



UNIVERSITATEA BABEȘ-BOLYAI
BABEȘ-BOLYAI TUDOMÁNYEGYETEM
BABEȘ-BOLYAI UNIVERSITÄT
BABEȘ-BOLYAI UNIVERSITY
TRADITIO ET EXCELLENTIA



Facultatea de Științe Economice și Gestiunea Afacerilor

ȘCOALA DOCTORALĂ DE ȘTIINȚE

ECONOMICE ȘI GESTIUNEA AFACERILOR

TEZĂ DE DOCTORAT

– REZUMAT –

ESTIMAREA VALORII LA RISC AFERENTĂ RISCURILOR FINANCIARE

Coordonator științific

Prof. univ. dr. Dorina Lazăr

Doctorand

Andrei Rusu

CLUJ-NAPOCA

2021

ESTIMAREA VALORII LA RISC AFERENTĂ RISCURILOR FINANCIARE

Cuvinte cheie: Valoarea la risc, VaR, simulare istorică filtrată, FHS, APARCH, distribuția Pareto generalizată, GPD.

Structura tezei

Introducere	1
Capitolul 1: Valoarea la risc – definiții și metodologii de estimare.....	9
1.1 Definirea și cuantificarea riscului.....	9
1.1.1 Măsuri ale riscului în domeniul financiar	10
1.1.2 Proprietăți ale măsurilor de risc	12
1.1.3 Avantaje, limite respectiv îmbunătățiri ale măsurilor de risc	13
1.2 Metode statistice de estimare a valorii la risc.....	18
1.2.1 Metode neparametrice.....	19
1.2.1.1 Simularea istorică	19
1.2.1.2 Metode de estimare bazate pe densitatea non-parametrică.....	21
1.2.2 Metode parametrice.....	22
1.2.2.1 Modele de tip ARCH-GARCH pentru volatilitate	23
1.2.2.2 Modele bazate pe volatilitatea realizată.....	29
1.2.2.3 Legi de probabilitate specifice rentabilităților financiare	37
1.2.2.4 Momente condiționate de ordin superior, variabile în timp	41
1.2.3 Metode semi-parametrice.....	42
1.2.3.1 Simularea istorică cu volatilitate ponderată.....	42
1.2.3.2 Simularea istorică filtrată.....	43
1.2.3.3 Modelul CAViaR.....	44
1.2.3.4 Metode bazate pe teoria valorilor extreme	45
1.2.3.5 Simularea Monte Carlo.....	47
1.3 Metode de evaluare a acurateții estimării VaR.....	48
Capitolul 2: Metode univariate de estimare VaR: aplicații pentru indici bursieri	56
2.1 Obiectivele cercetării.....	56
2.2 Simularea istorică filtrată și modelul APARCH	58
2.3 Studiu empiric: evaluarea abordării simulare istorică filtrată	64
2.3.1 Caracteristicile setului de date	64
2.3.2 Rezultate empirice comparative privind acuratețea metodelor.....	67
2.4 Concluzii	73
Capitolul 3: Valoarea la risc pentru un portofoliu: modelare multivariată	76

3.1	Obiectivele studiului	76
3.2	Metodologia statistică de estimare VaR pentru portofoliu.....	77
3.2.1	Literatura de specialitate	77
3.2.2	Modelul multivariat DCC-GARCH și aDCC-GARCH.....	79
3.3	Studiu empiric: performanța modelelor GARCH multivariate	85
3.3.1	Caracteristicile setului de date	85
3.3.2	Rezultate empirice: măsurarea acurateții VaR pentru portofoliu.....	89
3.4	Concluzii	100
Capitolul 4: Abordări prin prisma teoriei valorilor extreme și a regresiei cuantilice		103
4.1	Obiectivele cercetării.....	103
4.2	Sinteza literaturii de specialitate.....	104
4.3	Metodologia de studiu: elemente din teoria valorilor extreme și regresia cuantilică.....	106
4.4	Studiu empiric: acuratețea modelelor EVT și a regresiei cuantilice	110
4.4.1	Descrierea setului de date	110
4.4.2	Rezultate empirice: evaluarea acurateții estimării VaR	113
4.5	Concluzii	124
Capitolul 5: Valoarea la risc – aplicații pentru date cu frecvență ridicată		125
5.1	Motivație și obiective	125
5.2	Estimarea VaR ajustată cu lichiditatea	126
5.2.1	Descrierea setului de date și a metodologiei	126
5.2.1.1	Descrierea setului de date	126
5.2.1.2	Metodologia de studiu	127
5.2.2	Rezultate empirice.....	130
5.3	Încorporarea volatilității realizate în estimarea VaR.....	132
5.3.1	Descrierea metodologiei statistice	133
5.3.2	Rezultate empirice.....	135
5.4	Estimarea VaR pentru indicii BET	137
5.4.1	Descrierea setului de date și a metodologiei.....	138
5.4.2	Rezultate empirice.....	141
5.5	Concluzii	141
Concluzii generale și direcții viitoare de cercetare		143
Bibliografie		148

Cuprinsul rezumatului

Introducere	4
Rezumatul capitolului 1	12
Rezumatul capitolului 2	16
Rezumatul capitolului 3	19
Rezumatul capitolului 4	23
Rezumatul capitolului 5	28
Concluzii generale și direcții viitoare de cercetare	31
Bibliografie	36

Introducere

Mediul financiar este reprezentat de un ansamblu de entități care interacționează permanent. Aceste entități sunt companiile, investitorii, piețele financiare și autoritățile de reglementare. Companiile reprezintă agenți economici care oferă spre consum diverse produse și/sau servicii cu scopul maximizării profiturilor proprii. Investitorii sunt persoanele fizice sau juridice care dețin resurse financiare și care plasează capital cu scopul de a obține rentabilități pozitive și implicit de a-și maximiza câștigurile. Piețele financiare reprezintă locul de desfășurare a tuturor tranzacțiilor, „*locul de întâlnire*” al participanților la mediul financiar, în timp ce autoritățile de supraveghere sunt cele care stabilesc reglementările și politicile pe baza cărora se desfășoară toată activitatea de pe piețele financiare.

Fiecare participant la mediul financiar are ca scop obținerea și maximizarea câștigurilor, în cazul agenților economici, respectiv obținerea unor rentabilități maximale în cazul investitorilor. Cu toate acestea, mediul financiar este caracterizat de un anumit grad de incertitudine și, de multe ori în cadrul piețelor financiare, câștigul unei entități se asociază cu pierderea alteia. Datorită acestei incertitudini, există anumite riscuri pe care fiecare participant ar trebui să le ia în considerare, precum: riscul de credit, riscul de piață, riscul de lichiditate, riscul ratei de schimb valutar și altele. Dintre toate, cel mai mare impact îl au riscurile extreme asociate crizelor financiare, acestea având un grad ridicat de imprevizibilitate.

În anumite cazuri, însă, un risc mai ridicat reprezintă și o posibilitate de a obține câștiguri mai mari. Fiecare activ financiar de pe piață prezintă un anumit grad de risc, iar decizia de a investi poate fi luată în funcție de raportul rentabilitate-risc, pe de-o parte, dar și luând în considerare aversiunea față de risc manifestată de către fiecare participant la piața financiară, pe de altă parte. Un investitor conservator se va mulțumi, în general, cu rentabilități mai mici cât timp riscurile vor fi ținute la niveluri minime, în timp ce un investitor agresiv va căuta să obțină rentabilități mai mari asumându-și implicit un grad de risc mai ridicat.

În general, riscurile sunt produse de evenimente neașteptate, clasificate de către Malevergne și Sornette (2006) în trei categorii: prima categorie se referă la

evenimente aleatoare care pot fi cuantificate și modelate prin legi de probabilitate cunoscute; cea de-a doua categorie cuprinde evenimentele stochastice care pot fi modelate parțial prin prisma unor legi de probabilitate cunoscute, iar cea de-a treia categorie înglobează toate evenimentele pur aleatorii, care constituie surprize și/sau care au fost considerate imposibile până la momentul în care s-au întâmplat efectiv, dezvăluindu-și existența. Peng et al. (2011) clasifică riscurile financiare în risc de credit – probabilitatea ca o contrapartidă să nu returneze creditorului sumele datorate, risc de investiții – dat de probabilitatea ca investiția să nu genereze rentabilități (aici se pot cuprinde și riscul de piață și riscul de rată a dobânzii), riscul de afaceri – unde intră toți factorii ce pot afecta bunul mers al unui agent economic, și riscul operațional – riscuri generate de eroare umană sau alte erori în cadrul proceselor zilnic derulate la nivelul unei entități economice.

Datorită evoluției piețelor financiare și complexității tot mai mare a instrumentelor și produselor tranzacționate, și riscurile asociate anumitor evenimente au căpătat de asemenea, o varietate și o complexitate ridicată. Având în vedere cele două aspecte, este foarte important, pentru o entitate care activează în mediul financiar, modul în care aceasta își cuantifică riscurile. Nu este suficientă doar conștientizarea acestora, ci și selectarea unui model matematic prin care acestea să fie evaluate corespunzător.

Metodele clasice nu oferă rezultate satisfăcătoare în modelarea riscurilor cu un grad ridicat de complexitate, mai ales în perioadele caracterizate de instabilitate financiară. Având în vedere acest aspect, sunt necesare metode care să ia în considerare atât caracteristici ale riscurilor, precum și elemente ce țin de natura datelor. În cazul rentabilităților aferente seriilor financiare, acestea nu au o distribuție normală, prezentând deseori trăsături precum exces de boltire, cozi îngroșate și heteroscedasticitate sau asimetrie de stânga. Prin urmare, sunt necesare metode specifice care să țină cont de aceste caracteristici, astfel încât rezultatele să aibă un grad de acuratețe suficient de ridicat.

Printre măsurile statistice ale riscurilor financiare, în literatura de specialitate se regăsesc volatilitatea, valoarea la risc (VaR) și pierderea așteptată (ES). Dintre acestea, în lucrarea prezentă, este analizată în principal măsura VaR, aceasta având o fundamentare statistică relativ ușor de înțeles în comparație cu ES și o complexitate mai mare față de volatilitate. De asemenea, pentru a obține estimatori consistenți în

cazul estimării valorii la risc, este necesar un volum mai mic de date decât în cazul pierderii așteptate, aceasta din urmă fiind estimată pe valorile din coada distribuției. Fiecare măsură are propriile avantaje și dezavantaje, dar există suficiente modalități prin care avantajele pot fi valorificate, iar dezavantajele înlăturate sau cel puțin diminuate. Măsura VaR a fost atractivă datorită simplității sale precum și datorită numeroaselor modalități prin care dezavantajele acesteia pot fi tratate. Alexander (2008) evidențiază principalele elemente care conferă atractivitate acestei măsuri: (i) VaR corespunde unei sume de bani care poate fi pierdută cu o anumită probabilitate, (ii) măsoară riscul asociat fiecărui factor precum și sensibilitatea acestora, (iii) poate fi comparată pe mai multe piețe, pentru expuneri diverse, (iv) este o măsură universală care poate fi aplicată pentru orice tip de risc, din diverse domenii, (v) poate fi măsurată la orice nivel, începând de la un titlu bursier sau un portofoliu de active financiare până la o valoare asociată unei întregi companii care să înglobeze toate riscurile acesteia și (vi) în momentul în care VaR este agregată sau descompusă, aceasta ia în considerare dependențele dintre activele financiare componente.

În literatura de specialitate există un număr relativ mare de metodologii prin care valoarea la risc poate fi estimată. Acestea se regăsesc în zona neparametrică, în zona pur parametrică precum și în sfera semi-parametrică. Fiecare metodologie VaR are propriile avantaje respectiv neajunsuri în ceea ce privește anticiparea riscurilor viitoare. Domeniul de cercetare privind măsura de tip VaR rămâne atractiv datorită posibilităților multiple – unele cu adevărat complexe – de estimare a acesteia și, în același timp, a simplității în înțelegerea și interpretarea sa. Abad et al. (2014) prezintă un compendiu al metodologiilor existente, studiu care poate fi completat și actualizat. Lucrări recente precum Babat et al. (2017) propun tehnici de optimizare a portofoliului bazate pe VaR, sau Mohammadi și Nazemi (2020) care propun o abordare VaR ce are în vedere înlocuirea modelelor de selecție a portofoliului cu probleme de programare liniară precum și utilizarea rețelelor neuronale.

