01	-1.04	-1.01	-0.99	-0.92	-0.99	-1.05	-1.49
	99	-1.87	-1.73	-1.16	-1.16	-1.26	-1.52	-1.71	-2.98
Modele	1- α	Model Parametric	HS	HS EW			FHS		Monte Carlo CCC GARCH
				$\lambda=0,95$	$\lambda=0,97$	$\lambda=0,99$	AR(1)-GARCH(1,1)	AR(1)-GARCH(1,1) t	
<i>Portofoliul de acțiuni (%)</i>									
VaR	95	-4.03	-3.98	-2.50	-2.48	-3.01	-2.89	-2.87	-4.59
	99	-7.94	-7.86	-3.64	-3.74	-5.26	-4.60	-4.58	-7.44
ES	95	-6.73	-6.60	-4.47	-4.46	-5.23	-5.11	-5.10	-6.25
	99	-10.89	-10.76	-6.05	-6.18	-7.84	-7.22	-7.22	-9.26

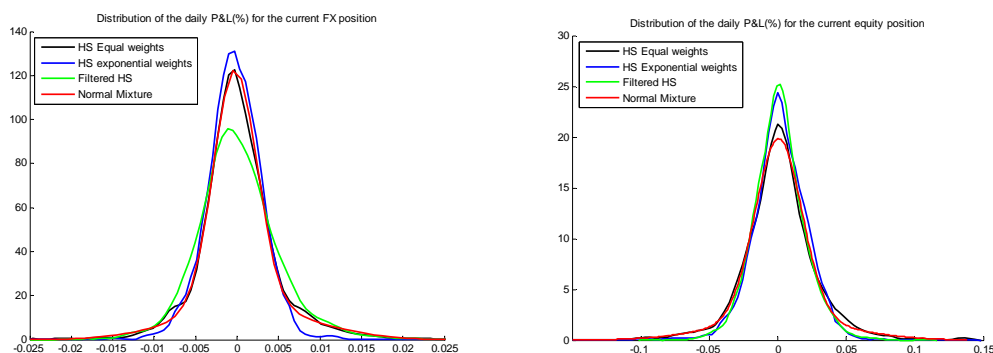
Sursa: Calcule proprii.

Dintre modele HS EW (metodologia lui J. Boudoukh, M. Richardson, R. Whitelaw), se observă faptul că nivelul VaR depinde de λ , iar cu cât acest parametru este mai mic cu atât se acordă o importanță mai mare randamentelor din prezent. Dintre modele FHS (metodologia lui Hull și White), în cazul portofoliului de valute cele mai mari valori ale indicatorului VaR sunt înregistrate prin utilizarea modelului AR(1)-EGARCH.

Cele mai scăzute valori înregistrate de VaR și ES sunt obținute prin modelul HS cu ponderi exponențiale în cazul unui $\lambda=0,95$.

De asemenea, este important de subliniat că în cazul portofoliului de acțiuni, pentru un prag de semnificație de 99%, nivelele înregistrate de indicatorul ES sunt foarte ridicate, atingând valoarea maximă de 10,89% potrivit modelului parametric. Un nivel ridicat al indicatorilor VaR și ES reprezintă, de fapt, cerințe de capital mari. Aceste niveluri ridicate ale VaR și ES în cazul acțiunilor sunt strâns legate de criza actuală care a generat o volatilitate extrem de ridicată pe piața de capital din România în special în anul 2008, fapt confirmat și de Raportul anual pe 2008 al Bursei de Valori București care relevă următoarele: „Pe fondul unei lichidități a pieței bursiere locale incomparabil mai redus decât în cazul marilor burse din SUA, Europa sau Asia, fenomenul de contagiune în care s-au transformat de la un moment dat corelațiile dintre indicii BVB și cei ai piețelor bursiere internaționale a cauzat un grad extrem de ridicat al volatilității generale a pieței reglementate administrată de către BVB. Această situație a făcut posibil ca pentru unele dintre cele mai importante titluri de la BVB, în câteva ședințe de tranzacționare din ultimele luni ale anului 2008, să nu mai fie afișate ordine de cumpărare (...). De aceea, în premieră pentru istoria de peste un deceniu a BVB, în data de 8 octombrie 2008 a fost necesară suspendarea ședinței de tranzacționare, ca urmare a volatilității excesiv de ridicate.”

