








Statistica piețelor financiare

Capitolul 15: Risc sistemic



Daniel Traian PELE

Academia de Studii Economice din București
IDA Institute Digital Assets
Blockchain Research Center
AI4EFin Artificial Intelligence for Energy Finance
Academia Română, Institutul de Prognoză Economică
MSCA Digital Finance

Acronime folosite în acest material (1/3)

- **AI**: Artificial Intelligence (inteligență artificială)
- **AIG**: American International Group (grupul american de asigurări AIG)
- **ASF**: Autoritatea de Supraveghere Financiară
- **AT1**: Additional Tier 1 (capital instruments) — capital suplimentar de nivel 1
- **BET**: Bucharest Exchange Trading (index) — indicele de referință al Bursei de Valori București
- **BIC**: Bayesian Information Criterion (criteriul informațional bayesian)
- **BIS**: Bank for International Settlements (Banca Reglementelor Internaționale)
- **BNP**: Banque Nationale de Paris (BNP Paribas) — grupul bancar francez BNP Paribas
- **BNR**: Banca Națională a României
- **BVB**: Bursa de Valori București
- **CET1**: Common Equity Tier 1 (capital) — capital comun de nivel 1
- **CNSM**: Comitetul Național pentru Supravegherea Macroprudențială
- **COVID-19**: COronaVIrus Disease 2019 (boala provocată de noul coronavirus, identificată în 2019)

Acronime folosite în acest material (2/3)

- **DGC**: Degree of Granger Causality (gradul de cauzalitate Granger)
- **ECB**: European Central Bank (Banca Centrală Europeană)
- **EODHD**: EOD Historical Data (market-data provider) — furnizor de date de piață
- **ES**: Expected Shortfall (pierderea așteptată în coadă)
- **ESRB**: European Systemic Risk Board (Comitetul European pentru Risc Sistemic)
- **FINMA**: Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (Autoritatea elvețiană de supraveghere a piețelor financiare)
- **FRM**: Financial Risk Meter (indicatorul riscului financiar)
- **FSB**: Financial Stability Board (Consiliul pentru Stabilitate Financiară)
- **GARCH**: Generalised AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity (heteroscedasticitate condiționată autoregresivă generalizată)
- **HSBC**: Hongkong and Shanghai Banking Corporation (grupul bancar britanic HSBC)
- **IFRS**: International Financial Reporting Standards (Standardele Internaționale de Raportare Financiară)
- **IMF**: International Monetary Fund (Fondul Monetar Internațional)

Acronime folosite în acest material (3/3)

- **ING**: Internationale Nederlanden Groep (grupul bancar olandez ING)
- **JPM**: JPMorgan Chase (ticker symbol) — JPMorgan Chase (simbolul de tranzacționare)
- **LRMES**: Long-Run Marginal Expected Shortfall — MES pe termen lung (pierderea într-o criză de șase luni)
- **MES**: Marginal Expected Shortfall (pierderea marginală așteptată în coadă)
- **NYU**: New York University (Universitatea din New York)
- **OLS**: Ordinary Least Squares (metoda celor mai mici pătrate)
- **SRISK**: Systemic RISK (capital shortfall in a crisis) — deficitul de capital într-o criză
- **SUA**: Statele Unite ale Americii
- **SVB**: Silicon Valley Bank (banca Silicon Valley Bank)
- **TENET**: Tail-Event driven NETwork risk (riscul de rețea condus de evenimentele din coadă)
- **UBS**: Union Bank of Switzerland (former name of UBS) — banca elvețiană UBS
- **UE**: Uniunea Europeană
- **VAR**: Vector AutoRegression (model vector autoregresiv)
- **VIX**: CBOE Volatility IndeX (indicele de volatilitate CBOE)

Întrebarea de azi și traseul

- **Întrebarea**: cînd devine pierderea unei bănci o pierdere a întregului sistem financiar și cum o măsurăm din datele de piață?
  - Capitolul 10 a măsurat riscul unei poziții (VaR 1%, ES 2,5%); acest capitol măsoară riscul pe care o instituție îl adaugă sistemului
- **Traseul** capitolului
  - ce este riscul sistemic: contagiune, expuneri comune, vînzări forțate, instituții prea mari sau prea interconectate pentru a fi lăsate să falimenteze
  - patru crize în date: 2008, zona euro în 2011–2012, martie 2020, martie 2023
  - măsuri: corelația și dependența în cozi, CoVaR și ΔCoVaR, MES și SRISK, rețele
  - politica macroprudențială: amortizoarele Basel III, ESRB, BNR

Rezultatele învățării

- Explicați canalele riscului sistemic și recunoașteți-le în crizele din 2008, 2011–2012, 2020 și 2023
- Estimați CoVaR 1% și ΔCoVaR prin regresie cuantilică liniară și interpretați-le alături de VaR 1%
- Calculați MES 5%, LRMES și SRISK și explicați rolul efectului de levier
- Distingeți contagiunea de interdependență (corecția Forbes–Rigobon) și interpretați o estimare a dependenței în cozi
- Interpretați o rețea de cauzalitate Granger și un tabel de conectivitate Diebold–Yilmaz
- Numiți instrumentele macroprudențiale din Basel III și instituțiile care le aplică în UE și în România

Bibliografie și instrumente

- Manual: Franke, Härdle & Hafner (2019), cap. 16 (VaR) și cap. 17 (copule); sinteze: Bisias, Flood, Lo & Valavanis (2012); Benoit, Colliard, Hurlin & Pérignon (2017)
  - lucrările de referință ale capitolului: Adrian & Brunnermeier (2016); Acharya, Pedersen, Philippon & Richardson (2017); Brownlees & Engle (2017); Billio, Getmansky, Lo & Pelizzon (2012); Diebold & Yilmaz (2014)
- Quantlet-urile Python ale capitolului: Quantlets/Ch_15
- Notebook-ul cursului: deschideți în Google Colab
- Cursuri video: Financial Risk Meter for Emerging Markets; Dynamic Crypto Networks

Definiția riscului sistemic

- **Riscul sistemic**: riscul ca sistemul financiar în ansamblu să nu mai funcționeze (creditare, plăți, tranzacționare), cu costuri mari pentru economia reală IMF, BIS & FSB (2009)
  - definiția dată în 2009 pentru G-20 de IMF (International Monetary Fund, Fondul Monetar Internațional), BIS și FSB (Financial Stability Board, Consiliul pentru Stabilitate Financiară)
- Trei criterii pentru o instituție **importantă sistemic** IMF, BIS & FSB (2009)
  - **mărimea**: ce parte din serviciile sistemului oferă
  - **substituibilitatea**: dacă alte instituții îi pot prelua rapid activitatea
  - **interconectarea**: pe cîte alte instituții le-ar trage în jos
- Ideea principală: riscul sistemic este o proprietate a **sistemului**, nu a unui singur bilanț

Limitele VaR calculat separat pentru fiecare bancă

- VaR 1% al unei bănci (Capitolul 10): pierderea **acestei** bănci, depășită cu probabilitatea 1%
  - ignoră ce se întîmplă cu celelalte bănci cînd această bancă are probleme
- **Eroarea de compoziție**: dacă fiecare bancă vinde active riscante ca să-și reducă propriul VaR, prețurile scad pentru toate și riscul tuturor crește
  - o bancă mică, cu VaR mare, poate conta mai puțin decît o bancă mare și interconectată, cu VaR moderat
- Avem nevoie de măsuri ale **cozii sistemului condiționat de instituție** sau ale **instituției condiționat de coada sistemului**
  - CoVaR: sistemul, dat fiind că banca este în dificultate Adrian & Brunnermeier (2016)
  - MES și SRISK: banca, dat fiind că piața se prăbușește Acharya, Pedersen, Philippon & Richardson (2017); Brownlees & Engle (2017)

Canalul 1: contagiunea directă

- **Contagiunea**: falimentul unei instituții produce pierderi sau falimente la altele
  - expuneri directe: credite interbancare, instrumente derivate, depozite ținute la alte bănci
  - o rețea de bilanțuri: o pierdere se propagă de-a lungul legăturilor Allen & Gale (2000)
- Structura rețelei contează Allen & Gale (2000); Haldane & May (2011)
  - multe legături împrăștie șocurile mici, astfel încît sistemul le absoarbe
  - aceleași legături transmit șocurile mari peste tot: „robust, dar fragil"
- **Too interconnected to fail** (prea interconectată pentru a fi lăsată să falimenteze): o instituție al cărei faliment ar lovi simultan multe contrapărți

Canalul 2: expuneri comune și vînzări forțate

- **Expunerile comune**: băncile dețin aceleași active (credite ipotecare, obligațiuni de stat), astfel încît un singur șoc le lovește pe toate simultan
  - nu este nevoie de nicio legătură între bănci: corelația vine din active
- **Vînzările forțate** (fire sales): o bancă ce trebuie să vîndă repede vinde sub valoarea fundamentală Shleifer & Vishny (2011)
  - prețul mai mic este o pierdere pentru toți deținătorii activului (evaluat la prețul pieței)
  - **spirala lichidității**: pierderi → marje mai mari → mai multe vînzări → prețuri mai mici Brunnermeier & Pedersen (2009)
- **Efectul de levier** amplifică totul: cu active de 20 de ori mai mari decît capitalul propriu, o scădere de 5% a valorii activelor anulează capitalul