Demersul din această lucrare se concentrează asupra modelării riscurilor financiare utilizând diverse abordări în estimarea VaR. Cu toate că există numeroase cercetări pe această temă ce au ca obiect modelarea volatilității și măsurarea acurateții metodelor de estimare VaR, studiile vizează doar anumite aspecte ale acestora. De asemenea, datorită schimbărilor ce influențează în mod continuu mediul financiar, studiul

temelor propuse spre cercetare rămâne de actualitate. Astfel, *un prim obiectiv* al acestei lucrări constă în evidențierea măsurilor de cuantificare a riscului financiar împreună cu prezentarea avantajelor și a limitelor acestea, respectiv descrierea succintă a tipologiei metodelor de estimare a valorii la risc propuse în literatură, cu accent asupra ipotezelor ce au stat la baza dezvoltării fiecărui grup de metode.

Această recenzie a literaturii de specialitate a facilitat selectarea metodelor propuse spre a fi utilizate în studiile empirice, dezvoltate în următoarele capitole. Metodele propuse în analizele empirice țin seama de caracteristicile specifice rentabilităților financiare: *heteroscedasticitate* – surprinsă cu succes de familiile de modele ARCH/GARCH atât la nivel univariat cât și la nivel multivariat, *cozi late (îngroșate)* – care pot fi modelate cu tehnici din teoria valorilor extreme și regresia cuantilică, *asimetrie informațională* – luată în considerare prin specificații de tip APARCH la nivel univariat sau prin corelația condiționată asimetrică la nivel multivariat, respectiv *corelația dintre rentabilitățile* titlurilor componente ale unui portofoliu – încorporată în corelația condiționată la nivel multivariat.

Principalul obiectiv al prezentei lucrări constă în identificarea unor abordări în estimarea VaR care să prezinte un grad de acuratețe ridicat, atunci când sunt utilizate pentru diverse seturi de date. S-a urmărit, astfel, completarea literaturii de specialitate existente, prin combinarea unor tehnici precum simularea istorică filtrată, modele asimetrice pentru volatilitate și elemente din teoria valorilor extreme, fiecare modelând aspecte specifice seriilor de rentabilități financiare. Rezultatele empirice obținute s-au dovedit a fi satisfăcătoare din punct de vedere al acurateței, atunci când sunt comparate cu cele rezultate din multe alte modele întâlnite în literatură. Evaluarea gradului de acuratețe a abordărilor utilizate s-a realizat prin intermediul următoarelor metode: rata eșecurilor, funcția pierdere pătratică a lui Lopez (1999), testul de acoperire necondiționată introdus de Kupiec (1995), testul de acoperire condiționată propus de Christoffersen (1998), testul cuantilei dinamice dezvoltat de către Engle și Manganelli (2004), respectiv funcția pierdere regăsită la Gonzalez-Rivera et al. (2004).

Valoarea adăugată a tezei constă în câteva elemente de noutate descrise succint în cele ce urmează, dar și în secțiunile dedicate obiectivelor cercetării respectiv concluziilor aferente fiecărui capitol. *O primă contribuție* este dată de utilizarea

combinației de tip simulare istorică filtrată (Barone-Adesi et al., 1999) și un model de tip APARCH (Ding et al., 1993) pentru a estima valoarea la risc pentru un set de 14 indici bursieri internaționali. Rezultatele acestei abordări au dovedit eficiența precum și gradul de acuratețe ridicat în previzionarea valorii la risc.

Următoarea contribuție adusă literaturii de specialitate este reprezentată de utilizarea simulării istorice filtrate împreună cu modele de volatilitate din familiile ARCH-GARCH multivariate. Această metodologie a fost aplicată pe un portofoliu de 11 active financiare listate la Bursa de Valori București. S-au remarcat ca fiind potrivite acele modele care iau în considerare asimetria informațională la nivel multivariat, prezentând totodată un grad de acuratețe sporit.

Al treilea element de contribuție constă în utilizarea unei metodologii care îmbină distribuția Pareto generalizată, modelul APARCH și metoda ferestrelor glisante. Această abordare a fost aplicată pentru un set de date format din 20 de indici bursieri colectați de pe piețe internaționale de toate tipurile (dezvoltate, emergente și de frontieră). Rezultatele indică un grad de acuratețe ridicat, precum și faptul că utilizarea metodei ferestrelor glisante contribuie la creșterea acurateței.

O altă contribuție a acestei lucrări este dată de estimarea VaR pentru date cu frecvență ridicată, de tip intraday. Majoritatea lucrărilor care propun utilizarea măsurii VaR cu scopul gestionării riscului de piață sunt realizate pe date cu frecvență zilnică datorită indisponibilității sau a dificultăților de obținere a datelor cu frecvență ridicată.

Cercetarea acestor metode a fost și este, în continuare, atractivă datorită faptului că rezultatele, deși prezintă un grad de acuratețe ridicat, pot fi îmbunătățite în continuare. Un alt element care conferă atractivitate acestei cercetări este aplicabilitatea practică a tehnicilor ce urmează a fi prezentate. Acestea pot fi utilizate atât în mediul academic, cât și în mediul profesional cu scopul modelării statistice a riscurilor și pentru anticiparea potențialelor pierderi.

Lucrarea este structurată în cinci capitole, fiecare dintre acestea abordând o temă specifică, precedate de introducere, și se încheie cu o secțiune dedicată concluziilor și perspectivelor viitoare ale cercetării. Această structură a fost selectată pentru a evidenția numărul mare de abordări care pot fi folosite în estimarea VaR și pentru a aprofunda teme specifice cum ar fi VaR obținut prin simulare istorică filtrată, VaR

multivariat, valoarea la risc obținută prin tehnici din teoria valorilor extreme respectiv VaR aferentă datelor intraday.

Capitolul întâi analizează principalele măsuri de risc, accentul fiind pus pe valoarea la risc. În prima secțiune, riscul financiar este definit conform literaturii de specialitate și sunt prezentate principalele modalități prin care acesta poate fi cuantificat: volatilitatea, valoarea la risc și pierderea așteptată. Tot în cadrul acestei secțiuni, sunt evidențiate proprietățile pe care o măsură de risc coerentă – conform accepțiunii lui Artzner et al. (1999) – trebuie să le îndeplinească, iar în încheiere sunt descrise avantajele, respectiv neajunsurile măsurilor aferente riscului. Cea de-a doua secțiune conține informații cuprinzătoare despre metodele și modelele statistice utilizate, în literatură, pentru estimarea valorii la risc. Metodele non-parametrice, metode pur parametrice și metode semi-parametrice sunt analizate pe larg în lucrare. Ultima secțiune este dedicată metodologiilor de testare a acurateței valorii la risc.

În cadrul celui de-al doilea capitol accentul a fost pus pe determinarea valorii la risc în cazul univariat. Metodologia propusă constă în utilizarea celor patru etape ale simulării istorice filtrate (FHS) împreună cu un model de tip APARCH pentru seria volatilității. Modelul APARCH este unul dintre cele mai adecvate pentru rentabilitățile financiare datorită faptului că ia în considerare informația asimetrică și pentru că are ca sub-modele familii precum GARCH, GJR-GARCH, dar și altele. Prima secțiune a acestui capitol prezintă obiectivele cercetării și evidențiază elementele de originalitate. Cea de-a doua secțiune cuprinde metodologiile utilizate pentru estimarea VaR (două pur parametrice, două din sfera teoriei valorilor extreme și două bazate pe simularea istorică filtrată) precum și descrierea metodelor de testare a acurateței. În următoarea secțiune este prezentat eșantionul de date, acesta fiind reprezentat de 14 indici bursieri internaționali, și sunt prezentate rezultatele obținute în urma aplicării metodelor propuse, dintre acestea evidențiindu-se combinația FHS-APARCH. Capitolul se încheie cu secțiunea dedicată concluziilor.

Cel de-al treilea capitol este dedicat studiului valorii la risc într-un cadru multivariat. Prima secțiune a prezentului capitol cuprinde obiectivele studierii valorii la risc multivariate, evidențiind totodată elementele de originalitate specifice capitolului. Cea de-a doua secțiune are în vedere prezentarea rezultatelor mai multor studii similare precum și o descriere succintă a celor zece abordări utilizate în cadrul studiului

empiric (abordarea Riskmetrics, o metodă care folosește momente de ordin superior, patru modele din familiile GARCH multivariate, respectiv patru modele bazate pe simularea istorică filtrată). Este prezentată, de asemenea, și o metodă de descompunere a riscului total (Mina și Xiao, 2001) pe componentele individuale din portofoliu. Secțiunea empirică descrie eșantionul de date – un portofoliu de 11 titluri cotate la BVB – și redă rezultatele empirice ale testelor de acuratețe precum și ale metodei de descompunere a riscului pe elemente individuale. Capitolul se încheie cu secțiunea dedicată concluziilor și remarcilor finale.

Capitolul 4 se concentrează pe determinarea valorii la risc utilizând metodologii din teoria valorilor extreme (EVT). Prima secțiune conține obiectivele cercetării propuse în cadrul acestui capitol (studiul VaR prin metode din cadrul EVT). Cea de-a doua secțiune cuprinde o sinteză a studiilor care au utilizat valoarea la risc în combinație cu elemente din teoria valorilor extreme. Sunt prezentate succint cele 12 metode de estimare a VaR dintre care una este abordarea Riskmetrics, șase utilizează EVT, iar cinci utilizează tehnici de tip regresie cuantilică. Acestea din urmă au fost selectate cu scopuri comparative. În cadrul secțiunii empirice este descris eșantionul de date – un set de 20 de indici bursieri internaționali – și sunt redate rezultatele testelor, evidențiindu-se modelul GPD-APARCH skew aplicat cu metoda ferestrelor glisante, iar ulterior sunt prezentate concluziile, în ultima secțiune.

Capitolul al cincilea cuprinde studii de caz cu privire la aplicarea metodologiilor VaR pe date cu frecvență ridicată (*intraday*), aferente unor active financiare românești. Prima secțiune conține o scurtă prezentare a studiilor ce conțin metodologii specifice datelor cu frecvență ridicată – în principal – metode bazate pe volatilitatea realizată. Următoarele trei secțiuni cuprind câte un studiu de caz efectuat utilizând diferite metode specifice și seturi de date. Primul studiu de caz a fost realizat pe un set de 12 societăți cotate la Bursa de Valori București și cuprinde șase metode VaR: metoda istorică, metoda parametrică (abordarea Riskmetrics clasică), o variantă Monte Carlo a metodei parametrice, metoda Riskmetrics care utilizează volatilitatea realizată respectiv varianta Monte Carlo a acesteia, precum și abordarea propusă de Francois-Heude și Van Wynendaele (2001) care ia în considerare lichiditatea determinată pe baza spread-ului dintre BID și ASK. Prin utilizarea metodei care ia în considerare lichiditatea s-au obținut rezultate de precizie mai mare. Cel de-al doilea studiu de caz

are în vedere același set de date, dar au fost aplicate alte metode de estimare a valorii la risc, una specifică datelor intraday (având la bază un model ARFIMA), iar cealaltă aplicabilă după agregarea datelor la nivel zilnic (simulare istorică filtrată și un model APARCH). Ambele au generat rezultate satisfăcătoare. În cadrul celui de-al treilea studiu de caz, au fost testate patru modele VaR (abordarea Riskmetrics cu volatilitate realizată în variantele simplă, respectiv Monte Carlo, un model ARFIMA și simularea istorică filtrată) pe o serie intraday a indicelui BET. Dintre acestea s-a remarcat simularea istorică filtrată.

Lucrarea prezentă se încheie cu o secțiune dedicată concluziilor generale și a direcțiilor viitoare de cercetare, urmată de secțiunea referințelor bibliografice, respectiv de rubrica anexelor.

Rezumatul capitolului 1

Datorită faptului că mediul financiar este caracterizat de un anumit nivel de incertitudine, acesta prezintă anumite riscuri. Este necesar ca o entitate participantă la medul financiar să cuantifice riscul într-un mod corespunzător pentru a-și asigura profitabilitatea sau pentru a își minimiza pierderile.

Conform lui Danielsson (2011) o măsură a riscului este o metodă matematică prin care se cuantifică riscul. După cum afirmă același autor, printre cele mai utilizate măsuri pentru cuantificarea riscurilor financiare se regăsesc volatilitatea, pierderea așteptată (*“Expected Shortfall” – ES*) și valoarea la risc (*“Value at risk” – VaR*).

