
Principalele noțiuni privind modelul EqCM și sistemele tip dVAR bazate pe date

Conf. univ. dr. Mădălina-Gabriela ANGHEL (*madalinagabriela_anghel@yahoo.com*)

Universitatea „Artifex” din București

Prof. univ. dr. Constantin ANGHELACHE (*actincon@yahoo.com*)

Academia de Studii Economice din București / Universitatea „Artifex” din București

Drd. Georgiana NIȚĂ (*georgi_nita@yahoo.com*)

Academia de Studii Economice din București

Drd. Gyorgy BODO (*gyorgy.bodo@yahoo.com*)

Academia de Studii Economice din București

Abstract

În acest articol, autorii au urmărit să se prezinte principalele noțiuni privind modelul EqCM și sistemul dVAR bazat pe date în previziunile internaționale. Este dificil, în general, să previzionăm cu versiunea de model cu eroarea de prognoză cea mai mică, EqCM sau dVAR, inclusiv pentru sisteme foarte simple. În timp ce erorile de prognoză ale modelului dVAR rezistă la modificările coeficientului de ajustare α și ale mediei pe termen lung ζ , eroarea de prognoză dVAR se poate dovedi a fi mai mare decât eroarea de prognoză EqCM. În mod tipic, acesta este cazul în care schimbarea de parametri (inclusă în modelul EqCM) este redusă raportată la contribuția termenului de corecție a echilibrului (care este omis în dVAR) la începutul perioadei de prognoză. În continuare, generăm prognoze pe perioade multiple din modelul econometric RIMINI și le comparăm cu prognozele din modele bazate pe date diferențiate. Cu scopul de a asigura un anumit fundament la aceste simulări, vom descrie, în primul rând, principalele caracteristici ale modelului obligatoriu, explicând modul în care sunt proiectate sistemele de prognozare tip dVAR.

Cuvinte cheie: prognoză, model econometric, preț, indicator, echilibru macroeconomic

Clasificarea JEL: C53, E37

Introducere

Un model dVAR se exprimă și în versiunea RIMINI pentru analize trimestriale.

Modelul macroeconometric trimestrial RIMINI are 205 ecuații care pot fi împărțite în trei categorii: 146 ecuații definite, de exemplu, unități de conturi naționale, compoziția forței de muncă, etc.; 33 ecuații „tehnice”

estimate, de exemplu, indicii de preț pe ani diferiți și ecuații care servesc unor scopuri speciale de raportare și 26 ecuații stocastice estimate, reprezentând comportamentul economic.

Primele două grupe de ecuații sunt identice în versiunile RIMINI și dVAR ale modelului. Specificațiile celor 26 ecuații econometrice fac distincție între modele. Împreună, ele conțin cunoștințe cantitative prezumtive despre comportament în funcție de rezultate agregate, de exemplu, consum, economii de bani și averea gospodăriilor populației; cererea de forță de muncă și șomaj; interacțiuni între salarii și prețuri (inflație); formarea de capital; comerț exterior. Sezonier, date neajustate sunt utilizate pentru estimarea ecuațiilor. Într-o mare măsură, interdependențele macroeconomice sunt conținute în dinamica modelului. De exemplu, prețurile și salariile sunt cauzatoare de producție tip Granger, comerțul și șomajul și nivelul activității reale reacționează invers asupra inflației. Modelul este un sistem deschis: exemple de variabile importante ne-modelate sunt nivelul activității economice a partenerilor comerciali și inflația și costurile cu salarii în acele țări. Indicatorii de politică economică (nivelul cheltuielilor guvernamentale, rata dobânzii pe termen scurt și cursul de schimb) sunt de asemenea nemodelați, prognozele sunt așadar condiționate de un scenariu particular pentru aceste variabile.

Deoarece toate ecuațiile stocastice în modelul RIMINI sunt în forma de corecție a echilibrului, o versiune simplă a modelului, dRIM, poate fi obținută prin omiterea termenilor de corecție a echilibrului din ecuație și reestimarea coeficienților variabilelor diferențiale rămase. Omisiunea termenilor de corecție-echilibru înseamnă că ecuațiile diferențiale rezultante devin greșit-specificate, cu reziduuri autocorelate și cu variabile cu dispersii diferite (heteroskedastice). Dintr-o perspectivă, nu este o problemă importantă: principala ripostă a discuției teoretice este aceea că modelul dVAR este intr-adevăr greșit-specificat în cadrul sondajului, termenul de eroare $\epsilon_{y,t}$ din ecuația dVAR este autocorelat cu condiția să existe autocorelare în termeni de dezechilibru. Modelul dVAR ar putea prognoza mai bine decât cel EqCM dacă se schimbă coeficienții în raport de corecția de echilibru în perioada de prognoză. Rezultă că, având un model dVAR greșit-specificat, acest model nu este dezavantajat comparativ cu modelul EqCM. Simpla omitere a nivelurilor, în timp ce se menține segmentul, poate afecta în mod serios prognozele tip dVAR. Deci am decis să remodelăm toate ecuațiile afectate, numai în termeni de diferențe, pentru a face reziduurile ecuațiilor dVAR în mod empiric tip zgomot alb. Segmentul a fost menținut numai pentru variabilele de nivel. Aceasta constituie baza modelului dRIMc.