Canalul 3: retragerea depozitelor și contagiunea informațională

- **Bank run** (retragerea masivă a depozitelor): deponenții își retrag banii simultan, de teamă că alții îi vor retrage primii Diamond & Dybvig (1983)
  - o bancă deține credite pe termen lung, nelichide, și depozite pe termen scurt, lichide: nu poate plăti tuturor simultan
  - o retragere masivă poate lovi și o bancă solvabilă; garantarea depozitelor elimină motivul retragerii
- **Contagiunea informațională**: problemele unei bănci îi fac pe investitori să se îndoiască de băncile similare
  - Northern Rock (Regatul Unit), septembrie 2007: prima retragere masivă a depozitelor de la o bancă britanică din ultimul secol



Deponenți la coadă în fața unei sucursale Northern Rock, septembrie 2007

Foto: Dominic Alves (2007); CC BY 2.0; Wikimedia Commons

Too big to fail

- **Too big to fail** (prea mare pentru a fi lăsată să falimenteze): o bancă al cărei faliment ar afecta economia atît de mult încît statul o salvează
  - salvarea așteptată îi reduce costul de finanțare: o subvenție implicită
  - hazard moral: banca își asumă mai mult risc, deoarece pierderile sînt împărțite cu contribuabilii
- Răspunsul autorităților după 2008 BCBS (2018)
  - G-SIB (global systemically important banks, bănci de importanță sistemică globală): o listă publicată anual, cu capital suplimentar pentru fiecare bancă
  - planuri de rezoluție: o bancă aflată în dificultate trebuie lichidată fără banii contribuabililor
- Măsurile din datele de piață (CoVaR, SRISK) permit ordonarea băncilor fără a aștepta un faliment

Sinteza măsurilor riscului sistemic

Măsura	**Întrebarea**	**Instrumentul**
corelația, dependența în cozi	se prăbușesc băncile și piețele împreună?	pseudo-observații, copula t
CoVaR, ΔCoVaR	cu cît este mai rău sistemul cînd banca este în dificultate?	regresia cuantilică
MES	cît pierde banca în cele mai proaste zile ale pieței?	medie condiționată
SRISK	cît capital i-ar lipsi băncii într-o criză?	MES, efectul de levier
rețele	cine transmite șocuri și cui?	teste Granger, descompunerea variației

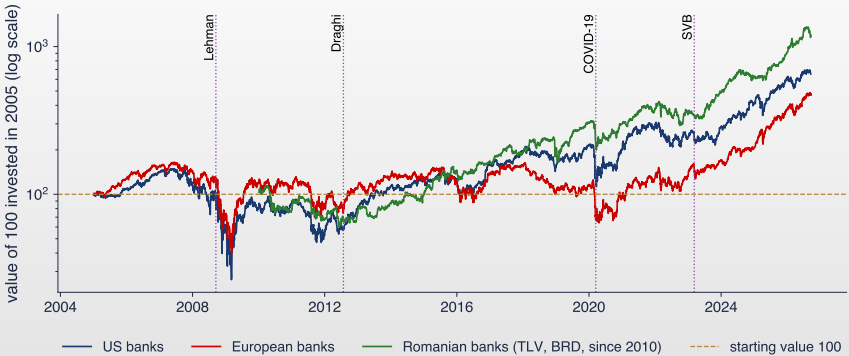
- Toate măsurile folosesc doar prețurile de piață: sînt disponibile zilnic, pentru orice bancă listată
- Punctul lor slab: prețurile de piață pot fi liniștite în timp ce riscul se acumulează (2006–2007)

Datele capitolului

Grupul	Băncile	Indicele de piață
Bănci americane	JPMorgan Chase, Bank of America, Citigroup, Goldman Sachs, Morgan Stanley, Wells Fargo	S&P 500
Bănci europene	Deutsche Bank, BNP Paribas, Santander, ING, HSBC	Euro Stoxx 50
Bănci românești	Banca Transilvania (TLV), BRD (din 2010)	BET

- Prețuri de închidere ajustate zilnice ale băncilor și închiderile indicilor, de la EODHD, ianuarie 2005 – 18 septembrie 2026; VIX ca indicator de stres
- Prețurile se aliniază întîi pe zilele comune, apoi se calculează randamentele logaritmice zilnice în %: $r_t = 100(\ln P_t - \ln P_{t-1})$
- Băncile BVB din 2010: înainte, multe zile nu au tranzacții; TLV fără 30–31 mai 2016 (o ajustare de preț aplicată cu o zi mai tîrziu, Capitolul 2)
- Portofoliul de bănci al unui grup: ponderi egale, reechilibrate zilnic

Portofoliile de bănci din 2005



- Valoarea a 100 de unități investite în fiecare portofoliu cu ponderi egale (scară logaritmică); linii punctate: Lehman, discursul lui Draghi, COVID-19, falimentul SVB
- Drawdown maxim: băncile americane −82% (6 martie 2009), băncile europene −76% (9 martie 2009), băncile românești −47% (5 iunie 2012)

SFM_ch15_crises

Interpretarea portofoliilor de bănci

- 2008–2009: băncile americane și europene au pierdut aproximativ patru cincimi din valoare; minimul a venit în martie 2009, la șase luni după Lehman
  - o criză sistemică este un proces care durează luni, nu o singură zi proastă
- Băncile europene au rămas sub nivelul din 2005 în cea mai mare parte a perioadei: criza din zona euro și dobînzile scăzute
- Băncile românești: cea mai mare scădere a venit în criza din zona euro din 2011–2012 (băncile-mamă ale multor bănci din România sînt în zona euro)
- Martie 2020 și martie 2023: scăderi abrupte, dar scurte; băncile centrale și guvernele au reacționat în cîteva zile

2008: Lehman Brothers

- 15 septembrie 2008: Lehman Brothers intră în faliment, cel mai mare faliment din istoria SUA (active de peste 600 de miliarde USD)
  - 16 septembrie: AIG, un asigurător care vînduse multor bănci protecție pentru datoriile ipotecare, este salvat de Rezerva Federală
  - în aceeași zi, un fond monetar cu titluri Lehman scade sub un dolar pe unitate, iar investitorii își retrag banii din astfel de fonduri
- Toate cele trei canale simultan
  - expuneri directe (derivate cu Lehman), expuneri comune (credite ipotecare), retragerea finanțării pe termen scurt
- De la sfîrșitul lui august pînă la minimul din noiembrie: băncile americane −59%, cele europene −54%, S&P 500 −41%



Sediul Lehman Brothers, New York, 15 septembrie 2008

Foto: Robert Scoble (2008); CC BY 2.0; Wikimedia Commons

2010–2012: criza din zona euro

- Grecia (2010), apoi Irlanda, Portugalia, Spania și Italia: îndoieli privind datoria publică
  - **bucla bănci–stat**: băncile dețin obligațiunile propriului stat, iar statul garantează băncile
  - o scădere a prețului obligațiunilor slăbește băncile; salvarea băncilor slăbește statul
- 26 iulie 2012: Mario Draghi, președintele ECB (European Central Bank, Banca Centrală Europeană): „Banca Centrală Europeană este pregătită să facă tot ce este necesar pentru a păstra moneda euro" Draghi (2012)
  - o promisiune, nu o cumpărare, a oprit spirala: rolul așteptărilor
- Iulie 2011 – septembrie 2012, punctul cel mai slab: băncile europene −41%, cele americane −37%, cele românești −34%



Clădirea ECB din Frankfurt am Main

Foto: DXR (2015); CC BY-SA 4.0; Wikimedia Commons

Martie 2020: goana după lichiditate

- Restricțiile COVID-19: toată lumea a vrut lichiditate în același timp; s-au vîndut chiar și obligațiunile de stat
  - stresul a pornit din afara băncilor: fonduri, firme, piața obligațiunilor
  - băncile erau mai bine capitalizate decît în 2008 (Basel III) și au devenit parte a soluției (liniile de credit)
- Răspuns rapid al autorităților: băncile centrale au cumpărat active și au împrumutat dolari altor bănci centrale
  - minimul pe 23 martie 2020: băncile americane −48%, cele europene −48%, cele românești −35%, S&P 500 −34%



Districtul financiar din New York, 25 martie 2020

Foto: Billie Grace Ward (2020); CC BY 2.0; Wikimedia Commons

Martie 2023: SVB

- SVB (Silicon Valley Bank): depozite ale firmelor de tehnologie, majoritatea peste plafonul garantat, investite în obligațiuni pe termen lung
  - creșterea dobînzilor din 2022 a produs pierderi mari nerealizate pe obligațiuni
  - 9 martie 2023: deponenții au încercat să retragă aproximativ 42 de miliarde USD într-o singură zi; 10 martie: banca este închisă Federal Reserve (2023); FDIC (2023)
- O retragere masivă în epoca aplicațiilor bancare: mai rapidă decît oricare alta înainte
  - o bancă de mărime medie a devenit sistemică prin contagiune informațională: alte bănci regionale au scăzut în zilele următoare