Volatilitatea este una dintre cele mai accesibile măsuri ale riscului datorită simplității acesteia. Ea se poate exprima cu ușurință prin abaterea medie pătratică a rentabilităților financiare:

$$\sigma = \sqrt{E[(R_t - \mu)^2]}$$

unde $\mu = E(R_t)$ și prin $E()$ se înțelege valoarea medie sau valoarea așteptată.

După cum afirmă Habart-Corlosquet et al. (2013), valoarea la risc (value at risk – VaR) măsoară cea mai mare pierdere la care se așteaptă o entitate, fiind dat un anumit orizont de timp, în condiții de piață normale, la un anumit nivel de încredere. Această măsură cuantifică nivelul riscurilor financiare specifice unei firme sau unui portofoliu, într-un anumit orizont de timp. Pentru a defini această măsură din punct de vedere matematic, se va considera o variabilă aleatoare L , reprezentând o pierdere financiară precum și un nivel de încredere $\alpha \in (0; 1)$. Atunci, VaR_α aferent unui activ suport oarecare, la nivelul de încredere α , este dat de cel mai mic număr l pentru care probabilitatea ca pierderea L să depășească valoarea l , nu este mai mare decât nivelul $1 - \alpha$. Această variantă de a defini VaR este similară cu cea regăsită la Habart-Corlosquet et al. (2013):

$$VaR_\alpha = \inf\{l \in \mathbb{R}: Pr(L > l) \leq 1 - \alpha\}$$

Pierderea așteptată (*„Expected Shortfall”*) va fi definită similar cu abordarea regăsită la Danielsson (2011): dacă L este o variabilă ce reprezintă o pierdere potențială unui

activ financiar sau a unui portofoliu de active financiare, iar $VaR_\alpha(L)$ este valoarea la risc a variabilei L pentru pragul de încredere α , atunci pierderea așteptată a lui L este dată de următoarea medie condiționată:

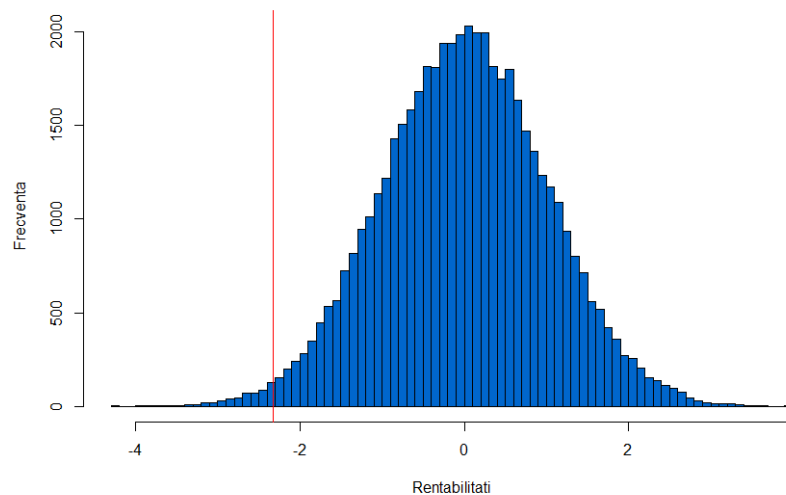
$$ES_\alpha(L) = E[L|L \geq VaR_\alpha(L)]$$

Această măsură cuantifică valoarea așteptată a pierderii condiționată de depășirea VaR , în esență, valoarea înregistrată de variabila L în cazurile în care valoarea $VaR_\alpha(L)$ este depășită.

Valoarea la Risc este o măsură care se bucură de un grad ridicat de popularitate atât în mediul de afaceri, cât și în cel academic, datorită simplității și aplicabilității sale, precum și pentru numeroasele metode prin care aceasta poate fi estimată.

O clasificare detaliată a metodologiilor de estimare a valorii la risc se regăsește la Abad et al. (2014). Acestea se pot împărți în metode non-parametrice, parametrice, respectiv semi-parametrice.

Figura 1.1 – Ilustrarea valorii la risc (1%) prin simulare istorică pentru o distribuție empirică



Sursa: generare proprie în mediul R

Prima categorie cuprinde simularea istorică și metodele de estimare bazate pe densitate non-parametrică. Una dintre cele mai simple modalități de determinare a

valorii la risc este simularea istorică. Aceasta constă în extragerea directă a VaR din cadrul distribuției rentabilităților, fapt exemplificat în figura 1.1.

Cea de-a doua categorie de metode este una cuprinzătoare înglobând modele de tip ARCH-GARCH, modele bazate pe volatilitatea realizată, funcțiile densitate și momentele condiționate de ordin superior variabile în timp. Datorită numărului mare al metodelor parametrice, în cadrul acestui rezumat este prezentat doar modelul APARCH introdus de Ding et al. (1993). Acesta, în forma simplificată, APARCH(1,1), are următoarea ecuație:

$$\sigma_t^\delta = \omega + \alpha_1(|\varepsilon_{t-1}| - \gamma_1 \varepsilon_{t-1})^\delta + \beta_1 \sigma_{t-1}^\delta$$

unde:

- σ_t^δ , σ_{t-1}^δ reprezintă măsura volatilității la momentul t, respectiv, t-1;
- $\omega, \alpha_1, \beta_1, \gamma_1, \delta$ sunt parametrii de estimat;
- ε_{t-1} reprezintă eroarea din ecuația mediei la momentul t-1;

Acest model are avantajul de a îngloba alte clase de modele pentru valori specifice ale parametrilor δ și γ_1 . Astfel, acest model se poate transforma într-un GARCH simplu dacă $\delta = 2$ și $\gamma_1 = 0$, în TS-GARCH pentru $\delta = 1$ și $\gamma_1 = 0$, în GJR-GARCH dacă $\delta = 2$ și $0 \leq \gamma_1 \leq 1$, în NGARCH pentru $\gamma_1 = 0$, respectiv în TGARCH când $\delta = 1$ și $0 \leq \gamma_1 \leq 1$ (Bollerslev, 2010). Datorită utilității sale, acest model a fost folosit în repetate rânduri și în diverse combinații, în cadrul prezentei lucrări.

În cadrul metodelor semi-parametrice se regăsesc Simularea istorică ponderată cu volatilitatea, simularea istorică filtrată, modelele VaR condiționate autoregresive (CAViaR) propuse de Engle și Manganelli (2004), metode din teoria valorilor extreme, respectiv metode bazate pe metoda de simulare Monte Carlo.

Una dintre metodele semi-parametrice utilizate în această lucrare este simularea istorică filtrată care a fost propusă de Barone-Adesi et al. (1999) și constă în combinarea simulării istorice cu modelarea volatilității. Aceasta metodă se aplică conform următorilor pași:

- 1) Se consideră o serie a rentabilităților r_t pentru care se estimează volatilitatea condiționată. Autorii exemplifică metoda folosind un model GARCH (1,1).
- 2) După determinarea seriei volatilității, se calculează seria reziduurilor normalizate prin împărțirea acestora la volatilitatea aferentă perioadei:

$$z_t = \frac{\varepsilon_t}{\sqrt{\sigma_t^2}}$$

unde:

- ε_t reprezintă eroarea de estimare dintr-un model de tip AR;
 - z_t sunt valori reziduale standardizate provenite dintr-un model de tip AR;
 - σ_t^2 este volatilitatea obținută la pasul 1.
- 3) Se efectuează simulări de tip bootstrap pe seria obținută la pasul al doilea, obținându-se un eșantion pentru distribuția lui z_t ;
 - 4) Se determină distribuția empirică a rentabilităților simulate care vor avea forma:

$$r_t = \mu_t + z^* \sigma_{t+1} \quad (1.1)$$

unde:

- r_t reprezintă rentabilitățile;
- σ_{t+1} este variația previzionată pentru perioada următoare;
- z este distribuția obținută prin bootstrap la pasul anterior.

Valoarea la risc se obține prin extragerea cuantilei la pragul de încredere ales α , din distribuția simulată a lui r_t . Cu ajutorul simulării istorice filtrate au fost obținute rezultate de acuratețe sporită atât la nivel univariat, cât și la nivel multivariat.

În vederea testării acurateței VaR, în cadrul acestei lucrări au fost folosite metode precum rata eșecurilor, funcția pierdere pătratică introdusă de Lopez (1999), testul de acoperire necondiționată al lui Kupiec (1995), testul de acoperire condiționată propus de Christoffersen (1998), testul cuantilei dinamice al lui Engle și Manganelli (2004), respectiv funcția pierdere introdusă de Gonzalez-Rivera et al. (2004).

Rezumatul capitolului 2

În cadrul acestui capitol obiectivele cercetării constau în analiza acurateții mai multor metode de cuantificare a riscului utilizând măsuri VaR, din categoriile de metode parametrice și semiparametrice, pentru serii financiare ce redau evoluția zilnică a unui set de indici bursieri. Studiul se evidențiază prin următoarele aspecte:

- Propune utilizarea unei combinații între simularea istorică filtrată (FHS) și modelul APARCH introdus de către Ding et al. (1993) pentru modelarea dinamicii volatilității, o abordare mai puțin utilizată în literatură, dar care, după cum se va constata în acest capitol, conduce la rezultate cu acuratețe ridicată;
- Acoperă mai multe arii geografice respectiv diverse tipuri de piețe financiare (dezvoltate, emergente și de frontieră);
- Surprinde atât perioade de stabilitate financiară cât și perioade caracterizate de instabilitate cum ar fi criza financiară care a început în perioada 2007-2008.
- Evaluează acuratețea metodelor selectate pentru un set de indici bursieri care conțin cele mai reprezentative titluri pentru piața de capital a țării respective

Au fost selectați un set de 14 indici bursieri internaționali aferenți a 14 piețe financiare cu grade diferite de dezvoltare. Pentru fiecare indice s-au colectat date începând cu 1 ianuarie 2006 până în 31 iulie 2016 obținându-se un număr mediu de 2643 de zile per indice.

Valoarea la risc a fost estimată cu ajutorul a 6 metode: primele două utilizează simularea istorică filtrată în combinație cu un model APARCH(1,1) respectiv GARCH(1,1). Următoarele 2 modele utilizează teoria valorilor extreme pentru estimarea VaR. O abordare utilizează distribuția Pareto generalizată iar VaR se determină din relația următoare (Marimoutou et al., 2009):

$$VaR_{\alpha} = u + \frac{\sigma}{\xi} \left[\left(\frac{n}{N_u} (1 - \alpha) \right)^{-\xi} - 1 \right]$$

unde :

- u reprezintă pragul de selecție al rentabilităților financiare;
- σ este parametrul de scală al distribuției Pareto generalizate;
- ξ este parametrul de formă al distribuției Pareto generalizate;
- n reprezintă numărul de observații;
- N_u denotă numărul de observații peste pragul u ;
- α reprezintă nivelul de încredere la care se calculează VaR.

Următoarea metodă de estimare a VaR reprezintă o variantă Monte Carlo a celei anterioare. Ultimele 2 metode provin din sfera parametrică și constau în utilizarea unui model APARCH(1,1), respectiv a unui GARCH(1,1) pentru utilizate pentru estimarea volatilității și integrarea acesteia în calculul VaR:

$$VaR_{\alpha} = \mu + z_{\alpha} * \sigma$$

Pentru evaluarea acurateței metodelor au fost utilizate 3 teste: rata eșecurilor, funcția pierdere pătratică (Lopez, 1999) și testul de acoperire necondiționată al lui Kupiec (1995). Pentru ca un model VaR să fie adecvat, din perspectiva ratei eșecurilor, aceasta ar trebui să înregistreze o valoare cât mai apropiată de pragul α , conform funcției pierdere pătratică, valoarea acesteia trebuie să fie cât mai mică, iar P-value aferentă testului de acoperire necondiționată trebuie să fie cât mai mare.

Dintre metodele utilizate, cea mai mare acuratețe a înregistrat-o combinația dintre simularea istorică filtrată și modelul APARCH (FHS-APARCH), rezultatele fiind prezentate în tabelul de mai jos.