În figura de mai jos este ilustrată pentru fiecare metodă aplicată distribuția empirică a randamentelor portofoliilor analizate.



Sursa: Calcule proprii.

Figura 7. Distribuția estimată pentru portofoliul de valute și acțiuni ($\lambda=0,95$)

4. Stress testing VaR

Acordul Basel III și noile reglementări privind riscul de piață presupun determinarea capitalului economic prin includerea în calculul riscului de piață și a unui indicator VaR în condiții de stres. În conformitate cu aceste prevederi, am realizat posibile scenarii privind evoluția indicatorului VaR. În tabelul de mai jos, am prezentat rezultatele testelor de stres pentru două modele de estimare alese, respectiv pentru modelul FHS și modelul parametric cu mixul de distribuții normale.

În cadrul primului model, parametrul pe care l-am modificat în cadrul testelor de stres a fost volatilitatea curentă, σ_T . Pentru acest parametru am presupus valori mai mari, ajutându-se toate observațiile din trecut cu noua valoare a acestuia. Astfel, rezultă o nouă distribuție a randamentelor cu o deviație standard mai mare. Rezultatele obținute pentru acest model relevă faptul că o creștere a volatilității zilnice pe piața valutară între 2,5%-3% ar genera capitaluri suplimentare cu peste 7% față de nivelul inițial al VaR. Într-un alt scenariu, o creștere a volatilității curente la 5% ar genera cerințe de capital suplimentare de peste 12% pentru ambele portofolii.

În cazul modelului parametric, parametrul prin intermediul căruia s-au realizat teste de stres a fost probabilitatea de apariție a regimului volatil, π . Rezultatele obținute evidențiază faptul că o creștere a parametrului π conduce la o creștere a indicatorului VaR, așa cum era de așteptat. De pildă, atunci când probabilitatea de apariție a regimului volatil devine 95%, atunci nivelul VaR-ului ar spori cu aproximativ 10,68% pentru portofoliul de acțiuni, respectiv 1,73% pentru portofoliul de valute, acestea reprezentând valorile cele mai mari.

Tabelul 5

Rezultatele testelor de stres aplicate indicatorului VaR

Scenarii	σ_T (%)	VaR 99%, FHS (%)		π	VaR 99%, Model parametric (%)	
		Portofoliul valute	Portofoliul acțiuni		Portofoliul valute	Portofoliul acțiuni
1	1	-2,4256 (EGARCH)	-2,4896 (GARCH t)	0.4	-1,45	-9,04
2	2,5	-6,1695 (GJR)	-6,2310 (GARCH N)	0.5	-1,53	-9,48
3	3	-7,4034 (GJR)	-7,4772 (GARCH N)	0.6	-1,59	-9,83
4	5	-12,1280 (EGARCH)	-12,4481 (GARCH t)	0.95	-1,73	-10,68

Sursa: Calcule proprii.

5. Concluzii

Acordul Basel III a revelat noi aspecte ce trebuie luate în considerare în ceea ce privește managementul riscurilor bancare. „Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems” pune în evidență faptul că este necesară tratarea mai cuprinzătoare a riscurilor, în special a celor survenite din tranzacțiile pe piața de capital, precum și o creștere a calității capitalurilor destinate acoperirii pierderilor.

În acest studiu, am realizat măsurarea riscului de piață aferent poziției valutare și poziției pe titlurile de capital, prin aplicarea unor metode parametrice, neparametrice și simulări Monte Carlo. Rezultatele obținute indică în cazul ambelor portofolii analizate cerințe de capital mai mari prin utilizarea modelului CCC GARCH estimat prin simulări Monte Carlo, modelului parametric cu un mix de distribuții normale și modelului HS (pentru un nivel de încredere de 99%). Cerințele de capital au fost mult mai mari în cazul portofoliului de acțiuni datorită volatilității ridicate a pieței de capital din România în perioada 2008-2009. În plus, în concordanță cu noile reglementări, am realizat o serie de scenarii de stress testing pentru a surprinde adecvarea capitalului în condiții de criză.