Sediul Silicon Valley Bank, Santa Clara, 13 martie 2023

Foto: Minh Nguyen (2023); CC BY-SA 4.0; Wikimedia Commons

Martie 2023: Credit Suisse

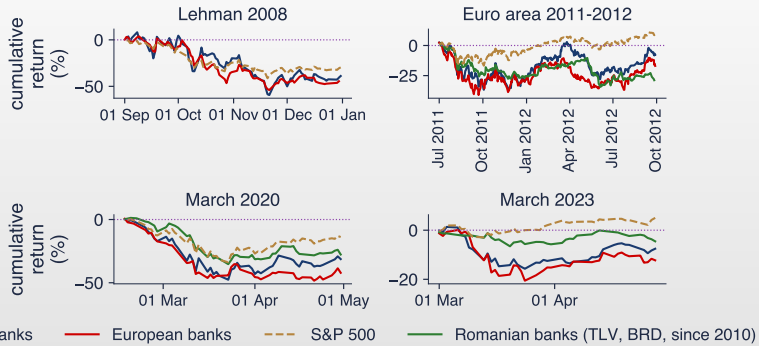
- Credit Suisse: o bancă G-SIB care pierdea de ani de zile clienți și bani (scandaluri, pierderi cu clienți de tip hedge fund)
  - după SVB, investitorii și deponenții au plecat repede
- 19 martie 2023: preluarea de către UBS, aprobată de autoritatea elvețiană de supraveghere FINMA FINMA (2023)
  - obligațiunile AT1 (additional tier 1, capital suplimentar de nivel 1) de aproximativ 16 miliarde CHF au fost anulate
  - o salvare prin fuziune, nu o rezoluție: problema too big to fail nu dispăruse
- De la sfîrșitul lui februarie pînă la minim: băncile europene −21%, cele americane −16%, cele românești −7%



Sediul Credit Suisse din Paradeplatz, Zürich

Foto: Thomas Wolf, www.foto-tw.de (2013); CC BY-SA 3.0 DE; Wikimedia Commons

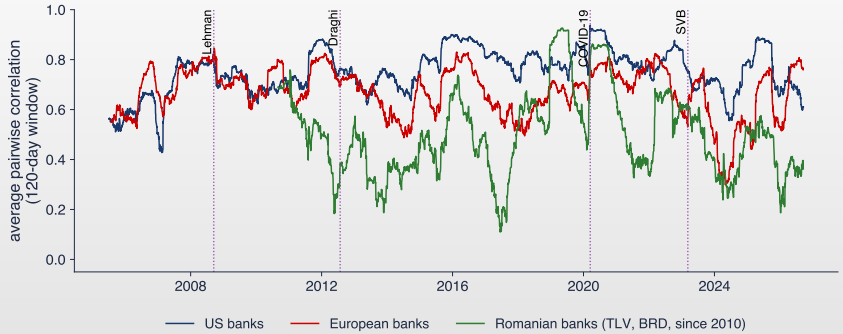
Patru episoade comparate



- Randamentul cumulat de la începutul fiecărei ferestre; băncile românești intră în date în 2010
- Interpretare: în 2008 și 2011–2012 băncile au scăzut mult mai mult decît S&P 500 (băncile erau problema); în 2020 au scăzut odată cu piața; în 2023 au scăzut în timp ce piața creștea

SFM_ch15_crises

Corelația dintre bănci în perioadele de criză



- Media corelațiilor dintre perechile de bănci, pe randamente zilnice, în fiecare grup, pe ferestre de 120 de zile
- Băncile americane: 0,59 înainte de criză (iulie 2005 – iunie 2007), pînă la 0,94 (16 martie 2020); TLV și BRD: 0,31 în 2017, 0,85 în aprilie–iunie 2020, maximul 0,93 (9 mai 2019)

SFM_ch15_dependence

Interpretarea corelațiilor: limitele diversificării în criză

- În crize, băncile se mișcă împreună: un portofoliu de mai multe bănci este aproape o singură bancă
  - factorul comun (piața, stresul de finanțare) domină știrile specifice fiecărei bănci
- Cele două bănci românești: corelație mică în 2017, foarte mare în 2020; maximul (9 mai 2019) apare în afara oricărei crize
  - în anii liniștiți, acțiunile BVB sînt determinate de propriile știri și de lichiditatea redusă; într-o criză, de șocul comun
- Atenție: o corelație pe 120 de zile este zgomotoasă (pentru două acțiuni, poate atinge maximul într-un an liniștit), iar o creștere a corelației nu dovedește contagiunea (slide-ul următor)

Contagiune și interdependență: Forbes și Rigobon (1/2)

- Dacă $y = \beta x + e$ cu β fix, corelația dintre x și y crește **automat** cînd crește varianța lui x Forbes & Rigobon (2002)
  - x: randamentul pieței-sursă; y: randamentul celeilalte piețe; β: intensitatea legăturii; e: un șoc al lui y fără legătură cu x
  - o corelație mai mare într-o criză poate fi aceeași legătură, văzută într-o perioadă mai volatilă: **interdependență**
  - **contagiune**: legătura însăși devine mai puternică
- Corelația corectată:

$$\rho^* = \frac{\rho}{\sqrt{1 + \delta(1 - \rho^2)}}, \qquad \delta = \frac{\sigma^2_{\text{criză}}}{\sigma^2_{\text{calm}}} - 1$$

- Notațiile
  - ρ: corelația măsurată în criză; σ^2: varianța pieței-sursă în fiecare perioadă
  - δ: creșterea relativă a acestei variațe; ρ^*: corelația din criză, recalculată la volatilitatea din perioada calmă
  - comparăm ρ^* cu ρ_{calm}: $\rho^* > \rho_{\text{calm}}$ indică o contagiune

Contagiune și interdependență: Forbes și Rigobon (2/2)

- Exemplu rezolvat
  - Portofoliul băncilor americane (sursa) și cel al băncilor europene: perioada calmă ianuarie 2005 – iunie 2007 ($n = 506$), criza 15 septembrie – 31 decembrie 2008 ($n = 72$)
  - $\rho_{\text{calm}} = 0{,}40$, $\rho_{\text{criză}} = 0{,}60$; varianța $0{,}89 \to 75{,}4$, deci $\delta = 83{,}7$
  - $\rho^* = 0{,}60/\sqrt{1 + 83{,}7 \times 0{,}638} = 0{,}60/\sqrt{54{,}4} = 0{,}08$
- Interpretare: după corecție, corelația nu mai crește: datele sînt compatibile cu interdependența, nu cu o legătură mai puternică

Dependența în cozi (Capitolul 10) (1/2)

- **Pseudo-observațiile**: $U = \text{rang}/(n+1)$, rangul unui randament între cele n randamente ale seriei, scalat în $(0,1)$
  - $U \leq 0{,}05$: una dintre cele mai proaste 5% dintre zilele seriei; distribuțiile marginale nu mai contează
- **Dependența în lower tail** la nivelul q: $\lambda(q) = P(U_1 \leq q \mid U_2 \leq q)$
  - U_1: banca; U_2: piața; $\lambda(q)$: probabilitatea ca banca să fie în cele mai proaste q zile ale ei, dat fiind că piața este în cele mai proaste q zile
  - la independență, $\lambda(q) = q$; limita $\lambda_L = \lim_{q \to 0} \lambda(q)$ este coeficientul de dependență în coadă
- Pentru riscul sistemic: dependența în cozi măsoară cît de des sînt o bancă și piața **împreună** în cele mai proaste zile ale lor

Dependența în cozi (Capitolul 10) (2/2)

- Copula t (Capitolul 10) are un coeficient de dependență în coadă pozitiv Demarta & McNeil (2005); copula Gaussiană are $\lambda_L = 0$

$$\lambda_L = 2\, t_{\nu+1}\Big(- \sqrt{(\nu+1)(1-\rho)/(1+\rho)}\Big) > 0$$

- Notațiile
  - $t_{\nu+1}$: funcția de repartiție a distribuției Student-t cu $\nu + 1$ grade de libertate
  - ρ: parametrul de corelație al copulei; ν: gradele ei de libertate; un ν mic înseamnă prăbușiri simultane puternice
- Estimarea
  - $\rho = \sin(\pi\tau/2)$ din τ al lui Kendall, o corelație a rangurilor; ν prin verosimilitate maximă
  - $\tau = (C - D)/\binom{n}{2}$; C, D: numărul perechilor de zile concordante și discordante (cele două serii se mișcă în același sens sau în sensuri opuse)

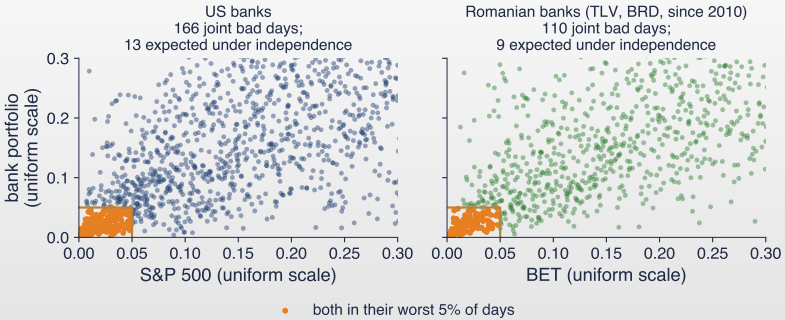
Dependența în cozi dintre bănci și piețe

Perechea	n	corel.	$\lambda(5\%)$	$\lambda(1\%)$	$\hat{\nu}$	λ_L (t)
bănci americane, S&P 500	5 229	0,79	0,64	0,63	3,2	0,49
bănci europene, Euro Stoxx 50	5 212	0,86	0,72	0,67	3,1	0,59
bănci românești, BET	3 414	0,86	0,65	0,62	4,3	0,53
bănci europene, bănci americane	4 895	0,59	0,43	0,50	3,0	0,36