Tabelul 2.4 – Acuratețea FHS-APARCH

Indice	FR	QLF	LR Stat	P-val
BET	1.1480%	0.0114827	0.350	0.554
SPX	0.6623%	0.0066229	2.173	0.140
CAC	0.8792%	0.0087945	0.262	0.609
ATX	1.0487%	0.0104887	0.038	0.845

BUX	1.0989%	0.0109914	0.157	0.692
FTSEMIB	1.0695%	0.0107006	0.080	0.777
IBEX	1.0018%	0.0100237	0.000	0.994
RTSI	0.8637%	0.0086434	0.319	0.572
WIG	1.0322%	0.0103239	0.017	0.896
DSM	1.2099%	0.0121006	0.690	0.406
IBX	0.9299%	0.0093003	0.082	0.775
NKY	1.3810%	0.0138153	2.088	0.148
KOSPI	0.5549%	0.0055490	3.870	0.049
SET100	0.8233%	0.0082338	0.530	0.467

Sursa: calcule proprii în mediul R

Notă:

FR = Rata eșecurilor;

QLF = valoarea medie a funcției pierdere pătratică;

LR stat = statistica testului de acoperire necondiționată;

P-val = probabilitatea asociată testului de acoperire necondiționată.

Metoda utilizată ține cont de asimetria informațională prezentă în seriile rentabilităților financiare, iar rezultatele indică o acuratețe suficient de ridicată.

Scopul studiului prezentat în cadrul acestui capitol a fost acela de a compara mai multe metode de estimare a măsurii VaR, luând în considerare un set de indici bursieri dintr-o varietate de piețe de capital, în perioada 2006-2016. După cum indică rezultatele, prin simulare istorică filtrată s-au obținut măsuri VaR de acuratețe ridicată pe toate piețele indiferent de tipul acestora (dezvoltate, emergente sau de frontieră). Un alt aspect important de remarcat este că luarea în calcul a asimetriei informaționale (prin utilizarea unui model asimetric pentru volatilitate – APARCH (1,1)) conduce la creșterea acurateței previziunilor.

Rezumatul capitolului 3

Acest capitol este dedicat estimării VaR pentru un portofoliu de active, într-o abordare multivariată. Obiectivele aferente acestui capitol sunt:

- a) compararea acurateții unui set de metode de estimare a mărimii VaR pentru un portofoliu de active financiare. Matricea de varianță-covarianța a ratelor rentabilității activelor componente va fi considerată constantă, respectiv variabilă în timp;
- b) Descompunerea riscului portofoliului pe componente, cu scopul de a obține contribuția fiecărui activ financiar la riscul total al portofoliului.

În cadrul studiului dezvoltat în acest capitol, este propusă o abordare care face uz de corelația condiționată dinamică în formă asimetrică și combină această metodă cu simularea istorică filtrată, combinație aplicată cu metoda ferestrelor glisante.¹ Această abordare a fost implementată pentru datele aferente unui portofoliu de titluri selectate de pe piața românească, care conform clasificării FTSE Russell (septembrie 2019)², este considerată o piață de frontieră. Setul de date conține informații referitoare la 11 titluri cotate la Bursa de Valori București (BVB) între 2014-07-08 și 2019-10-04, rezultând astfel în serii de 1319 rentabilități zilnice pentru fiecare titlu.

Pentru a estima valoarea la risc, au fost selectate zece metode: primele șase sunt metode parametrice, iar ultimele patru provin din sfera semi-parametrică. Prima metodă se bazează pe teoria portofoliului sau metodologia Riskmetrics (Morgan, 1996), care pleacă de la prezumția de normalitate a distribuției rentabilităților financiare. Cea de-a doua metodă se bazează pe abordarea propusă de Favre și Galeano (2002), care determină valoarea la risc folosind o expansiune de tip Cornish-Fisher. Autorii au numit această abordare „Valoarea la risc modificată”.

Următoarele patru metode au fost selectate din sfera parametrică și au la bază ideea de a lăsa matricea de varianță și covarianță să varieze în timp, în loc de a presupune că aceasta este constantă. Acestea se bazează pe familii de modele GARCH multivariate

¹ Studiul prezentat în capitolul prezent a fost publicat în *The Review of Finance and Banking*, Vol 12, No. 1, 2020, pp. 79-95, sub denumirea *Multivariate VaR: A Romanian Market study*.

² <https://research.ftserussell.com/products/downloads/FTSE-Country-Classification-Update-2019.pdf> accesat în 06.02.2020.

utilizând corelația condiționată dinamică (DCC) introdusă de Engle și Sheppard (2001) și corelația condiționată dinamică asimetrică (aDCC), după cum se regăsește la Capiello et al. (2006). Au fost utilizate specificațiile GARCH – Bollerslev (1986) – și APARCH – Ding et al. (1993) – în combinație cu metodele DCC, respectiv aDCC.

Ultimele patru modele au la bază o tehnică semi-parametrică. Acestea utilizează o combinație a metodelor multivariate menționate anterior, DCC, respectiv aDCC și simularea istorică filtrată (FHS) introdusă de Barone-Adesi et al. (1999) și descrisă în secțiunile anterioare.

Pentru a face posibilă testarea, toate metodele menționate anterior au fost aplicate utilizând metoda ferestrelor glisante. Având în vedere faptul că eșantionul a avut o lungime de 1319 zile de tranzacționare, lungimea ferestrei a fost selectată la 500 de zile, astfel rămânând cu un eșantion de testare de 819 zile. În abordările care utilizează simularea istorică filtrată, lungimea ferestrelor utilizată în procedura de bootstrap au avut lungimea de 300 observații.

Pentru a evalua acuratețea metodelor VaR, au fost utilizate următoarele cinci metode: rata eșecurilor, testul de acoperire necondiționată a lui Kupiec (1995), testul de acoperire condiționată propus de Christoffersen (1998), testul cuantilei dinamice introdus de Engle și Manganelli (2004), respectiv valoarea medie a funcției pierdere după cum se regăsește în Gonzalez-Rivera et. al (2004). Un model este considerat adecvat dacă rata eșecurilor este cât mai apropiată de pragul de semnificație la care s-a estimat VaR (în acest caz 1%). Conform celor 3 teste, modelul este adecvat dacă p-value este peste limita de respingere a ipotezei nule (H_0 : modelul previzionează VaR în mod corect), iar conform funcției pierdere, cel mai bun model este cel cu pierderea cea mai mică. Rezultatele acestora se regăsesc în tabelul de mai jos.

Tabelul 3.4 – Rezultatele testelor

Model	Fail_rate	UC_Pval	CC_Pval	DQ_Pval	Loss
Riskmetrics	1.829%	0.03245	0.07675	0.05993	0.00043494
VaR modificată	0.244%	0.00910	0.03316	0.29167	0.00054135
GARCH-DCC	1.220%	0.54137	0.73336	0.00270	0.00036479
GARCH-aDCC	1.098%	0.78221	0.87092	0.92204	0.00036143
APARCH-DCC	1.585%	0.12059	0.24305	0.00008	0.00035742

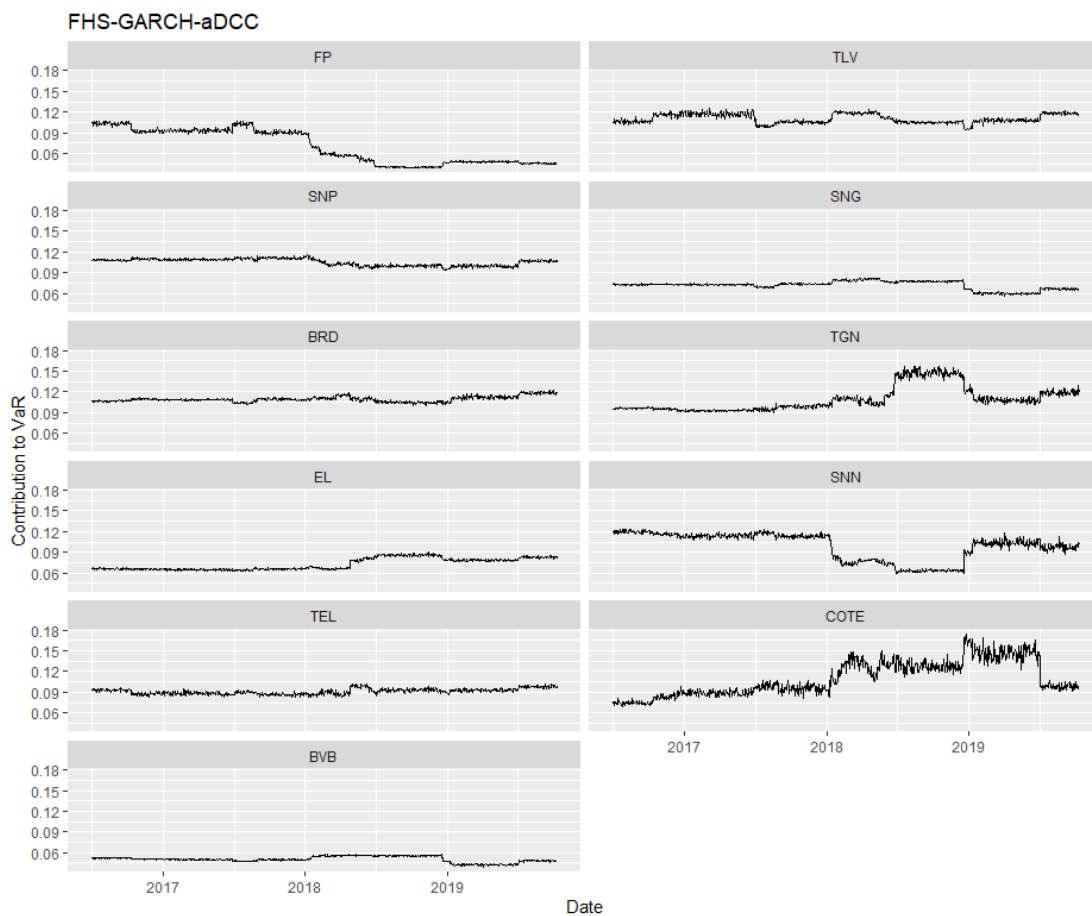
APARCH-aDCC	1.220%	0.54137	0.73336	0.78223	0.00034940
FHS-GARCH-DCC	0.854%	0.66573	0.85756	0.98442	0.00043263
FHS-GARCH-aDCC	0.854%	0.66573	0.85756	0.97139	0.00042622
FHS-APARCH-DCC	0.732%	0.41746	0.68866	0.88348	0.00042632
FHS-APARCH-aDCC	0.854%	0.66573	0.85756	0.98356	0.00043407

Sursa: Calcule proprii în mediul R

Notă: Fail_rate = rata eșecurilor;
UC_Pval = P-value aferentă testului de acoperire necondiționată (Kupiec, 1995);
CC_Pval = P-value aferentă testului de acoperire condiționată (Christoffersen, 1998);
DQ_Pval = P-value aferentă testului cuantilei dinamice (Engle și Manganeli, 2004);
Loss = valoarea funcției pierdere (Gonzalez-Rivera et al., 2004).

Cele mai bune modele s-au dovedit a fi acelea care utilizează un model GARCH pentru seriile univariate și care iau în calcul asimetria informațională la nivelul multivariat (aDCC). Din categoria de modele FHS, specificația GARCH-aDCC înregistrează valoarea cea mai mică a pierderii.

Figura 3.2 – Contribuția la risc conform FHS-GARCH-aDCC



Sursa: generări proprii în mediul R

Valoarea la risc aferentă portofoliului a fost descompusă utilizând metodologia VaR incrementală regăsită la Mina și Xiao (2001). Având în vedere modul în care s-a utilizat metoda ferestrelor glisante, a fost posibilă obținerea contribuției fiecărui titlu la riscul total, cu frecvență zilnică, începând cu observația 501. Valorile contribuțiilor individuale la riscul portofoliului pentru metoda FHS-GARCH-aDCC sunt redată în Figura 3.2.

Tehnicile prezentate în cadrul acestui capitol pot fi utile managerilor de portofoliu și instituțiilor financiare în vederea gestionării riscurilor precum și autorităților de reglementare în vederea stabilirii politicilor și reglementărilor în domeniul riscului de piață.

Rezumatul capitolului 4

Măsura VaR este o valoare cuantilă, prin urmare prezintă importanță modelarea cozii distribuției rentabilităților. Teoria valorilor extreme se axează tocmai pe comportamentul cozilor unei distribuții, prin urmare furnizează instrumente statistice adecvate pentru estimarea și predicția riscului. Danielsson et al. (2012) evidențiază faptul că valoarea la risc tinde să încalce proprietatea de sub-aditivitate în mai puține cazuri dacă în procesul de estimare sunt utilizate metode semi-parametrice combinate cu elemente din teoria valorilor extreme. Acest aspect este specific regiunii cozii distribuției rentabilităților financiare. Mai multe studii din literatura de specialitate utilizează pentru estimarea VaR elemente din teoria valorilor extreme (EVT).