Toate cele trei versiuni de model considerate până acum sunt modele de prognozare tip “sistem de ecuații”. În comparație, am pregătit prognoze cu

o singură ecuație pentru fiecare variabilă. Primul set de prognoze tip o singură ecuație este dAR și se bazează pe estimarea nerestricționată a modelelor AR4. În final, generăm prognoze dintr-un model autoregresiv de ordin-patru, deci prognozele sunt generate din $\Delta_4 \Delta \ln X_t$ pentru variabila X_t care se numără printre variabilele endogene în modelul original. Acest set de prognoze este numit dARr, unde r ne amintește că prognozele au la bază procese restricționate AR(4). Atât modelul dAR cât și modelul dARr sunt specificate fără tendințe, deci prognozele lor sunt protejate față de reprezentări greșite de tendințe. Astfel, vom compara erorile de prognoză din cinci sisteme de prognozare.

Literature review

Carriero, Clark și Marcellino (2011) se concentrează asupra unor specificații privind utilizarea modelelor Bayesian VAR. Kuzin, Marcellino și Schumacher (2011) compară metodele MIDAS și Frecvența VAR în cadrul unei analize a PIB-ului pentru zona euro. Wachter (2013) consideră contribuția riscului de dezaastre rare, explicând volatilitatea pieței bursiere agregate, Gabaix (2012) abordează un subiect apropiat. Clements și Hendry (1999) de cercetare privind cele mai eficiente metode de prognoză pe serii de timp economice. Dougherty (2008), Bardsen, Nymagen și Jansen (2005), Benjamin et.al. (2010) sunt lucrări de referință în prognoză bazate pe metode econometrice. Guidolin și Hyde (2010) discută despre capacitatea modelelor VAR de a surprinde influența schimbării regimurilor în rentabilitatea activelor. Banbura, Giannone și Reichlin (2010) au evaluat comportamentul VAR-urilor Bayesiene pentru modelele monetare de diferite mărimi, în termeni de performanță. Eitrheim, Jansen și Nymoen (2002) analizează progresele recente din eșecurile anterioare în prognoză, studiul lor fiind centrat pe funcția de consum din Norvegia. Mitruț și Șerban (2007) prezintă utilitatea modelelor econometrice în administrarea afacerilor. Levy (2004) evaluează comportamentul cointegrării între două serii de timp. Manole (2008), Paunica et.al. (2009) au fost preocupați de aplicarea software-ului de business intelligence în managementul financiar. Anghelache, Anghel și Manole (2015) au descris tehnicile de modelare economică, financiară și IT. Lettau și Ludvigson (2005) se dezvoltă pe erorile asociate cu ecuațiile lui Euler. Mertens și Ravn (2014) au luat în considerare reconcilierea dintre estimările narative și multiplicatorii fiscali. Angelelli, Mansini și Speranza (2008) compară modelele MAD și CVaR. Anghel (2014) abordează aspecte cu privire la utilizarea modelului VaR în managementul portofoliului. Carrasco, Florens și Renault (2004) au discutat câteva aspecte legate de problemele liniare inverse din econometria structurală. Kilian și Murphy (2012) evaluează aplicarea modelelor VAR în studierea dinamicii pieței petrolului. Colander (2009) discută abordarea europeană CVAR a

macroeconometriei. Eitrheim, Husebø și Nymoen (1999) abordează unele aspecte în afara previziunilor macroeconomice. Hendry (2003) se dezvoltă pe metodologia econometrică a LSE. Sims (2012) analizează unele caracteristici ale modelelor VAR structurale.

Metodologia cercetării, date, rezultate și discuții
Model de analiză a performanței relative de prognoză 2017 – 2019

Toate modelele care participă la acest exercițiu au fost estimate pe baza unui sondaj care se încheie în 2016. Perioada 2017 – 2019 este folosită pentru comparații de prognoză. Acea perioadă a însemnat începutul unei epoci de relansare a economiei. Așadar, câteva dintre variabilele endogene ale modelului se modifică substanțial pe o perioadă de prognoză de 12 trimestre.