- $\lambda(q)$: empirică; $\hat{\nu}$ și λ_L: copula t; la independență, $\lambda(5\%) = 0{,}05$ și $\lambda(1\%) = 0{,}01$
- Interpretare: în peste jumătate dintre cele mai proaste zile ale pieței, și băncile sînt în cele mai proaste zile ale lor; $\hat{\nu}$ mic (circa 3–4) înseamnă prăbușiri simultane puternice, pe care o copulă Gaussiană nu le surprinde deloc
- $\lambda(1\%)$ se sprijină pe cîteva zeci de zile: o estimare imprecisă

SFM_ch15_dependence

Pierderi mari simultane



- Regiunea lower tail a pseudo-observațiilor (ranguri mici pentru ambele serii); portocaliu: atît portofoliul de bănci, cît și indicele sînt în cele mai proaste 5% dintre zile
- SUA: 166 de zile proaste comune, față de 13 la independență (de circa 13 ori mai multe); România: 110, față de 9

SFM_ch15_dependence

Definiția CoVaR

- X^i: randamentul instituției i; X^{sys}: randamentul sistemului; nivelul α = probabilitatea cozii (Capitolul 10)
  - $q_\alpha(X^i)$: cuantila de ordin α a lui X^i; $\mathrm{VaR}^i_\alpha = -q_\alpha(X^i)$: pierderea lui i depășită cu probabilitatea α
- **CoVaR** (VaR-ul condiționat al sistemului) Adrian & Brunnermeier (2016)

$$\mathrm{CoVaR}^{sys|i}_\alpha = -q_\alpha\left(X^{sys} \mid X^i = q_\alpha(X^i)\right)$$

  - $q_\alpha(X^{sys} \mid \cdot)$: cuantila de ordin α a randamentului sistemului, condiționată de ce urmează după bară
  - VaR 1% al sistemului într-o zi în care instituția i se află la propriul VaR 1%: „CoVaR 1%"
- **ΔCoVaR**: contribuția lui i la riscul sistemic

$$\Delta\mathrm{CoVaR}^{sys|i}_\alpha = \mathrm{CoVaR}^{sys|X^i=q_\alpha}_\alpha - \mathrm{CoVaR}^{sys|X^i=q_{\mathbf{50\%}}}_\alpha$$

  - $q_{50\%}$: mediana lui X^i, o zi obișnuită pentru instituție
  - interpretarea: cu cît crește VaR-ul sistemului cînd i trece de la o zi obișnuită (mediana sa) la o zi de criză

Regresia cuantilică (Capitolul 13)

- Regresia cuantilică liniară Koenker & Bassett (1978): $q_\alpha(Y \mid X = x) = a_\alpha + b_\alpha x$
  - a_α: termenul liber; b_α: panta
  - estimată prin minimizarea $\sum_t \rho_\alpha(y_t - a - bx_t)$, cu funcția de pierdere $\rho_\alpha(u) = u(\alpha - 1\{u < 0\})$
  - u: reziduul; $1\{u < 0\}$: 1 dacă punctul este sub dreaptă, 0 în rest
  - pentru $\alpha = 1\%$, un reziduu sub dreaptă costă de 99 de ori mai mult decît unul deasupra ei: dreapta trece sub 99% dintre puncte
- Aceeași idee ca VaR 1% prin regresie cuantilică din Capitolul 13, acum cu o altă instituție ca variabilă explicativă
  - panta b_α poate diferi de panta OLS: coada poate reacționa mai puternic decît centrul

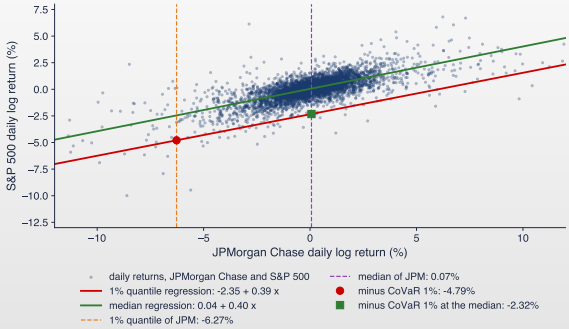
Estimarea CoVaR în trei pași

- **Pasul 1**: regresia cuantilică a sistemului pe instituție, la nivelul α: $X_t^{sys} = a + bX_t^i + \varepsilon_t$ Adrian & Brunnermeier (2016)
  - $\hat{a}$, $\hat{b}$: termenul liber și panta estimate; cuantila de ordin α a erorii ε_t este zero prin construcție
- **Pasul 2**: cuantilele empirice ale instituției: $\hat{q}_\alpha(X^i)$ (dificultate) și $\hat{q}_{50\%}(X^i)$ (mediana)
- **Pasul 3**: înlocuim
  - $\mathrm{CoVaR}_\alpha = -(\hat{a} + \hat{b}\,\hat{q}_\alpha(X^i))$
  - $\Delta\mathrm{CoVaR}_\alpha = \hat{b}\,(\hat{q}_{50\%}(X^i) - \hat{q}_\alpha(X^i))$: contează doar panta și distanța dintre cele două cuantile
- Aici sistemul este aproximat prin indicele bursier al regiunii (S&P 500, Euro Stoxx 50, BET); Adrian și Brunnermeier folosesc portofoliul tuturor instituțiilor financiare

Exemplu rezolvat: JPMorgan Chase și S&P 500

- Randamente logaritmice zilnice, 2005–2026 ($n = 5\,229$); regresia cuantilică la 1%: $\hat{a} = -2{,}35$, $\hat{b} = 0{,}39$
  - JPM: $\hat{q}_{1\%} = -6{,}27\%$ (deci VaR 1% al JPM $= 6{,}27\%$), mediana $\hat{q}_{50\%} = 0{,}07\%$
- **CoVaR 1%** $= -(-2{,}35 + 0{,}39 \times (-6{,}27)) = 2{,}35 + 2{,}445 = 4{,}795\%$
  - din estimațiile nerotunjite: 4,79% (valoarea din grafic); CoVaR la mediana JPM: 2,32%
- **ΔCoVaR 1%** $= 0{,}39 \times (0{,}07 - (-6{,}27)) = 0{,}39 \times 6{,}34 = 2{,}47\%$
  - VaR 1% necondiționat al S&P 500 este 3,53%
- Interpretare: cînd JPM este în dificultate, pierderea indicelui depășită cu probabilitatea 1% este de 4,79%, față de 2,32% într-o zi obișnuită pentru JPM

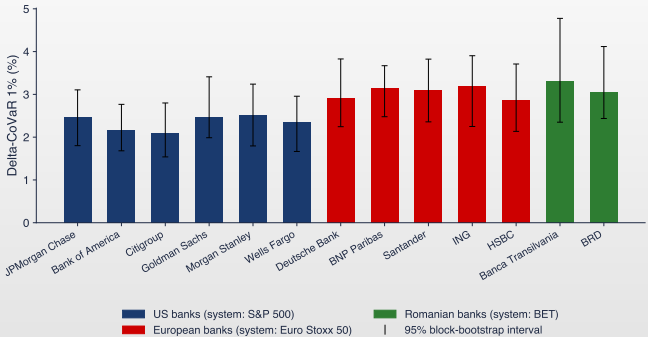
CoVaR: ilustrare grafică



- Linia roșie: cuantila de 1% a S&P 500 condiționat de JPM; linia verde: mediana; linii întrerupte: cuantila de 1% și mediana JPM
- ΔCoVaR este distanța pe verticală dintre punctul roșu și pătratul verde de pe dreapta roșie: 2,47%

SFM_ch15_covar

ΔCoVaR 1% pentru 13 bănci



- Sistemul: indicele regiunii; intervale de 95% din bootstrap pe blocuri mobile (blocuri de 20 de zile, 200 de reeșantionări)
- Băncile americane: 2,1–2,5%; băncile europene: 2,9–3,2%; TLV 3,31%, BRD 3,05%; cel mai mare: Banca Transilvania

SFM_ch15_covar

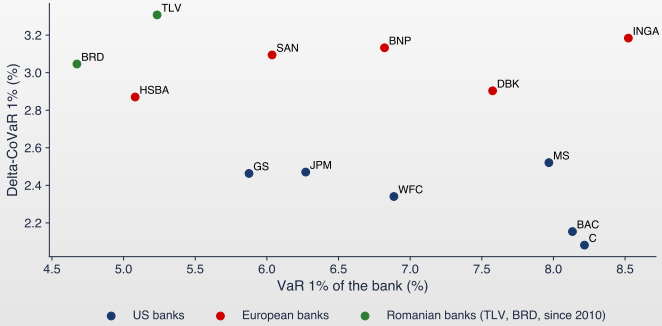
Interpretarea ΔCoVaR

- Intervalele se suprapun: în interiorul unei regiuni, datele nu pot ordona precis băncile
  - orice ordonare după importanța sistemică trebuie însoțită de incertitudinea ei, ca orice estimare (bootstrap, Capitolul 2)
- Băncile europene și cele românești au un ΔCoVaR mai mare decît băncile americane
  - băncile au o pondere mai mare în Euro Stoxx 50 și în BET decît în S&P 500: indicele este mai aproape de un sistem bancar
  - TLV și BRD sînt printre cele mai mari acțiuni din BET, deci BET le măsoară parțial chiar pe ele
- Robustețe: ordinea la 5% este apropiată de cea la 1% (corelația Spearman 0,87)
  - Spearman: corelația rangurilor, $\rho_S = 1 - 6\sum_i d_i^2/(N(N^2-1))$; d_i: diferența celor două ranguri ale băncii i; N: numărul de bănci