Chen și Yu (2020) aplică tehnici din EVT în combinație cu modelul APARCH, pentru estimarea VaR. Comparativ cu acest studiu, în cadrul acestui capitol este propusă o îmbunătățire a metodologiei de cercetare, astfel:

- a) este utilizată metoda ferestrelor glisante, ceea ce permite evaluarea mai adecvată a acurateței metodelor utilizate în estimarea VaR;
- b) setul de date include pentru 20 de indici bursieri aferenți unor piețe de capital dezvoltate, emergente și de frontieră;
- c) suplimentar metodelor care combină distribuția Pareto generalizată cu modele de tip GARCH/APARCH sunt incluse în analiza comparativă cinci modele de tip regresie cuantilă (patru fiind variante ale modelului CAViaR introdus de Engle și Manganelli, 2004);
- d) s-au utilizat mai multe proceduri de testare.

Setul de date conține rentabilități financiare zilnice pentru 20 de indici bursieri internaționali, colectate începând cu 01-01-2006 până în 2019-09-30. Perioada de observare a datelor este de aproximativ 13 ani și include atât perioade stabile, cât și perioade de instabilitate economică.

În acest capitol, valoarea la risc a fost estimată prin intermediul a 12 modele. Primul este cel propus de Morgan (1996), cunoscut și sub denumirea „Metoda Riskmetrics”.

Aceasta a fost implementată utilizând metoda ferestrelor glisante. Fiecare fereastră are o lungime de 1000 de observații, prima cuprinzând observațiile de la 1 la 1000. Valoarea la risc este estimată folosind informațiile aferente primelor 1000 de zile. Ulterior fereastra este mutată cu un pas înainte (incluzând toate înregistrările de la 2 la 1001) și calculul este refăcut. Procesul se repetă până când se ajunge la ultima rentabilitate din serie. În acest fel, este disponibil pentru testare un eșantion de peste 1000 de observații (acesta este diferit pentru fiecare indice, în funcție de lungimea seriei individuale). Datorită popularității și simplității sale, modelul VaR estimat utilizând abordarea Riskmetrics a fost selectat ca model de referință.

Următoarele trei modele se bazează pe metoda propusă de McNeil și Frey (2000). Această abordare combină elemente din teoria valorilor extreme („*vârfuri peste prag*”) cu modele de volatilitate condiționată. În primul rând, un model din familia GARCH este aplicat pentru seria rentabilităților financiare, obținându-se astfel valori reziduale standardizate. La pasul următor, parametrii unei distribuții Pareto generalizată (GPD) sunt estimați utilizând datele aferente cozii distribuției reziduurilor obținute anterior. Valoarea la risc se determină din relația următoare (Marimoutou et al., 2009):

$$VaR_{\alpha} = u + \frac{\sigma}{\xi} \left[\left(\frac{n}{N_u} (1 - \alpha) \right)^{-\xi} - 1 \right] \quad (4.2)$$

unde:

- u reprezintă pragul care delimitează coada distribuției rentabilităților financiare;
- σ este parametrul de scală al distribuției Pareto generalizate;
- ξ este parametrul de formă al distribuției Pareto generalizate;
- n reprezintă dimensiunea eșantionului;
- N_u denotă mărimea eșantionului peste pragul u ;
- α reprezintă nivelul de semnificație la care VaR este estimată..

Abordarea bazată pe distribuția Pareto generalizată (GPD) este combinată cu mai multe modele din familia GARCH, astfel: un GARCH(1,1) simplu, un model APARCH propus de Ding et al. (1993) și estimat pornind de la prezumția de

normalitate, respectiv un model APARCH estimat pe baza prezumției unei distribuții normale asimetrice, rezultând astfel trei variante de modele VaR .

Spre deosebire de variantele clasice întâlnite în literatură, în acest capitol, cele trei abordări menționate (GPD + GARCH / APARCH / APARCH skewed) sunt implementate utilizând metoda ferestrelor glisante (GPD + GARCH / APARCH / APARCH skewed + ferestre glisante). Pentru fiecare dintre modele considerate, valoarea la risc este estimată conform ecuației (4.2). Lungimea ferestrei a fost stabilită la 1000 de observații.

Ultimele tipuri de modele au la bază abordări din sfera regresiei cuantile. Primul model reprezintă o regresie cuantilă simplă. Celelalte modele au fost estimate utilizând cele patru variante ale modelului CAViaR introdus de Engle și Manganeli (2004).

Pentru a evalua performanța modelelor VaR prezentate mai sus, a fost utilizată o baterie de cinci teste: rata eșecurilor, testul de acoperire necondiționată propus de Kupiec (1995), testul de acoperire necondiționată introdus de Christoffersen (1998), testul cuantilei dinamice propus de Engle și Manganeli (2004) și funcția de pierdere a lui Gonzalez-Rivera et al. (2004).

Rezultatele empirice sunt prezentate în tabelul următor numai pentru modelul GPD-APARCH aplicat cu metoda ferestrelor glisante – varianta estimată pe bază de normalitate asimetrică.

Tabelul 4.4 – Evaluarea acurateții VaR (selecție)

GPD-APARCH	Fail_rate	LRuc_Pval	LRcc_Pval	DQ_Pval	Loss
skew roll					
BET	1.02%	0.911	0.082	0.014	0.0004
SPX	1.10%	0.629	0.000	0.000	0.0003
SPTSX60	0.98%	0.919	0.784	0.217	0.0002
DAX	0.97%	0.860	0.779	0.087	0.0004
UKX	1.05%	0.799	0.008	0.000	0.0003
CAC	1.19%	0.347	0.431	0.002	0.0004
ATX	0.95%	0.820	0.004	0.000	0.0004

BUX	1.03%	0.882	0.523	0.472	0.0004
FTSEMIB	1.09%	0.672	0.680	0.072	0.0005
IBEX	0.76%	0.203	0.385	0.657	0.0004
RTSI	0.87%	0.498	0.317	0.082	0.0006
WIG	0.98%	0.938	0.006	0.000	0.0003
DSM	1.07%	0.744	0.091	0.003	0.0004
IBX	0.83%	0.403	0.261	0.141	0.0004
SHSZ300	0.98%	0.930	0.793	0.757	0.0005
NKY	0.97%	0.889	0.005	0.000	0.0005
KOSPI	0.88%	0.533	0.684	0.533	0.0003
SET100	0.72%	0.152	0.317	0.558	0.0003
SASEIDX	1.21%	0.361	0.007	0.000	0.0004
SMI	1.06%	0.761	0.008	0.000	0.0003

Sursa: Calcule proprii în mediul R

Notă: Fail_rate = rata eșecurilor;
 LRuc_Pval = P-value aferentă testului de acoperire necondiționată (Kupiec, 1995);
 LRcc_Pval = P-value aferentă testului de acoperire condiționată (Christoffersen, 1998);
 DQ_Pval = P-value aferentă testului cuantilei dinamice (Engle și Manganeli, 2004);
 Loss = valoarea funcției pierdere (Gonzalez-Rivera et al., 2004);
 Extensia „skew” în dreptul numelui modelului indică utilizarea distribuției normale asimetrice în procesul de estimare;
 Extensia „roll” în dreptul numelui modelului indică utilizarea metodei ferestrelor glisante.

Similar rezultatelor obținute de Chen și Yu (2020), modelul GPD-APARCH are o performanță bună și atunci când este aplicată pentru cei 20 de indici bursieri aferenți unor piețe de capital cu diverse grade de dezvoltare. Pragul u , care delimitează coada distribuției, a fost stabilit utilizând valoarea cuantila empirică de la 99% pentru toate distribuțiile, și în cazul tuturor modelelor.

În cadrul prezentului capitol, abordarea GPD-APARCH a fost îmbunătățită cu metoda ferestrelor glisante și comparată cu forma sa inițială. De asemenea, în prezentul studiu, modelul GPD-APARCH a fost estimat utilizând prezumția unei distribuții normale asimetrice și a fost comparat și cu alte tipuri de modele, cum ar fi regresia cuantilică, respectiv CAViaR.

O altă diferență majoră între cele două studii este setul de date utilizat. Chen și Yu (2020) au utilizat indicele HSI (Hong Kong), aferent contractelor de tip *futures*, în perioada 2006-2012. În studiul actual, a fost considerată o perioadă de timp mai mare

(2006-2019), iar eșantionul este format din 20 de indici bursieri din cadrul mai multor piețe internaționale. Studiul prezentat în cadrul acestui capitol susține rezultatele obținute de către Chen și Yu (2020), atunci când se analizează acuratețea estimării VaR pentru piața de capital.

După cum indică rezultatele empirice obținute, modelul GPD-APARCH, aplicat utilizând metoda ferestrelor glisante și estimat sub ipoteza normalității asimetrice este unul dintre cele mai precise, având o performanță cel puțin la fel de bună ca abordarea CAViaR-SAV, în previzionarea VaR.

Rezumatul capitolului 5

Acest capitol este dedicat metodelor de estimare a VaR adecvate pentru date cu frecvență ridicată (intraday). Unele dintre aceste tehnici sunt specifice datelor cu frecvență ridicată, iar altele necesită agregarea datelor, în prealabil, la frecvența zilnică.

Capitolul curent conține trei studii de caz realizate pe 2 seturi de date cu frecvență ridicată (intraday). Primul set este alcătuit din 12 societăți listate la Bursa de Valori București, ale căror cotații au fost colectate în perioada 05 iulie 2010 – 28 iunie 2013, în intervalul orar 10:00 – 17:00. A rezultat o bază de date care conține 689809 observații. Datele au fost grupate în sub-perioade de 2 săptămâni. Cel de-al doilea set de date este identic cu cel utilizat în primul studiu de caz, gruparea datelor realizându-se într-un mod asemănător. S-au considerat perioade de câte 2 săptămâni, dar în acest caz, ultima perioadă a fost utilizată pentru evaluarea acurateței. Al treilea set a fost compus din valorile intraday ale indicelui BET din perioada 04.01.2010 - 31.12.2016, rezultând într-o serie de 454640 observații.

În cadrul primului studiu de caz, s-au folosit șase metode de determinare a VaR: o simulare istorică simplă, metoda parametrică simplă (bazată pe distribuția normală), metoda parametrică bazată pe volatilitate realizată, metoda Monte Carlo, metoda Monte Carlo combinată cu volatilitatea realizată și o metoda VaR ajustată cu lichiditatea. Acuratețea metodelor a fost testată utilizând rata eșecurilor și funcția pierdere pătratică (Lopez, 1999). Tabelul 5.1 redă rata eșecurilor aferentă celor 6 metode.

Tabelul 5.1 – Rata eșecurilor; VaR ajustată cu lichiditatea

Titlu	Hist	Param	Param RV	MC	MC RV	Liq Ajd VaR
BIO	3.90%	5.19%	5.19%	3.90%	5.19%	2.60%
BRD	3.90%	5.19%	2.60%	2.60%	1.30%	0.00%
BRK	0.00%	0.00%	1.30%	0.00%	0.00%	5.19%
BVB	2.60%	3.90%	2.60%	1.30%	1.30%	0.00%
SIF1	3.90%	7.79%	1.30%	2.60%	0.00%	0.00%
SIF2	1.30%	3.90%	1.30%	1.30%	0.00%	0.00%

SIF3	5.19%	1.30%	0.00%	1.30%	0.00%	0.00%
SIF4	3.90%	6.49%	1.30%	1.30%	0.00%	0.00%
SIF5	11.69%	11.69%	3.90%	7.79%	1.30%	0.00%
SNP	3.90%	10.39%	1.30%	6.49%	1.30%	0.00%
TEL	2.60%	3.90%	3.90%	2.60%	2.60%	0.00%
TLV	9.09%	12.99%	11.69%	7.79%	9.09%	0.00%

Sursa: calcule proprii în mediile R și Excel

Cel de-al doilea studiu de caz folosește 2 metode aplicate pe același set de date. Una dintre acestea folosește un model ARFIMA specific datelor intraday, iar cealaltă face uz de un model APARCH pentru prelucrarea seriilor volatilității. Ambele sunt integrate ulterior într-o procedură de simulare istorică filtrată. Rezultatele ratei eșecurilor pentru metoda FHS-APARCH se regăsesc în tabelul 5.4.