Bibliografie

- Alexander, C. (2008). *Market Risk Analysis. Value-at-Risk Models*, Volume IV, John Wiley & Sons Ltd.
- Barone-Adesi, G., K. Giannopoulos, L. Vosper, „VaR without correlations for nonlinear portfolios”, *Journal of Futures Markets* 19, 1999, pp. 583-602
- Basel Committee on Banking Supervision (2011). „Revisions to the Basel II market risk framework”, Bank for International Settlements
- Basel Committee on Banking Supervision (2011). „Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems”, Bank for International Settlements
- Basel Committee on Banking Supervision (2010). „Analysis of the trading book quantitative impact study”, Bank for International Settlements
- Berkowitz, J., Christoffersen, P., Pelletier, D., „Evaluating Value-at-Risk models with desk-level data”, *Management Science*, Articles in Advance, 2011, pp. 1-15
- Bolerslev, T., „Modeling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized ARCH model”, *Review of Economics and Statistics*, 72(3), 1990, pp. 498-505
- Boudoukh, J., Richardson, M., Whitelaw, R., „The best of both worlds”, *Risk* 11(5), 1998, pp. 64-67
- Bucharest Stock Exchange (2008). Annual Report 2008

- Christoffersen, P., „Evaluating Interval Forecast”, *International Economic Review*, 39, 1998, pp. 841-862
- Christoffersen, P., Hahn, J., Inoue, A., „Testing and Comparing Value-at-Risk Measures”, *Journal of Empirical Finance*, 8, 2001, pp. 325-342
- Christoffersen, P., Pelletier, D., „Backtesting Value-at-Risk: A Duration-Based Approach”, *Journal of Financial Econometrics*, 2, 2004, pp. 84-108
- Duffie, D., Pan, J., „An overview of Value-at-Risk”, *Journal of Derivatives*, Spring, 1997, pp. 7-49
- Engle, R., Manganelli, S. (2001). „Value-at-Risk Models in Finance”, *Working paper no. 75*, Bank for International Settlements
- Glasserman, P. (2004). *Monte Carlo Methods in Financial Engineering: Applications of Mathematics, Stochastic Modeling and Applied Probability*, Springer-Verlag
- Gray, S.F., „Modeling the Conditional Distribution of Interest Rates as a Regime-Switching Process”, *Journal of Financial Economics*, 42(1), 1996, pp. 27-62
- Klaassen, F., „Improving GARCH Volatility Forecasts with Regime-Switching GARCH.”, *Empirical Economics*, 27(2), 2002, pp. 363-394
- Haas, M., Mittnik, S., Paolella, M.S., „A New Approach to Markov-Switching GARCH Models”, *Journal of Financial Econometrics*, 2(4), 2004, pp. 493-530
- Hull, J., White, A., „Incorporating volatility updating into the historical simulation method for Value-at-Risk”, *Journal of Risk* 1(1), 1998, pp. 5-19
- Lopez, J.A., „Methods for Evaluating Value-at-Risk Estimates”, *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, 2, 1999, pp. 3-17
- Minsky, H., „Financial Instability Hypothesis”, *Working paper no. 72*, 1992, The Jerome Levy Economics Institute of Board College
- McNeil, A., Frey, R., „VaR and expected shortfall in portfolios of dependent credit risks: Conceptual and practical insights”, *Journal of Banking & Finance*, vol. 26, 2002, pp. 1317-1334
- Perignon, C., Smith, D., „The level and quality of Value-at-Risk Disclosure”, *Journal of Banking and Finance*, 34, 2010a, pp. 362-267
- Perignon, C., Smith, D., „Diversification and Value-at-Risk”, *Journal of Banking and Finance*, 31, 2010b, pp. 3125-3144
- Perignon, C., Deng, Z.Y., Wang, Z.J., „Do banks overstate their Value-at-Risk?”, *Journal of Banking and Finance*, 32, 2008, pp. 783-794
- Sarma, M., Thomas, S., Shah, A., „Selection of VaR models”, *Journal of Forecasting*, 22(4), 2003, pp. 337-358