Folosim grafice pentru a ilustra cum modelul eRIM prognozează nivelul ratei dobânzii (RLB), creșterea preturilor imobilelor (Δ_{4ph}), rata inflației (Δ_{4cpi}) și nivelul șomajului (UTOT) comparativ cu cele patru modele dVAR: dRIM, dRIMc, dAR și dARr. Evaluăm trei prognoze dinamice, separate prin perioada de start: prima prognoză are un orizont de 12 trimestre, astfel încât prima perioada prognoză este 2017. A doua simulare începe în 2018 și a treia în 2019. În plus, toate prognozele sunt condiționate de valori reale ale variabilelor exogene ale modelelor și condiții inițiale care desigur se schimbă în mod corespunzător atunci când inițiem prognoze în perioade de start diferite.

Modele folosite în prognoze

Tabelul 1

Model	Nume	Descriere
Model de baza	eRIM	26 ecuații comportamentale, ecuații de corectarea echilibrului 33+146 ecuații tehnice și definite
1. Rival	dRIM	26 ecuații comportamentale, reestimate după omiterea termenilor de nivel 33+146 ecuații tehnice și definite
2. Rival	dRIMc	26 ecuații comportamentale, remodelate fara informatii de nivel 33+146 ecuații tehnice și definite
3. Rival	dAR	71 ecuații modelate ca modele AR de ordin-4
4. Rival	dARr	71 ecuații modelate ca modele restritionate AR de ordin-4

Acest model a fost creat prin anularea tuturor termenilor de nivel din ecuațiile EqCM individuale și apoi reestimarea acestor ecuații greșit-specificate pe același eșantion ca în eRIM. Ca urmare, dRIM impune un mare număr de rădăcini unitare în timp ce menține segmentii și nu există nici o încercare de

a aplana specificația greșită rezultată. În mod nesurprinzător, dRIM pierde pe planul tuturor celor patru variabile din Figura 1. Aceasta se dovedește a fi un rezultat tipic, o variabilă este prognozată foarte rar mai corect cu dRIM decât cu dRIMc, versiunea remodelată dVAR este eRIM.

Întorcându-ne la dRIMc față de eRIM, se poate vedea că, pentru prognozele dinamice pe 12 trimestre, modelul de corecție a echilibrului pare să performeze mai bine decât dRIMc pentru ratele dobânzii, creșterea prețurilor imobilelor și rata inflației. Totuși dRIMc este superior modelului EqCM când urmează să prognozeze rata șomajului.

Cineva s-ar putea mira cum este posibil pentru dRIMc să fie corect privind șomajul în ciuda unor prognoze proaste ale inflației. Explicația este aceea a utilizării eRIM, unde nivelul șomajului afectează inflația, dar unde există un feedback redus al inflației asupra activității economice. În eRIM, nivelul șomajului reacționează numai la inflație în măsura în care inflația crește la schimbări ale variabilelor de nivel, precum cursurile de schimb reale sau avuția reală a gospodăriilor populației. Deci, dacă eRIM a generat erori de prognoză a inflației în aceeași măsură pe care o observăm pentru dRIMc, aceasta ar putea afecta și prognozele de șomaj ale acelui model. Totuși, mecanismul nu este prezent la dRIMc, întrucât toți termenii de nivel au fost omiși. Prin urmare, prognozele de șomaj în versiunile dVAR ale modelului RIMINI sunt izolate efectiv de erorile din prognoza de inflație. În fapt, cifrele confirmă că, atunci când mecanismul de generare a datelor este necunoscut și inconstant, modelele cu conținut mai puțin cauzal (dRIMc) pot performa mai bine față de modelul care conține o reprezentare mai apropiată a mecanismului de bază (eRIM). Prognozele unidimensionale, dAR și dARd, sunt de asemenea extrem de irelevante pentru rata dobânzii și rata șomajului. Totuși regula de prognoză $\Delta_4 \Delta c p_i = 0$, din dARc, previzionează o rată a inflației constantă care produce o prognoză satisfăcătoare pentru inflația din această perioadă.