Exemplu rezolvat: Banca Transilvania și BET

- TLV și BET, randamente logaritmice zilnice din 2010 ($n = 3\,414$); regresia cuantilică la 1%: $\hat{b} = 0{,}61$
  - TLV: $\hat{q}_{1\%} = -5{,}23\%$ (VaR 1% al TLV), mediana 0,18%
- $\Delta\text{CoVaR}\ 1\% = 0{,}61 \times (0{,}18 + 5{,}23) = 3{,}31\%$; CoVaR 1% al BET $= 5{,}28\%$
  - intervalul bootstrap pe blocuri de 95% pentru ΔCoVaR: [2,35; 4,78]
- Interpretare: o zi de criză pentru TLV coboară cuantila de 1% a BET cu aproximativ 3,31 puncte procentuale
  - o parte este mecanică: TLV are una dintre cele mai mari ponderi în BET; un sistem mai curat ar fi BET fără TLV

Comparația dintre VaR și ΔCoVaR



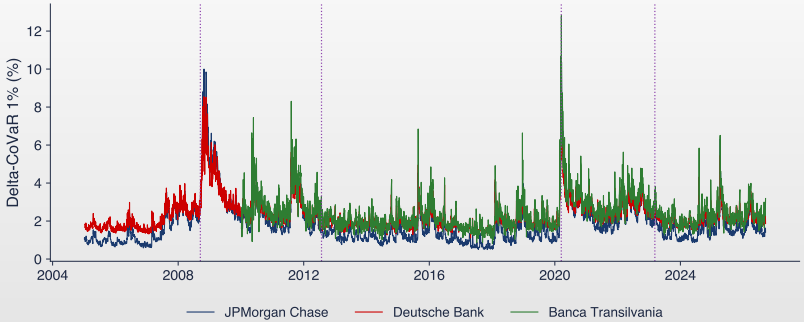
- Fiecare punct: o bancă, propriul VaR 1% (orizontal) și ΔCoVaR 1% (vertical); corelația rangurilor Spearman $-0{,}31$
- Interpretare: Citigroup și Bank of America sînt printre primele trei după VaR 1% și printre ultimele trei după ΔCoVaR; reglementarea băncilor după propriul VaR scapă din vedere riscul sistemic Adrian & Brunnermeier (2016)

SFM_ch15_covar

ΔCoVaR variabil în timp

- Adrian și Brunnermeier lasă cuantilele să depindă de **variabile de stare** cu un lag, M_{t-1} Adrian & Brunnermeier (2016)
  - M_{t-1}: vectorul variabilelor de stare cunoscute la închiderea zilei $t-1$ (stresul pieței, dobînzile)
  - $X_t^i = c + \gamma^\top M_{t-1}$ la nivelurile α și 50%: $\hat{q}_{\alpha,t}(X^i)$ și $\hat{q}_{50\%,t}(X^i)$
  - $X_t^{sys} = a + bX_t^i + \delta^\top M_{t-1}$ la nivelul α; apoi $\Delta\mathrm{CoVaR}_t = \hat{b}\,(\hat{q}_{50\%,t} - \hat{q}_{\alpha,t})$
  - c, γ, a, b, δ: coeficienții regresiilor cuantilice (δ nu este δ din Forbes–Rigobon)
- Lucrarea folosește șapte variabile de stare (VIX, spread-uri de lichiditate și de credit, dobînzi, randamentele pieței și ale sectorului imobiliar)
  - aici, un set redus: nivelul VIX și randamentul indicelui din ziua precedentă
- Panta $\hat{b}$ este fixă; variația în timp vine din distanța dintre cele două cuantile condiționate ale băncii

ΔCoVaR 1% în timp



- JPMorgan Chase: media 1,86%, maximul 10,07% (18 martie 2020); Deutsche Bank: maximul 9,08% (13 martie 2020); Banca Transilvania: maximul 12,81% (17 martie 2020)
- Interpretare: contribuția unei bănci la riscul sistemic nu este o constantă; crește brusc cînd crește VIX (2008, martie 2020) și este mică în anii liniștiți (JPM în 2017: 0,75%)

SFM_ch15_covar

Studiu de caz: Adrian și Brunnermeier (2016)

- Adrian & Brunnermeier (2016): CoVaR pentru instituțiile financiare americane (bănci comerciale și de investiții, asigurători, brokeri), date săptămînale 1986–2010
  - sistemul: portofoliul tuturor instituțiilor financiare; șapte variabile de stare
- Rezultate
  - în secțiunea transversală, VaR-ul unei instituții spune puțin despre ΔCoVaR-ul ei
  - ΔCoVaR **prospectiv**: mărimea, efectul de levier și nepotrivirea scadențelor de acum doi ani prezic contribuția într-o criză
  - o bază pentru capitalul anticiclic: cerințe mai mari cînd riscul se acumulează, nu cînd devine vizibil



Tobias Adrian

Foto: Chianoo Adrian (2025); CC BY 4.0; Wikimedia Commons



Markus Brunnermeier

Foto: Iitkgpswapnil (2015); CC BY-SA 4.0; Wikimedia Commons

Marginal expected shortfall (MES)

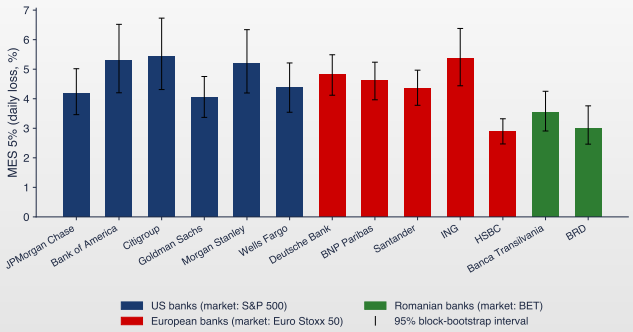
- **MES** Acharya, Pedersen, Philippon & Richardson (2017): pierderea așteptată a instituției i în zilele în care piața este în coada sa
  - $\mathrm{MES}_\alpha^i = -E\left[X^i \mid X^m \leq q_\alpha(X^m)\right]$; folosim cele mai proaste 5% dintre zilele pieței: „MES 5%"
  - X^m: randamentul pieței; $q_\alpha(X^m)$: cuantila lui de ordin α; bara: „în zilele în care"
  - direcția este opusă celei din CoVaR: banca condiționat de piață, nu piața condiționat de bancă
- Termenul „marginal": ES-ul pieței $= \sum_i w_i \,\mathrm{MES}^i$ cînd piața este un portofoliu cu ponderile w_i
  - MES este contribuția lui i la ES-ul sistemului (Capitolul 10)
- Estimare: ordonăm zilele după randamentul pieței, luăm cele mai proaste $\lceil n\alpha \rceil$ zile, facem media randamentelor băncii în acele zile și schimbăm semnul

Exemplu rezolvat: MES din zece zile

Ziua	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
piața	−4,0	1,2	−0,5	2,1	−6,0	0,3	−1,1	0,8	−2,2	1,5
banca	−6,5	1,8	−0,2	2,9	−9,0	0,1	−2,0	1,1	−3,1	2,4

- Nivelul $\alpha = 20\%$: $\lceil 10 \times 0{,}2 \rceil = 2$ cele mai proaste zile ale pieței: ziua 5 ($-6{,}0$) și ziua 1 ($-4{,}0$)
  - MES 20% $= -(-9{,}0 - 6{,}5)/2 = 7{,}75\%$; ES 20% al pieței $= -(-6{,}0 - 4{,}0)/2 = 5{,}00\%$
- Interpretare: în zilele proaste ale pieței, această bancă pierde de aproximativ 1,5 ori mai mult decît piața: amplifică prăbușirile
- Observație: MES selectează zilele după randamentul pieței, nu după randamentul băncii

MES 5% pentru 13 bănci



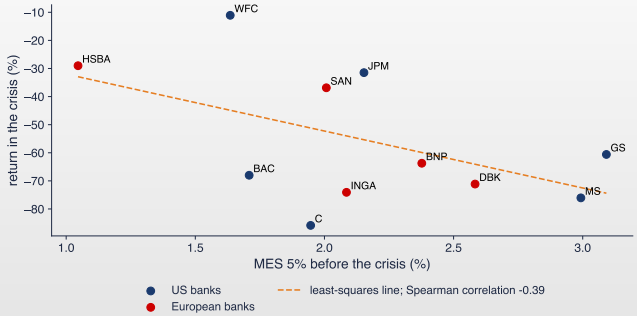
- Pierderea zilnică medie a fiecărei bănci în cele mai proaste 5% dintre zilele indicelui regiunii (SUA și Europa din 2005, România din 2010); intervale bootstrap pe blocuri de 95%
- Cele mai mari: Citigroup (5,44%) și ING (5,35%); cel mai mic: HSBC (2,90%); TLV 3,54%, BRD 3,00%