Tabelul 5.4 – Rata eșecurilor FHS-APARCH

Simbol/Zi	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BIO	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
BRD	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
BRK	0.00	0.63	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
BVB	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIF1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIF2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIF3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SIF4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00
SIF5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SNP	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TEL	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
TLV	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	88.84

Sursa: calcule proprii în mediile R și Excel

În cadrul celui de-al treilea studiu empiric sunt utilizate patru modele de estimare a VaR. Primul reprezintă o deviere de la modelul parametric clasic, care presupune că distribuția rentabilităților activelor financiare este normală. Diferența constă în faptul că volatilitatea aferentă rentabilităților a fost estimată utilizând volatilitatea realizată. Cea de-a doua este o variantă Monte Carlo a primei metode. Metodele 3 și 4

utilizează simularea istorică filtrată combinată cu tehnicile ARFIMA și APARCH într-o manieră similară celui de-al doilea studiu de caz.

Acuratețea modelelor a fost testată cu ajutorul a trei tehnici: rata eșecurilor, funcția pierdere pătratică (Lopez, 1999) și testul de acoperire necondiționată (Kupiec, 1995). Acestea sunt redată în Tabelul 5.7.

Tabelul 5.7 – Rezultatele evaluării VaR; Indicele BET

Model	Rata eșecurilor	QLF	Acoperirea necondiționată	
			LR Stat	P-val
FHS-APARCH	1.2113%	0.012117	0.314	0.575
FHS-ARFIMA	1.8843%	0.018847	4.658	0.031
Param-RV-MC	1.4805%	0.014808	1.509	0.219
Param-RV	6.4603%	0.064613	100.245	0.000

Sursa: calcule proprii în mediul R

După cum indică rezultatele, luarea în considerare a lichidității activelor financiare conduce la estimări cu o acuratețe mai mare ale valorii la risc. Utilizarea volatilității realizate conduce, de asemenea, la rezultate bune, dar nu la cele așteptate. În acest caz, se recomandă utilizarea unor măsuri mai avansate precum ar fi cele regăsite la Barndorff-Nielsen și Shephard (2004).

O altă metodă care s-a remarcat prin obținerea unei acuratețe sporite este simularea istorică filtrată. Această metodă și-a dovedit beneficiile în ambele studii de caz în care a fost utilizată.

Limitele studiilor empirice din acest capitol sunt date în principal de insuficiența datelor, respectiv de imposibilitatea actualizării bazei de date. O altă limită a acestor aplicații o constituie insuficiența modalităților de testare a acurateței măsurilor VaR. Pentru a crește calitatea evaluărilor, cu excepția celui de-al treilea studiu de caz, se recomandă adăugarea unor măsuri suplimentare de măsurare a acurateței VaR.

Concluzii generale și direcții viitoare de cercetare

În cadrul lucrării prezente s-a avut în vedere în principal identificarea unor abordări utile în estimarea măsurii VaR, abordări ce conduc la rezultate cu un grad de acuratețe ridicat, pornind de la caracteristici specifice datelor financiare. Studiile empirice au fost conduse utilizând mai multe seturi de date, atât din cadrul piețelor internaționale de capital cât și de pe piața românească. De asemenea, au fost considerate date cu frecvență zilnică respectiv intraday. Având în vedere caracteristicile rentabilităților financiare, în cadrul acestei lucrări, au fost propuse măsuri VaR care iau în considerare aspecte precum: *heteroscedasticitatea, cozile îngroșate, asimetria informațională, corelația dinamică dintre rentabilitățile titlurilor din portofoliu, autocorelarea valorilor cuantile, lichiditatea activelor financiare*. La nivel general, s-a observat că măsurile care țin cont de caracteristicile anterior amintite înregistrează un grad de acuratețe mai mare.

În analiza empirică univariată, au fost aplicate șase metodologii de estimare VaR, pentru un set de 14 indici bursieri, reprezentativi pentru diverse piețe internaționale, pe o perioadă de aproximativ 10 ani. Au fost incluse în studiu piețe dezvoltate, emergente și de frontieră. Două dintre metode au fost pur parametrice, acestea utilizând modele de volatilitate GARCH și APARCH, următoarele sunt bazate pe simularea istorică filtrată (FHS) în combinație cu cele două modele pentru volatilitate amintite anterior, iar ultimele utilizează o distribuție Pareto generalizată – într-o variantă parametrică, respectiv într-o abordare de tip simulare Monte Carlo. Acuratețea cea mai mare a fost înregistrată de către *modelul FHS-APARCH*, aceasta fiind testată utilizând rata eșecurilor, funcția pierdere pătratică a lui Lopez și testul acoperirii necondiționate al lui Kupiec. S-a observat faptul că luarea în considerare a asimetriei prezente în seriile rentabilităților financiare conduce la previziuni cu un plus de acuratețe. Previziunile VaR determinate pe baza modelului APARCH au înregistrat o precizie mai mare decât cele bazate pe o specificare de tip GARCH.

În lucrarea prezentă sunt exemplificate, de asemenea, metode de estimare a valorii la risc pentru un portofoliu de active financiare. Au fost selectate 10 modele VaR la nivel multivariat, aplicate pentru un portofoliu de 11 titluri cotate la Bursa de Valori

București. Majoritatea modelelor au la bază abordări GARCH multivariate sau combinații ale acestora cu simularea istorică filtrată (FHS). Dintre acestea s-a remarcat o *metodă bazată pe FHS*, care este combinată cu un *model de corelație condiționată dinamică asimetrică* (un GARCH multivariat care ia în considerare componenta asimetrie). Din nou, se confirmă faptul că acuratețea previziunilor riscului este mai ridicată atunci când metodele utilizate sunt adaptate suficient de bine caracteristicilor rentabilităților financiare. Propunem utilizarea acestei abordări și pentru alte portofolii de titluri, în cadrul unor cercetări viitoare. Precizia modelelor a fost evaluată cu ajutorul următoarelor metode: rata eșecurilor, testul de acoperire necondiționată al lui Kupiec, testul de acoperire condiționată propus de Christoffersen, testul cuantilei dinamice introdus de Engle și Manganelli, respectiv funcția pierdere propusă de către Gonzalez-Rivera et al. De asemenea, în cazul valorii la risc calculată pentru un portofoliu, a fost posibilă *descompunerea riscului* pe fiecare componentă în parte. Acest lucru s-a realizat cu metoda VaR incrementală, astfel fiind posibilă observarea activelor mai riscante din cadrul portofoliului și ajustarea ponderilor acestuia în funcție de nevoile și aversiunea la risc a investitorului.

Rezultatele empirice din studiul dezvoltat în capitolul 4 sunt robuste din perspectiva setului de date, a metodelor de estimare analizate, respectiv a caracteristicilor rentabilităților încorporate în metodologia de estimare. Setul de date a fost alcătuit din 20 de indici bursieri internaționali, și acoperă o perioadă de peste 12 ani. Au fost aplicate 12 metode de estimare a VaR din cadrul teoriei valorilor extreme și din sfera regresiei cuantilice. Metodologia de estimare a VaR care s-a evidențiat prin acuratețe superioară constă într-o combinație dintre *distribuția Pareto generalizată (GPD)*, *modelul APARCH* (estimat pe baza distribuției de probabilitate normale asimetriche) și aplicarea acestora conform *abordării ferestrelor glisante*. Un avantaj al acestei metode este dat de faptul că se modelează direct coada distribuției rentabilităților și se ține cont și de caracterul asimetric al acestora. Modelul APARCH încorporează totodată și heteroscedasticitatea prezentă în seriile rentabilităților financiare. Predicții de acuratețe ridicată au fost obținute și cu unele modele de tip regresie cuantilică, iar modelul propus în lucrarea prezentă, GPD-APARCH skew aplicat cu metoda ferestrelor glisante obține rezultate la fel de bune precum *modelele CAViaR* (bazate pe regresia cuantilică). Datele acoperă o varietate de piețe financiare: dezvoltate,

emergente avansate, emergente secundare, respectiv de frontieră, conform clasificării FTSE Russell.

Lucrarea prezentă cuprinde și aplicații pentru date intraday. Unul dintre seturile de date considerate în studiu a fost alcătuit din 12 titluri listate la Bursa de Valori București – date intraday. Pentru acest set a fost estimată măsura VaR, utilizând atât metode clasice cât și metode specifice datelor cu frecvență ridicată. Dintre acestea, acuratețe mai mare s-a înregistrat pentru măsurile bazate pe *volatilitatea realizată*, respectiv pentru o măsură VaR care ia în considerare *factorul lichiditate*. Limita majoră în acest studiu a fost dată de dimensiunea redusă a setului de date, respectiv de imposibilitatea actualizării acestuia datorită indisponibilității datelor. Cu toate acestea, s-a observat că lichiditatea are o influență puternică asupra preciziei măsurilor VaR și se recomandă ca aceste măsuri să fie testate pe un eșantion mai larg de date cu frecvență ridicată.

Atunci când s-a estimat VaR pentru seria de rentabilități intraday a indicelui BET, dintre metodele de estimare analizate s-au remarcat o metodă VaR bazată pe un *model ARFIMA*, aplicat direct pe datele intraday, și o combinație dintre *simularea istorică filtrată* și un *model din familia APARCH* aplicat după agregarea datelor la nivel zilnic. Similar cazului precedent, și aici limita majoră este dată de insuficiența datelor. Seria de timp acopera o perioadă lungă în timp, dar analiza a fost condusă doar asupra indicelui BET, fapt datorat indisponibilității altor date. Acuratețea modelelor a fost măsurată prin rata eșecurilor, funcția pierdere pătratică a lui Lopez și testul acoperirii necondiționate al lui Kupiec.

Una dintre limitele studiilor empirice conduse în această lucrare este dată de disponibilitatea limitată a datelor pentru piața românească de capital, în special a celor intraday. Portofoliul de titluri considerat în capitolul trei ar putea fi extins, de asemenea, într-o cercetare viitoare. A fost analizată acuratețea metodelor de estimare VaR doar pentru date din cadrul piețelor de capital. Posibile direcții viitoare de cercetare ar consta în aplicarea metodelor de estimare a valorii la risc, identificate în prezenta lucrare ca fiind cele mai adecvate, pentru date aferente piețelor petroliere, piețelor de mărfuri sau pentru ratele de schimb valutar și chiar pentru piețele de monedă digitală. O altă direcție de extindere a cercetării ar fi aplicarea tehnicilor VaR pentru indici compoziți, întrucât în această lucrare au fost considerați doar indici

bursieri ce cuprind cele mai lichide societăți listate. Totodată, cercetarea se poate îndrepta și spre studiul altor măsuri de risc, precum pierderea așteptată (ES) sau chiar utilizarea ambelor măsuri, VaR și ES, cu scopul de a măsura riscul din mai multe perspective.

Unul dintre aspectele esențiale de care trebuie ținut cont în modelarea statistică constă în evidențierea corectă a caracteristicilor datelor. Dacă acest aspect este neglijat, rezultatele vor fi slabe din punct de vedere calitativ și, în același timp, lipsite de precizie. În cazul rentabilităților financiare, este necesară luarea în considerare a heteroscedasticității – prin utilizarea familiilor de modele ARCH-GARCH, a asimetriei informaționale – modelele propuse în prezenta lucrare iau în considerare această caracteristică, precum și cozile îngroșate. Acest ultim aspect, dacă nu este tratat corespunzător, poate conduce la rezultate eronate și chiar la subestimarea riscului. Unele metode utilizate, cum ar fi cele din teoria valorilor extreme și a regresiei cuantilice, au în vedere modelarea cozii distribuției. Având în vedere cele de mai sus, se poate deduce faptul că metodele clasice de cuantificare a riscului (cum ar fi abordarea Riskmetrics – Morgan, 1996) nu sunt adecvate pentru rentabilitățile financiare. Tocmai din acest considerent, se recomandă folosirea unor metode care au un grad de complexitate mai ridicat dar care iau în considerare cât mai multe aspecte specifice seriilor financiare.

Din cadrul prezentei lucrări s-a remarcat, în repetate rânduri, metodologia bazată pe simulare istorică filtrată în combinație cu un model asimetric utilizat pentru volatilitate, atât la nivel univariat (FHS-APARCH), cât și la nivel multivariat (FHS-GARCH-aDCC). S-a evidențiat, de asemenea, combinația dintre distribuția Pareto generalizată, modelul APARCH (estimat pornind de la distribuția de probabilitate normală asimetrică) și metoda ferestrelor glisante. Toate aceste tehnici au înregistrat un grad relativ mare de acuratețe în procesul de previziune a valorii la risc.