SFM_ch15_mes_srisk

Interpretarea MES și a ΔCoVaR

- MES este apropiat de un beta al cozii: pierderea medie a pieței în cele mai proaste 5% dintre zile, înmulțită cu sensibilitatea băncii
  - Citigroup: beta OLS 1,66, MES 5,44%; HSBC: beta 0,81, MES 2,90%
- MES și ΔCoVaR ordonează diferit cele 13 bănci: corelația Spearman $-0{,}29$
  - răspund la întrebări diferite: „cine suferă într-o prăbușire" față de „cine contribuie la prăbușire"
  - o autoritate de reglementare ar trebui să privească mai multe măsuri, cu intervalele lor Benoit, Colliard, Hurlin & Pérignon (2017)

Studiu de caz: MES și pierderile băncilor din 2008



- Schema din Acharya, Pedersen, Philippon & Richardson (2017): MES 5% măsurat din iunie 2006 pînă în iunie 2007, comparat cu randamentul din iulie 2007 pînă în decembrie 2008; aici 11 bănci americane și europene
- Corelația Spearman $-0{,}39$ ($p = 0{,}23$, $n = 11$): semnul din lucrare (MES mai mare, pierdere mai mare), dar nesemnificativ cu 11 bănci; cel mai prost randament: Citigroup (-86%)

SFM_ch15_mes_srisk

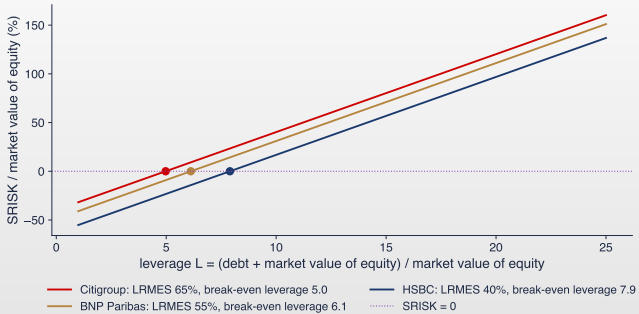
MES pe termen lung (LRMES)

- O criză durează luni: avem nevoie de pierderea băncii dacă piața scade cu 40% în șase luni: **LRMES** (long-run MES, MES pe termen lung)
  - aproximarea din Acharya, Engle & Richardson (2012): $\mathrm{LRMES} \approx 1 - \exp(-18 \times \mathrm{MES})$, cu MES pierderea zilnică (ca fracție) în zilele în care piața scade cu peste 2%
  - factorul 18 transformă pierderea zilnică din zilele proaste în pierderea dintr-o criză de șase luni; $1 - e^{-x}$ menține LRMES între 0 și 1
- Exemplu: MES $= 3\% = 0{,}03$: $\mathrm{LRMES} = 1 - e^{-0{,}54} = 1 - 0{,}583 = 41{,}7\%$
  - banca ar pierde aproximativ 41,7% din valoarea de piață într-o astfel de criză
- Cele 13 bănci: LRMES între 40% și 65%; Brownlees și Engle îl estimează în schimb dintr-un model dinamic (GARCH și corelație dinamică) Brownlees & Engle (2017)

SRISK: deficitul de capital într-o criză

- O bancă are nevoie de capital propriu de cel puțin o fracție k din active; $k = 8\%$ în Brownlees & Engle (2017)
  - D: valoarea contabilă a datoriilor; W: valoarea de piață a capitalului propriu; activele $\approx D + W$
- **SRISK** $= k(D + W_{\text{criză}}) - W_{\text{criză}}$ cu $W_{\text{criză}} = (1 - \text{LRMES})W$:
  - $\text{SRISK} = kD - (1 - k)(1 - \text{LRMES})\, W$ Brownlees & Engle (2017)
  - kD: capitalul cerut pentru datorii; $(1 - k)(1 - \text{LRMES})W$: capitalul propriu rămas după criză, net de capitalul cerut pentru el
  - SRISK > 0: capital lipsă într-o criză; **SRISK agregat** (suma valorilor pozitive) este ceea ce statul ar putea fi nevoit să acopere
- Exemplu: $D = 900$, $W = 100$ (miliarde), LRMES $= 41{,}7\%$
  - SRISK $= 0{,}08 \times 900 - 0{,}92 \times (1 - 41{,}7\%) \times 100 = 72 - 53{,}6 = 18{,}4$ miliarde

SRISK și efectul de levier



- SRISK$/W = k(L-1) - (1-k)(1-\text{LRMES})$, cu efectul de levier $L = (D+W)/W$; SRISK > 0 peste $L^* = 1 + (1-k)(1-\text{LRMES})/k$
- Interpretare: Citigroup are nevoie de capital într-o criză peste un efect de levier de 5,0, HSBC doar peste 7,9; băncile au de regulă L între 10 și 20, deci efectul de levier decide semnul

SFM_ch15_mes_srisk

Studiu de caz: SRISK și V-Lab

- Brownlees & Engle (2017): SRISK pentru marile firme financiare americane, cu LRMES dintr-un model GARCH–DCC (Capitolul 9)
  - SRISK agregat a crescut înainte de falimentul Lehman; ajută la prognoza scăderilor producției industriale și a creșterii șomajului
  - ordonarea după SRISK din 2007–2008 indică instituțiile care au avut ulterior nevoie de sprijin public
- Europa: Engle, Jondeau & Rockinger (2015); se folosește un $k = 5{,}5\%$ mai mic din cauza regulilor contabile (IFRS, International Financial Reporting Standards)
  - publicat și actualizat pe V-Lab SRISK (NYU Stern) pentru instituții financiare din multe țări



Viral Acharya

Foto: MeJudice (2014); CC BY 3.0; Wikimedia Commons



Robert Engle

Foto: Jon Demske (2022); CC BY-SA 4.0; Wikimedia Commons

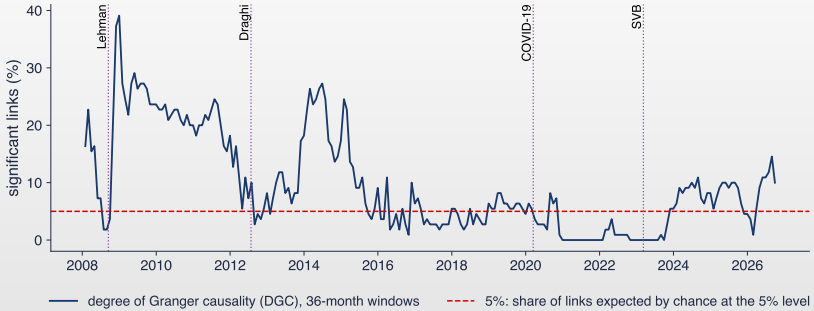
Sistemul bancar ca rețea

- O **rețea**: noduri (bănci) și legături orientate („un șoc la i îl afectează pe j")
  - legăturile reale (creditele interbancare) sînt în mare parte confidențiale; estimăm legăturile din randamente
- Două instrumente statistice
  - **Cauzalitatea Granger**: ajută randamentele trecute ale lui i la prognoza lui j? Billio, Getmansky, Lo & Pelizzon (2012)
  - **descompunerea variației**: ce parte din eroarea de prognoză a lui j vine din șocurile lui i? Diebold & Yilmaz (2014)
- O legătură statistică este o mișcare comună, nu un contract: arată unde trebuie căutat, nu de ce

Cauzalitatea Granger

- x **cauzează în sens Granger** pe y dacă valorile trecute ale lui x îmbunătățesc prognoza lui y dincolo de trecutul lui y Granger (1969)
  - regresia $y_t = a + b\, y_{t-1} + c\, x_{t-1} + e_t$; testăm $H_0 : c = 0$ cu un test t la 5%
  - a: constanta; b: efectul propriului trecut al lui y; c: efectul lui x de ieri; e_t: eroarea; $c \neq 0$: o legătură de la x la y
- **Gradul de cauzalitate Granger** (DGC, degree of Granger causality) Billio, Getmansky, Lo & Pelizzon (2012): proporția dintre cele $N(N-1)$ perechi ordonate cu o legătură semnificativă
  - N: numărul de bănci; $N(N-1)$: perechile ordonate ($i \to j$ și $j \to i$ se numără separat)
  - lucrarea: randamente lunare, ferestre mobile de 36 de luni, un lag, nivelul 5%
  - lucrarea filtrează în plus fiecare serie cu un model GARCH(1,1); cu 36 de observații lunare pe fereastră, raportăm testul nefiltrat
- Fără legături, aproximativ 5% dintre perechi sînt semnificative din întîmplare: DGC trebuie comparat cu 5%

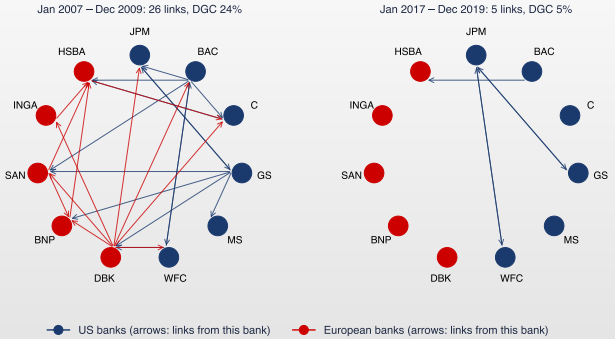
Rețele Granger în timp



- 11 bănci americane și europene, randamente lunare din 2005 (260 de luni); prima fereastră se încheie în ianuarie 2008
- DGC: maximul 39% (fereastra care se încheie pe 31 decembrie 2008), media 10%, minimul 0% (31 decembrie 2020)

SFM_ch15_networks

Două rețele: 2007–2009 și 2017–2019



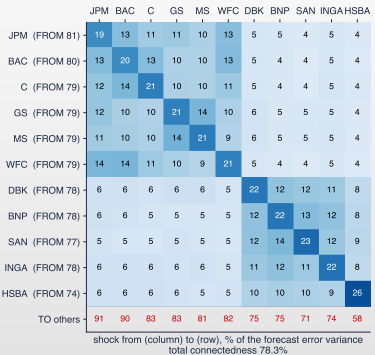
- Săgeți: legăturile de cauzalitate Granger semnificative la 5%, pe o fereastră de 36 de luni; numărul legăturilor: 26 în fereastra de criză, 5 în cea liniștită
- Interpretare: ca în Billio, Getmansky, Lo & Pelizzon (2012), băncile au devenit mai conectate în jurul crizei; în anii liniștiți, rețeaua este apropiată de ceea ce ar da doar întîmplarea

SFM_ch15_networks

Conectivitatea Diebold–Yilmaz

- Estimăm un model VAR (vector autoregresiv) pe randamentele celor N bănci; prognozăm pe H zile
  - VAR(p): $x_t = c + \Phi_1 x_{t-1} + \cdots + \Phi_p x_{t-p} + u_t$; x_t: vectorul celor N randamente; Φ_j: matrice de coeficienți $N \times N$; u_t: șocurile
  - d_{ij}: proporția din varianța erorii de prognoză pe H zile a băncii i datorată șocurilor băncii j (descompunerea generalizată, Pesaran & Shin (1998))
  - fiecare rînd însumează 100%
- Măsuri Diebold & Yilmaz (2012); Diebold & Yilmaz (2014)
  - FROM (de la celelalte): $\sum_{j \neq i} d_{ij}$; TO (către celelalte): $\sum_{j \neq i} d_{ji}$; NET = TO − FROM
  - **conectivitatea totală**: $\frac{1}{N} \sum_{i \neq j} d_{ij}$, proporția medie a riscului care vine de la celelalte bănci
- Aici: randamentele zilnice ale celor 11 bănci din 2005, ordinul VAR ales prin BIC (Bayesian information criterion, criteriul informațional Bayesian), $H = 10$ zile

Tabelul de conectivitate



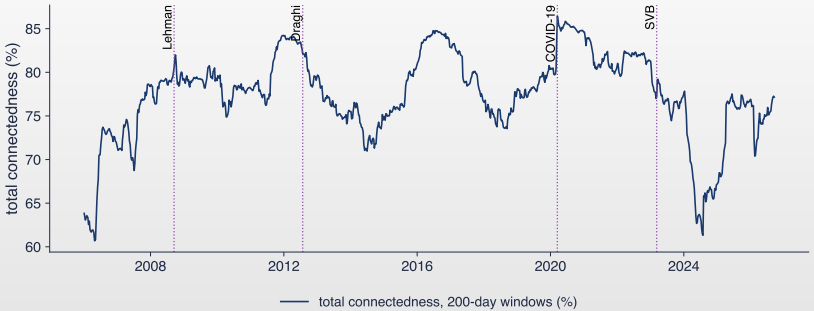
- 4 895 de zile comune, VAR(1); conectivitatea totală 78,3%; două blocuri: băncile americane sînt conectate mai ales între ele, cele europene la fel
- Cel mai mare transmițător (TO): JPMorgan Chase; cel mai mic: HSBC (NET −15,8)

SFM_ch15_networks

Interpretarea tabelului de conectivitate

- Fiecare bancă primește aproximativ patru cincimi din varianța erorii de prognoză de la celelalte (FROM între 74 și 81)
  - randamentele zilnice ale băncilor sînt dominate de șocuri comune; partea proprie (diagonala) este doar de aproximativ o cincime
- NET: băncile americane sînt transmițători neți (JPMorgan Chase $+10{,}6$), cele europene receptori neți (HSBC $-15{,}8$)
  - parțial din cauza orelor: New York închide după Europa, deci știrile americane ajung în prețurile europene a doua zi
- Conectivitatea descrie datele; nu este o hartă a expunerilor dintre bănci

Conectivitatea totală în timp



- Ferestre mobile de 200 de zile, deplasate cu 5 zile; minimul 61% (28 aprilie 2006), maximul 86% (17 martie 2020); octombrie 2008 – martie 2009: 79%
- Interpretare: conectivitatea a crescut în 2007, înainte de Lehman, și atinge maximul în martie 2020; dar în 2016, un an fără criză în date, ajunge la 85%, peste media din 2008–2009: un nivel ridicat nu semnalează singur o criză; scade cînd domină știrile specifice fiecărei bănci (2006, 2024)

SFM_ch15_networks

Lectură suplimentară: Financial Risk Meter

- **FRM** (Financial Risk Meter, indicatorul riscului financiar) Mihoci, Althof, Chen & Härdle (2020): un indice zilnic al riscului sistemic, din regresii cuantilice cu mulți regresori
  - pentru fiecare bancă: o regresie cuantilică lasso (Capitolul 13) a randamentelor sale pe randamentele tuturor celorlalte bănci și pe variabile macroeconomice
  - penalizarea λ necesară pentru a ajusta coada este mare cînd băncile se mișcă împreună: FRM = media valorilor λ
- Extinderi
  - TENET (tail-event driven network, rețea condusă de evenimentele din coadă) Härdle, Wang & Yu (2016): CoVaR cu multe bănci, o rețea de legături în coadă
  - FRM pentru piețele emergente Ben Amor, Althof & Härdle (2022); cursul video de pe Quantinar (Bibliografie și instrumente)

Microprudențial și macroprudențial

- **Microprudențial**: este fiecare bancă sigură luată separat? (capital, VaR, backtesting, Capitolul 10)
- **Macroprudențial**: este sistemul sigur? Două dimensiuni
  - **în timp**: riscul se acumulează în perioadele de avînt (creditare, efect de levier) și devine vizibil în crize: se constituie amortizoare în perioadele bune
  - **între instituții**: băncile mai mari și mai interconectate au nevoie de mai mult capital
- Măsurile din acest capitol (CoVaR, SRISK, conectivitatea) se numără printre instrumentele cu care băncile centrale urmăresc a doua dimensiune

Amortizoarele de capital din Basel III

- Capitalul CET1 (common equity tier 1, capital comun de nivel 1) minim: 4,5% din activele ponderate la risc BCBS (2011); peste el, amortizoare Cadrul Basel, RBC30:
  - **amortizorul de conservare a capitalului**: 2,5%; sub el, dividendele și bonusurile sînt restricționate
  - **amortizorul anticiclic**: 0–2,5%, crescut cînd creditul crește prea repede și eliberat într-o criză
- Pentru importanța sistemică
  - **suplimentul G-SIB**: între 1% și 3,5%, după un scor al mărimii, interconectării, substituibilității, complexității și activității transfrontaliere BCBS (2018)
  - în UE: amortizoare O-SII (other systemically important institutions, alte instituții de importanță sistemică) și un amortizor pentru riscul sistemic



Turnul BIS din Basel

Foto: Taxiarchos228 (2014); CC BY-SA 4.0; Wikimedia Commons

Autoritățile macroprudențiale: ESRB și BNR

- **ESRB** (European Systemic Risk Board, Comitetul European pentru Risc Sistemic), înființat în 2010, după criză, condus de președintele ECB (site-ul ESRB)
  - urmărește riscul sistemic în UE și emite avertismente și recomandări către autoritățile naționale
- România: **CNSM** (Comitetul Național pentru Supravegherea Macroprudențială), cu BNR, ASF (Autoritatea de Supraveghere Financiară) și Guvernul (site-ul CNSM)
  - BNR stabilește amortizoarele de capital ale băncilor (anticiclic, O-SII, pentru riscul sistemic) pe baza recomandărilor CNSM
  - BNR folosește și limite pentru debitori (gradul de îndatorare, raportul dintre credit și valoarea garanției) și publică un raport asupra stabilității financiare



Palatul BNR din București

Foto: Britchi Mirela (2018); CC BY-SA 4.0; Wikimedia Commons

O întrebare de cercetare deschisă

- **Este riscul sistemic al băncilor românești importat de la băncile-mamă din zona euro sau este local?**
  - azi: ΔCoVaR al TLV atinge maximul în martie 2020 (12,81%); BRD aparține unui grup francez, TLV are acționariat românesc
  - BET este parțial chiar băncile, deci este nevoie de un „sistem" mai bun
- Întrebarea rămîne deschisă: două bănci, puține crize, ore de tranzacționare diferite (București, Frankfurt, New York), lichiditate redusă în unii ani
- Instrumentele AI pot accelera un astfel de studiu; nu înlocuiesc verificarea lui Wang et al. (2023)

Utilizări posibile ale instrumentelor AI

- **Literatura**: o listă a studiilor despre riscul sistemic în Europa Centrală și de Est și despre contagiunea dintre băncile-mamă și filiale
- **Cod**: o primă versiune a ΔCoVaR pentru TLV și BRD, cu portofoliul băncilor din zona euro ca variabilă de condiționare și cu variabile de stare
- **Robustețe**: randamente pe două zile (orele de tranzacționare), date săptămînale, CoVaR la 5%, alte variabile de stare
- Exemplu de prompt
  - `Write Python code that estimates the Delta-CoVaR at 1% of the BET conditional on Banca Transilvania by quantile regression, with the lagged VIX and the lagged Euro Stoxx 50 return as state variables, and adds a moving-block bootstrap interval.`