Un aspect important al acestei lucrări este dat de aplicabilitatea metodelor prezentate. Aceste metodologii pot fi utile atât investitorilor individuali, cât și companiilor care doresc să își gestioneze riscul prin anticiparea pierderilor potențiale. Unele metode sunt aplicabile în cazul activelor financiare individuale, în timp ce altele pot fi utilizate pentru a evalua și descompune riscul unui portofoliu. De asemenea, tehnicile de estimare VaR se pot folosi pentru ajustarea sau stabilirea politicilor de risc ale

agenților economici care activează în domeniul piețelor financiare, pot fi utilizate de către bănci, dar fără a se limita, la stabilirea apetitului la risc și sunt utile, de asemenea, autorităților de reglementare. Acestea din urmă utilizează metode de estimare VaR în cadrul simulărilor efectuate pentru a stabili și/sau impune limite, respectiv restricții pentru participanții la piețele financiare.

Bibliografie

1. Abad, P., Benito, S., Lopez, C., (2014), A comprehensive review of Value at Risk methodologies, *The Spanish Review of Financial Economics*, 12 (1), p. 15-32.
2. Al Janabi, M. A. M., Ferrer, R., Shahzad, S.J.H., (2019), Liquidity-adjusted value-at-risk optimization of a multi-asset portfolio using a vine copula approach, *Physica A*, 536, Articolul Nr. 122579. Disponibil online la: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122579>, accesat în 08.02.2020.
3. Alexander, C., (2008), *Market Risk Analysis Vol 4: Value-at-Risk models*, Chichester: John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate.
4. Andersen, T.G., Bollerslev, T., (1997), Intraday periodicity and volatility persistence in financial markets, *Journal of Empirical Finance*, 4 (2-3), p. 115-158.
5. Andersen, T.G., Benzoni, L., (2009), Realized volatility, în Andersen, T., Davis, R., Kreiß, J., Mikosch, T. (eds), *Handbook of Financial Time Series*, New York: Springer.
6. Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F., Ebens, H., (2001a), The distribution of realized stock returns volatility, *Journal of Financial Economics*, 61 (1), p. 43-76.
7. Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F.X., Labys, P., (2001b), The distribution of realized exchange rate volatility, *Journal of the American Statistical Association*, 96 (453), p. 42-52.
8. Andersen, T.G., Bollerslev, T., Diebold, F.X., Labys, P., (2003), Modeling and forecasting realized volatility, *Econometrica*, 71 (2), p. 579-625.
9. Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.M., Heath, D., (1999), Coherent measures of risk, *Mathematical Finance*, 9 (3), p. 203-228.
10. Asai, M., McAleer, M., Medeiros, M., (2011), Asymmetry and Leverage in Realized Volatility, SSRN, disponibil la: <http://ssrn.com/abstract=1464350> sau <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1464350>, accesat în 06.09.2016.
11. Babat, O., Vera, J.C., Zuloaga, L.F., (2017), Computing near-optimal Value-at-Risk portfolios using Integer Programming techniques, *European Journal of Operational Research*, 226 (1), p. 304-315.
12. Baillie, R.T., Bollerslev, T., Mikkelsen, H.O., (1996), Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 74 (1), p. 3-30.
13. Bali, T.G., Mo, H., Tang, Y., (2008), The role of autoregressive conditional skewness and kurtosis in the estimation of conditional VaR, *Journal of Banking & Finance*, 32 (2), p. 269-282.
14. Bams, D., Blanchard, G. Lehnert T., (2017), Volatility measures and value-at-risk, *International Journal of Forecasting*, 33 (4), p.848-863.
15. Banihashemi, S., Navidi, S., (2017), Portfolio performance evaluation in Mean-CVaR framework: A comparison with non-parametric methods value at risk in Mean-VaR analysis, *Operations Research Perspective*, 4, 21-28.
16. Barndorff-Nielsen, O.E., (1977), Exponentially decreasing distributions for the logarithm of particle size, *Proceedings Royal Society London, Series A*, 353, p. 401- 419.

17. Barndorff-Nielsen, O.E., Shephard, N., (2003), Realized Power Variation and Stochastic Volatility Models, *Bernoulli*, 9 (2), p. 243-265.
18. Barndorff-Nielsen, O.E., Shephard, N., (2004), Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps, *Journal of Financial Econometrics*, 2 (1), p. 1-37.
19. Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., Vosper, L., (1999), VaR without correlations for portfolios of derivative securities, *Journal of Futures Markets*, 19 (5), p. 583-602.
20. Bayer, S., (2018), Combining value-at-risk forecasts using penalized quantile regressions, *Econometrics and Statistics*, 8, p. 56-77.
21. Bollerslev, T., (1986), Generalized autoregressive heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31 (3), p. 307-327.
22. Bollerslev, T., (1987), A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return, *The Review of Economics and Statistics*, 69 (3), p. 542-547.
23. Bollerslev, T., (2010), Glossary to ARCH (GARCH), în: Bollerslev, T., Russell, J.R., Watson, M.W. (eds.), *Volatility and time series econometrics: Essays in honor of Robert F. Engle*, New York: Oxford University Press.
24. Bollerslev, T., Gibson, M., Zhou, H., (2011), Dynamics estimation of volatility risk premia and investor risk aversion from option-implied and realized volatilities, *Journal of Econometrics*, 160 (1), p. 235-245.
25. Bollerslev, T., Mikkelsen, H.O., (1996), Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility, *Journal of Econometrics*, 73 (1), p. 151-184.
26. Boudt, K., Peterson, B., Croux, C., (2008), Estimation and decomposition of downside risk for portfolios with non-normal returns, *Journal of Risk*, 11 (2), p. 79-103.
27. Brooks, C., Clare, A.D., Dalle Molle, J.W., Persaud, G., (2005), A comparison of extreme value theory approaches for determining value at risk, *Journal of Empirical Finance*, 12 (2), p. 339-352.
28. Brownlees, C., Gallo, G., (2010), Comparison of volatility measures: a risk management perspective, *Journal of Financial Econometrics*, 8 (1), p. 29-56.
29. Cappiello, L., Engle, R.F., Sheppard, K., (2006), Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns, *Journal of Financial Econometrics*, 4 (4), p. 537-572.
30. Chen, X., Ghysels, E., (2011), News – good or bad – and its impact on volatility predictions over multiple horizons, *The Review of Financial Studies*, 24 (1), p. 46–81.
31. Chen, Y., Yu, W., (2020), Setting the Margins of Hang Seng Index Futures on Different Positions using an APARCH-GPD Model based on Extreme Value Theory. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 544, articolul nr. 123207.
32. Christoffersen, P., (1998), Evaluating interval forecasts, *International Economic Review*, 39 (4), p. 841-862.
33. Clements, M.P., Galvao, A.B., Kim, J.H., (2008), Quantile forecasts of daily exchange rate returns from forecasts of realized volatility, *Journal of Empirical Finance* 15 (4), p. 729-750.
34. Corsi, F., (2004), A Simple Long Memory Model of Realized Volatility, disponibil online la: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=626064, accesat în 20.09.2020

35. Corsi, F., (2009), A simple approximate long memory model of realized volatility, *Journal of financial econometrics*, 7 (2), p. 174-196.
36. Danielsson, J., (2011), *Financial risk forecasting: The Theory and Practice of Forecasting Market Risk with Implementation in R and Matlab*, Chichester: John Wiley & Sons Ltd.
37. Danielsson, J., De Vries, C.G., (2000), Value-at-Risk and Extreme Returns, *Annales d'Économie et de Statistique*, 60, p. 239-270.
38. Danielsson, J., Jorgensen, B.N., Samorodnitsky, G., Sarma, M., de Vries, C.G., (2012), Fat tails, VaR and subadditivity, *Journal of Econometrics*, 172 (2), p. 283-291.
39. Dimitrios P. L., Spyros X.-S., Apostolos P. R. (2011), Are realized volatility models good candidates for alternative Value at Risk prediction strategies?, disponibil on-line la: <https://mpira.ub.uni-muenchen.de/30364/>, accesat la 27/06/2015.
40. Ding, Z., Granger, C.W.J., Engle, R.F., (1993), A long memory property of stockmarket returns and a new model, *Journal of Empirical Finance*, 1 (1), p. 83-106.
41. Dowd, K., (2002), *Measuring Market Risk*, Chichester: John Wiley & Sons.
42. Embrechts, P., Klüppelberg, C., Mikosch, T., (1997), *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*, Berlin: Springer-Verlag.
43. Embrechts, P., Resnick, S., Samorodnitsky, G., (1999), Extreme value theory as a risk management tool, *North American Actuarial Journal*, 3 (2), p. 30-41.
44. Engle, R.F., (1982), Autoregressive, conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, *Econometrica*, 50 (4), p. 987-1007.
45. Engle, R.F., Manganelli, S., (2004), CaViaR: conditional autoregressive value at risk by regression quantiles, *Journal of Business and Economic Statistics*, 22 (4), p. 367-381.
46. Engle, R.F., Sheppard, K., (2001), Theoretical and empirical properties of dynamic conditional correlation multivariate GARCH. NBER Working Paper, disponibil online la <https://www.nber.org/papers/w8554.pdf>, accesat în 07.02.2020.
47. Ergün A.T., Jun, J., (2010), Time-varying higher-order conditional moments and forecasting intraday VaR and Expected Shortfall, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 50 (3), p. 264-272.
48. Favre, L., Galeano, J., (2002), Mean-Modified Value-at-Risk Optimization with Hedge Funds, *Journal of Alternative Investment*, 5 (2), p. 21-25.
49. Ferreira, M.A., Lopez, J.A., (2005), Evaluating Interest Rate Covariance Models Within a Value-at-Risk Framework, *Journal of Financial Econometrics*, 3 (1), p. 126-168.
50. Fong Chan, K., Grey, P., (2006), Using extreme value theory to measure value-at risk for daily electricity spot prices, *International Journal of Forecasting*, 22 (2), p. 283-300.
51. Forbes, K., Rigobon, R., (2001) Measuring Contagion: Conceptual and Empirical Issues, în: Claessens S., Forbes K.J. (eds), *International Financial Contagion*. Boston MA: Springer.
52. Forsberg, L., Ghysels, E., (2007), Why Do Absolute Returns Predict Volatility So Well?, *Journal of Financial Econometrics*, 5 (1), p. 31-67.
53. Francois-Heude, A., Van Wynendaele, P., (2001), Integrating liquidity risk in a parametric intraday VaR framework, University of Perpignan, disponibil online la:

https://www.researchgate.net/publication/244097447_Integrating_Liquidity_Risk_in_a_Parametric_Intraday_VaR_Framework, accesat în 09.03.2016.