Verificări necesare

- Convenția nivelului: „CoVaR 1%” și „MES 5%” indică probabilitatea cozii; CoVaR și MES sînt pierderi pozitive
- Direcția condiționării: CoVaR este sistemul condiționat de bancă, MES este banca condiționată de piață
- ΔCoVaR compară situația de criză cu **mediana** băncii, nu cu VaR-ul băncii
- Prețurile se aliniază pe zilele comune înainte de calculul randamentelor; zilele BVB fără tranzacții se elimină; orele de tranzacționare diferă
- Incertitudinea: regresiile cuantilice la 1% se sprijină pe aproximativ 1% dintre zile; raportați intervale bootstrap
- Referințele: fiecare lucrare citată trebuie să existe; verificați DOI-ul

Idee de proiect

- **Întrebarea**: cresc băncile din zona euro riscul din coadă al băncilor românești în perioadele de stres?
  - date: TLV, BRD, BET, cele cinci bănci europene, Euro Stoxx 50, VIX, din 2010 (EODHD)
- Pași
  - ΔCoVaR 1% al fiecărei bănci românești condiționat de portofoliul băncilor europene, static și cu variabile de stare
  - MES 5% pentru TLV și BRD, cu Euro Stoxx 50 ca piață; proporțiile FROM Diebold–Yilmaz pe ferestre mobile
  - comparați 2011–2012, martie 2020 și martie 2023, cu intervale bootstrap pe blocuri
- Livrabil: un tabel, un grafic și un paragraf despre ce pot și ce nu pot arăta datele
- Declarați orice utilizare a instrumentelor AI și enumerați erorile acestora pe care le-ați corectat

Idei de reținut

- Riscul sistemic este o proprietate a sistemului: contagiune, expuneri comune, vînzări forțate și retrageri masive, amplificate de efectul de levier
- În crize, corelațiile și dependența în cozi dintre bănci cresc; corectați pentru volatilitate înainte de a vorbi despre contagiune
- CoVaR 1%: sistemul condiționat de bancă; $\Delta\text{CoVaR} = \hat{b}(\hat{q}_{50\%} - \hat{q}_{\alpha})$ din regresia cuantilică
- MES 5%: banca condiționată de piață; $\text{SRISK} = kD - (1-k)(1-\text{LRMES})W$, determinat de efectul de levier
- Rețelele (Granger, Diebold–Yilmaz) arată o conectivitate mai mare în jurul crizelor
- Politica macroprudențială: amortizoarele Basel III, suplimentele G-SIB și O-SII; ESRB în UE, CNSM și BNR în România

Formule de reținut

Mărimea	Formula
CoVaR	$\mathrm{CoVaR}_\alpha = -(\hat{a} + \hat{b}\,\hat{q}_\alpha(X^i))$, $X^{sys} = a + bX^i$ la nivelul α
ΔCoVaR	$\hat{b}\,(\hat{q}_{\mathbf{50\%}}(X^i) - \hat{q}_\alpha(X^i))$
MES	$-E[X^i \mid X^m \le q_\alpha(X^m)]$
LRMES	$1 - \exp(-18\,\mathrm{MES}_{\mathbf{2\%}})$
SRISK	$kD - (1-k)(1-\mathrm{LRMES})W$, $L^* = 1 + (1-k)(1-\mathrm{LRMES})/k$
Forbes–Rigobon	$\rho^* = \rho/\sqrt{1+\delta(1-\rho^{\mathbf{2}})}$
Granger	$y_t = a + by_{t-\mathbf{1}} + cx_{t-\mathbf{1}} + e_t$, $H_{\mathbf{0}} : c = 0$
Diebold–Yilmaz	total $= \frac{\mathbf{1}}{N}\sum_{i\neq j} d_{ij}$, $\mathbf{NET}_i = \mathbf{TO}_i - \mathbf{FROM}_i$

Autoevaluare

- **Întrebare**: banca A are un VaR 1% mai mare decît banca B. Este A mai importantă sistemic?
  - **Răspuns**: nu neapărat: importanța sistemică depinde de legătura cu sistemul (ΔCoVaR, MES), nu de coada proprie a băncii
- **Întrebare**: o regresie cuantilică la 1% dă $\hat{b} = 0{,}5$, $\hat{q}_{1\%}(X^i) = -6\%$, $\hat{q}_{50\%}(X^i) = 0$. Cît este ΔCoVaR?
  - **Răspuns**: $0{,}5 \times (0 - (-6)) = 3\%$
- **Întrebare**: de ce poate fi SRISK negativ?
  - **Răspuns**: o bancă cu efect de levier mic rămîne cu suficient capital chiar și după o scădere a pieței de 40%: are un surplus de capital
- Urmează: Capitolul 16, recapitulare

Bibliografie (1/3)

- Acharya, V.V., Engle, R., Richardson, M. (2012). Capital shortfall: a new approach to ranking and regulating systemic risks. *American Economic Review*, 102(3), 59–64.
- Acharya, V.V., Pedersen, L.H., Philippon, T., Richardson, M. (2017). Measuring systemic risk. *Review of Financial Studies*, 30(1), 2–47.
- Adrian, T., Brunnermeier, M.K. (2016). CoVaR. *American Economic Review*, 106(7), 1705–1741.
- Allen, F., Gale, D. (2000). Financial contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1), 1–33.
- Basel Committee on Banking Supervision (2011). Basel III: a global regulatory framework for more resilient banks and banking systems, revised June 2011. Bank for International Settlements.
- Basel Committee on Banking Supervision (2018). Global systemically important banks: revised assessment methodology and the higher loss absorbency requirement. Bank for International Settlements.
- Ben Amor, S., Althof, M., Härdle, W.K. (2022). Financial Risk Meter for emerging markets. *Research in International Business and Finance*, 60, 101594.
- Benoit, S., Colliard, J.-E., Hurlin, C., Pérignon, C. (2017). Where the risks lie: a survey on systemic risk. *Review of Finance*, 21(1), 109–152.
- Billio, M., Getmansky, M., Lo, A.W., Pelizzon, L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 104(3), 535–559.
- Bisias, D., Flood, M., Lo, A.W., Valavanis, S. (2012). A survey of systemic risk analytics. *Annual Review of Financial Economics*, 4, 255–296.
- Brownlees, C., Engle, R.F. (2017). SRISK: a conditional capital shortfall measure of systemic risk. *Review of Financial Studies*, 30(1), 48–79.
- Brunnermeier, M.K., Pedersen, L.H. (2009). Market liquidity and funding liquidity. *Review of Financial Studies*, 22(6), 2201–2238.

Bibliografie (2/3)

- Demarta, S., McNeil, A.J. (2005). The t copula and related copulas. *International Statistical Review*, 73(1), 111–129.
- Diamond, D.W., Dybvig, P.H. (1983). Bank runs, deposit insurance, and liquidity. *Journal of Political Economy*, 91(3), 401–419.
- Diebold, F.X., Yilmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *Economic Journal*, 119(534), 158–171.
- Diebold, F.X., Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66.
- Diebold, F.X., Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, 182(1), 119–134.
- Draghi, M. (2012). Speech at the Global Investment Conference, London, 26 July 2012. European Central Bank.
- Engle, R., Jondeau, E., Rockinger, M. (2015). Systemic risk in Europe. *Review of Finance*, 19(1), 145–190.
- European Systemic Risk Board (2026). Background and tasks. Frankfurt am Main.
- Federal Deposit Insurance Corporation (2023). Silicon Valley Bank, Santa Clara, CA. Failed bank information.
- Federal Reserve Board (2023). Review of the Federal Reserve's supervision and regulation of Silicon Valley Bank. Washington, DC, April 2023.
- FINMA (2023). FINMA approves merger of Credit Suisse and UBS. Press release, 19 March 2023.
- Forbes, K.J., Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *Journal of Finance*, 57(5), 2223–2261.

Bibliografie (3/3)

- Franke, J., Härdle, W.K., Hafner, C.M. (2019). *Statistics of Financial Markets: An Introduction*, 5th ed. Springer.
- Granger, C.W.J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424–438.
- Haldane, A.G., May, R.M. (2011). Systemic risk in banking ecosystems. *Nature*, 469, 351–355.
- Härdle, W.K., Wang, W., Yu, L. (2016). TENET: Tail-Event driven NETwork risk. *Journal of Econometrics*, 192(2), 499–513.
- IMF, BIS, FSB (2009). Guidance to assess the systemic importance of financial institutions, markets and instruments: initial considerations. Report to the G-20 Finance Ministers and Central Bank Governors.
- Koenker, R., Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46(1), 33–50.
- Mihoci, A., Althof, M., Chen, C.Y.-H., Härdle, W.K. (2020). FRM Financial Risk Meter. In *The Econometrics of Networks*, Advances in Econometrics, 42, 335–368. Emerald.
- National Committee for Macroprudential Oversight (CNSM) (2026). Comitetul Național pentru Supravegherea Macroprudențială. Bucharest.
- Pesaran, H.H., Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58(1), 17–29.
- Shleifer, A., Vishny, R. (2011). Fire sales in finance and macroeconomics. *Journal of Economic Perspectives*, 25(1), 29–48.
- Wang, H., Fu, T., Du, Y., Gao, W., et al. (2023). Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, 620, 47–60.