54. Gençay, R., Selçuk, F., (2004), Extreme value theory and Value-at-Risk: Relative performance in emerging markets, *International Journal of Forecasting*, 20 (2), p. 287-303.
55. Gençay, R., Selçuk, F., Ulugülyağci, A., (2003), High volatility, thick tails and extreme value theory in value-at-risk estimation, *Insurance: Mathematics and Economics*, 33 (2), p. 337-356.
56. Ghysels, E., Santa-Clara, P., Valkanov, R., (2006), Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies, *Journal of Econometrics*, 131 (1-2), p. 59-95.
57. Ghysels, E., Sinko A., Valkanov, R., (2007): MIDAS Regressions: Further Results and New Directions, *Econometric Reviews*, 26 (1), p. 53-90
58. Giot, P., Laurent, S., (2004), Modeling daily value-at-risk using realized volatility and ARCH typemodels, *Journal of Empirical Finance*, 11 (3), p. 379-398.
59. Glasserman, P., (2005), Measuring marginal risk contributions in credit portfolios, *Journal of Computational Finance*, 9 (2), p. 1-41.
60. Glasserman, P., Li, J., (2005), Importance sampling for portfolio credit risk, *Management Science*, 51 (11), p. 1643-1656
61. Glosten, L., Jagannathan, R., Runke, D., (1993), Relationship between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks, *Journal of Finance*, 48 (5), p. 1779-1801.
62. Gonzalez-Rivera, G., Lee, T.-H., Mishra, S., (2004), Forecasting Volatility: A Reality Check Based on Option Pricing, Utility Function, Value-at-Risk, and Predictive Likelihood, *International Journal of Forecasting*, 20 (4), p. 629-645.
63. Habart-Corlosquet, M., Janssen, J., Manca, R., (2013), *VaR Methodology for Non-Gaussian Finance*, London: Wiley-ISTE Ltd.
64. Hafner, C. M., Preminger, A., (2010), Deciding between GARCH and stochastic volatility via strong decision rules, *Journal of Statistical Planning and Inference*, 140 (3), p. 791-805.
65. Halkos, G.E., Tsirovivis, A. S., (2019), Value-at-risk methodologies for effective energy portfolio risk management, *Economic Analysis and Policy*, 62, p. 197-212.
66. Hallerbach, W. G., (2002), Decomposing Portfolio Value-at-Risk: A General Analysis, *Journal of Risk*, 5 (2), p. 1-18.
67. Hansen, B.E., (1994), Autoregressive Conditional Density Estimation, *International Economic Review*, 35 (3), p. 705-730.
68. Haugom, E., Rey, R., Ullrich, C. J., Veka, S., Westgaard, S., (2016), A parsimonious quantile regression model to forecast day-ahead value-at-risk, *Finance Research Letters*, 16, p. 196-207.
69. Hendricks, D., (1996), Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data, *Economic Policy Review*, 2 (1), p. 39-70.
70. Higgins, M.L., Bera, A.K., (1992), A Class of Nonlinear ARCH Models, *International Economic Review*, 33 (1), p. 137-158.
71. Hill, B.M., (1975), A simple general approach to inference about the tail of a distribution, *The Annals of Statistics*, 3 (5), p. 1163-1174.
72. Holton, G.A., (2003), *Value-at-Risk Theory and Practice*, London: Academic Press.

73. Huang, C.-K., North, D., Zewotir, T., (2017), Exchangeability, extreme returns and value-at-risk forecasts, *Physica A*, 477, p. 204-216.
74. Hull, J., White, A., (1998), Incorporating volatility updating into the historical simulation method for value-at-risk, *Journal of Risk*, 1 (1), p. 5-19.
75. Jain, S., Chakrabarty, S.P., (2020), Does Marginal VaR Lead to Improved Performance of Managed Portfolios: A Study of S&P BSE 100 and S&P BSE 200, *Asia-Pacific Financial Markets*, 27 (2), p. 291-323.
76. Jang, B.-G., Park, S., (2016), Ambiguity and Optimal Portfolio Choice with Value-at-Risk Constraint, *Finance Research Letters*, 18, p. 158-176.
77. Kellner, R., Rösch, D., (2016), Quantifying market risk with Value-at-Risk or Expected Shortfall? – Consequences for capital requirements and model risk, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 68, p. 45-63.
78. Koenker, R., (2005), *Quantile Regression*, New York: Cambridge University Press.
79. Krause, J., Paoletta, M.S., (2014), A Fast, Accurate Method for Value-at-Risk and Expected Shortfall, *Econometrics*, 2 (2), p. 98-122; disponibil online la: <https://doi.org/10.3390/econometrics2020098> accesat în 10-03-2020.
80. Kuester, K., Mittnik, S., Paoletta, M., (2006), Value-at-risk prediction: a comparison of alternative strategies, *Journal of Financial Econometrics*, 4 (1), p. 53-89.
81. Kupiec, P.H., (1995), Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models, *Journal of Derivatives*, 3 (2), p. 73-84.
82. Laporta, A.G., Merlo, L., Petrella, L., (2018), Selection of value at risk models for energy commodities, *Energy Economics*, 74, p. 628-643.
83. Lazăr, D., (2011), *Econometrie Financiară*, Cluj-Napoca: Casa Cărții de Știință.
84. Le, T.H., (2020), Forecasting value at risk and expected shortfall with mixed data sampling, *International Journal of Forecasting*, 36 (4), p. 1362-1379.
85. Lin, P.-C., Ko, P.-C., (2009), Portfolio value-at-risk forecasting with GA-based extreme value theory, *Expert Systems with Applications*, 36 (2), p. 2503-2512.
86. Liu, G., Wei, Y., Chen, Y., Yu, J., Hu, Y., (2018), Forecasting the value-at-risk of Chinese stock market using the HARQ model and extreme value theory, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 499, p. 288-297.
87. Lopez, J.A., (1999), Methods for evaluating Value-at-Risk estimates, *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*, 2, p. 3-17.
88. Lu, X.F., Lai, K.K., Liang, L., (2014), Portfolio value-at-risk estimation in energy futures markets with time-varying copula-GARCH model, *Annals of Operation Research*, 219, p. 333-357.
89. Malevergne, Y., Sornette, D., (2006), *Extreme Financial Risks - From Dependence to Risk Management*, Berli: Springer-Verlag.
90. Marimoutou, V., Raggad, B., Trabelsi, A., (2009), Extreme value theory and value at risk: application to oil market, *Energy Economics*, 31 (4), p. 519-530.

91. Martellini, L., Ziemann, V., (2010), Improved Estimates of Higher-Order Comoments and Implications for Portfolio Selection, *The Review of Financial Studies*, 23 (4), p. 1467-1502.
92. Martens, M., Dijk, D., Pooter, M., (2009), Forecasting S&P 500 volatility: Long memory, level shifts, leverage effects, day of the week seasonality and macroeconomic announcements, *International Journal of Forecasting*, 25 (2), p. 282-303.
93. Martin, R.D., Arora, R., (2017), Inefficiency and bias of modified value-at-risk and expected shortfall, *Journal of Risk*, 19 (6), p. 59-84.
94. McDonald, J.B., Newey, W.K., (1988), Partially Adaptive Estimation of Regression Models via the Generalized t Distribution, *Econometric Theory*, 4 (3), p. 428-457.
95. McNeil, A.J., (1998), Calculating Quantile Risk Measures for Financial Return Series using Extreme Value Theory, disponibil online la: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.395.5389>, accesat în 10.11.2020.
96. McNeil, A.J., Frey, R., (2000), Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: an extreme value approach, *Journal of Empirical finance*, 7 (3-4), p. 271-300.
97. McNeil, A.J., Frey, R., Embrechts, P., (2005), *Quantitative Risk Management*, Princeton: Princeton University Press.
98. Meraklı, M., Küçükyavuz, S., (2018), Vector-valued multivariate conditional value-at-risk, *Operations Research Letters*, 46 (3), p. 300-305.
99. Merton, R.C., (1980), On estimating the expected return on the market: An exploratory investigation, *Journal of Financial Economics*, 8 (4), p. 323-361.
100. Mina, J., Xiao, J.Y., (2001), *Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard*. New York, disponibil online la: <https://www.msci.com/documents/10199/dbb975aa-5dc2-4441-aa2d-ae34ab5f0945>, accesat în 07.02.2020.
101. Mohammadi, S., Nazemi, A., (2020), On portfolio management with value at risk and uncertain returns via an artificial neural network scheme, *Cognitive Systems Research*, 59, p. 247-263.
102. Morgan, J.P., (1996), *Riskmetrics Technical Document, 4th ed.*, New York: J.P. Morgan.
103. Nelson, D.B., (1991), Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach, *Econometrica*, 59 (2), p. 347-370.
104. Peng, Y., Wang, G., Kou, G., Shi, Y., (2011), An empirical study of classification algorithm evaluation for financial risk prediction, *Applied Soft Computing*, 11 (2), p. 2906-2915.
105. Polanski, A., Stoja, E., (2010), Incorporating higher moments into value-at-risk forecasting, *Journal of Forecasting*, 29 (6), p. 523-535.
106. Pong, S., Shalton, M., Taylor, S., Xu, X., (2004), Forecasting currency volatility: a comparison of implied volatilities and AR(FI)MA models, *Journal of Banking & Finance*, 28 (10), p. 2541-2563.
107. Rau-Bredow, H., (2004), Value at Risk, Expected Shortfall, and Marginal Risk Contribution, în Szego, G. (eds), *Risk Measures for the 21st Century*, Chichester: John Wiley and Sons Ltd.
108. Rusu, A., (2018), Assessing the power of VaR: new empirical evidence, *International Journal of Financial Markets and Derivatives*, 6 (4), p.321-334.
<https://www.inderscience.com/info/inarticle.php?artid=97520>

109. **Rusu, A.**, (2020), Multivariate VaR: A Romanian Market study, *The Review of Finance and Banking*, 12 (1), p. 79-95. <http://rfb.ase.ro/vol12-june2020.asp>.
110. **Rusu, A.**, (2020), Rolling window VaR: An EVT Approach, *Virgil Madgearu Review Of Economic Studies and Research*, 13 (2), p. 147-168. <https://econ.ubbcluj.ro/rvm/numere/nr132.php>
111. Sarma, M., Thomas, S., Shah, A., (2003), Selection of Value-at-Risk models, *Journal of Forecasting*, 22 (4), p. 337-358.
112. Schaumburg, J., (2012), Predicting extreme value at risk: Nonparametric quantile regression with refinements from extreme value theory, *Computational Statistics and Data Analysis*, 56 (12), p. 4081-4096.
113. Schwert, G.W., (1989), Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?, *Journal of Finance*, 44 (5), p. 1115-1153.
114. Sheather, S., Marron, J., (1990), Kernel quantile estimator, *Journal of American Statistical Association*, 85 (410), p. 410-416.
115. Silahli, B., Dingec, K.D., Cifter, A., Aydin, N., (2019), Portfolio value-at-risk with two-sided Weibull distribution: Evidence from cryptocurrency markets, *Finance Research Letters*, disponibil online la: <https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.101425>, accesat în 05.02.2020.
116. Silverman, B., (1986), *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, London: Chapman and Hall.
117. Su, Q., Qin, Z., Peng, L., Qin, G., (2020), Efficiently Backtesting Conditional Value-at-Risk and Conditional Expected Shortfall, *Journal of the American Statistical Association*, disponibil online la <https://doi.org/10.1080/01621459.2020.1763804>, accesat în 10-03-2020.
118. Taylor, J.W., (2020), Forecast combinations for value at risk and expected shortfall, *International Journal of Forecasting*, 36 (2), p. 428-441.
119. Taylor, S.J., (1986), *Modeling Financial Time Series*, Chichester: John Wiley and Sons.
120. Taylor, S., Xu, X., (1997), The Incremental volatility information in one million foreign exchange quotations, *Journal of Empirical Finance*, 4 (4), 317-340.
121. Theodossiou, P., (1998), Financial Data and the Skewed Generalized T Distribution, *Management Science*, 44 (2), p. 1650-1661.
122. Theodossiou, P., (2015), Skewed Generalized Error Distribution of Financial Assets and Option Pricing, *Multinational Finance Journal*, 19 (4), p. 223-266.
123. Todea A., Platon D., (2012), Sudden Changes in Volatility in Central and Eastern Europe Foreign Exchange Markets, *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 15(2), p. 38-51.
124. Wei, Y., Chen, W., Lin, Y., (2013), Measuring daily Value-at-Risk of SSEC index: A new approach based on multifractal analysis and extreme value theory, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 392 (1), p. 2163-2174.
125. White, H., Kim, T., Manganelli, S., (2015), VAR-for-VaR: Measuring Tail Dependence Using Multivariate Regression Quantiles, *Journal of Econometrics*, 187 (1), p. 169-188.

126. Yamai, Y., Yoshida, T., (2002), Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk: Their Estimation Error, Decomposition, and Optimization, *Monetary and Economic studies*, 20 (1), p. 87-121.
127. Yao, F., Wen, H., Luan, J., (2013), CVaR measurement and operational risk management in commercial banks according to the peak value method of extreme value theory, *Mathematical and Computer Modelling*, 58 (1-2), p. 15-27.
128. Yu, W., Yang, K., Wei, Y., Lei, L., (2018), Measuring Value-at-Risk and Expected Shortfall of crude oil portfolio using extreme value theory and vine copula, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 490, p. 1423-1433.
129. Zakoian, J.-M., (1994), Threshold Heteroskedastic Models, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18 (5), p. 931-955.
130. <https://www.bloomberg.com/>
131. <https://corporatefinanceinstitute.com/>
132. <https://dexonline.ro/>
133. <https://www.investing.com/>
134. <https://www.ftserussell.com/>
135. [http://www.tranzactiibursiere.ro](http://www.tranzactiibursiere.ro;); Link-ul este redirecționat, în prezent, către <https://www.brk.ro/>.