Pentru rata dobânzii, ordinea prognozelor tip dRIMc și eRIM este inversă. Modelul dRIMc este situat cu cel mai bun orizont de prognoză, în timp ce modelul eRIM depășește previziunile în mod consecvent. În mod evident, modelul dRIMc folosește informații incluse în dezvoltarea efectivă din 2017 mult mai eficient decât modelul eRIM. Rezultatul este un bun exemplu a corecției de segment asigurate de diferențiere. Ecuațiile arată că parametrii modelului EqCM se schimbă anterior startului prognozei (și anume, în 2017 în cazul prezent), apoi modelul dVAR ar putea constitui un model de prognoză mai bun. Întrucât rata dobânzii la împrumuturi este o variabilă majoră explicativă pentru creșterea prețurilor imobilelor (atât în eRIM cât și în dRIMc), nu este surprinzător că prognozele prețurilor imobilelor ale dRIMc sunt mult mai bune. Cu excepția anilor 2018(4) și 2019(2), eRIM prognozează mai bine prețurile

imobilelor decât dRIMC, ceea ce demonstrează forțele compensatorii din prognozele pentru prețurile imobilelor. Impresia prognozelor de inflație este aceeași ca în figura precedentă, în timp ce graficul șomajului real și prognozat arată că eRIM câștigă pe planul orizontului de prognoză.

În prognozele pe perioada-4 sunt prezentate în Figura 3, unde simularea începe în 2019(1). Interesant, prognozele de rata inflației tip eRIM au fost acum ajustate. Aceasta arată că instabilitatea de parametri care a afectat prognozele, care a început în 2018(1), s-a dovedit a fi o tendință tranzitorie. Modelul dRIMc acționează acum mai bine decât prognozele prețurilor imobilelor din modelul eRIM. Acuratețea îmbunătățită a dARr este clară privind decalarea în timp a perioadei de prognoză. Numai în cazul ratei dobânzii modelul dARr este complet în afara țintei. Explicația constă probabil în aceea că utilizarea $\Delta_4\Delta x_t = 0$ pentru a genera prognoze se potrivește foarte bine pentru serii cu caracter sezonier, dar nu și pentru ratele dobânzii. Aceasta este argumentată printr-o prognoză a ratei dobânzii mai bune a dAR, respectiv modelul nerestricționat AR(4).

Acuratețea relativă a prognozelor tip eRIM ar putea fi limitată la patru variabile. Se compară proprietățile de prognoză ale celor cinci modele diferite pe o (sub)mulțime de variabile macroeconomice. Lista include multe din variabile care sunt prognozate în mod curent, precum creșterea PIB, balanța comercială, salariile și productivitatea.

Condiționat de aceeași mulțime de informații I_T , modelul cu interferența pătratică cea mai mare are și MSFE cea mai mare și, în consecință, cea mai înaltă RMSFE.

Tabelul 2 prezintă amplasarea celor cinci modele în 43 de comparații. Modelul obligatoriu are cea mai scăzută RMSFE pentru 24 din cele 43 variabile și de asemenea are 13 pe locul al doilea. Deci modelul eRIM apare ca fiind cel mai bun sau al doilea pentru 86% dintre comparații și pare învingător clar la scor. Cele două versiuni ”diferite” ale modelului econometric mare (dRIMc și dRIM) au destine diferite. Modelul dRIMc, versiunea unde fiecare ecuație comportamentală este remodelată cu atenție în termeni de diferențe, ocupă locul al doilea, în timp ce dRIM aproape a învins, cu 27 poziții joase. Comparând cele două seturi de prognoze unidimensionale, se pare că versiunea restricționată ($\Delta_4\Delta x_t$) se comportă mai bine decât modelul AR nerestricționat. Constatarea că regula de prognozare foarte simplă din dARr acționează mai bine decât modelul complet în 6 cazuri (și este aproape de țintă în alte 8 cazuri) sugerează că modelul dARr poate fi folositor ca bază și criteriu pentru prognoze bazate pe model.

Rezultatele a 43 competiții ale RMSFE de prognoză

Tabelul 2

Amplasare #	eRIM	dRIM _C	dRIM	dAR	dAR _r
(a) 12 perioade prognozate, 2017(1) – 2019(4)					
1	24	13	1	1	6
2	13	11	4	5	8
3	2	6	5	7	13
4	2	12	6	15	10
5	2	1	27	7	6
(b) 4 perioade prognozate, 2019(1) – 2019(4)					
1	7	8	10	6	12
2	17	13	3	4	6
3	13	7	8	10	7
4	3	11	2	17	9
5	3	4	20	6	9
(c) 4 perioade prognozate, 2018(1) – 2018(4)					
1	17	9	7	1	11
2	16	13	7	2	3
3	3	12	11	12	5
4	3	9	2	17	12
5	4	0	16	11	12
(d) 12 perioade prognozate, 2018(1) – 2019(4)					
1	13	4	5	5	16
2	11	17	1	9	6
3	7	8	11	9	7
4	7	8	13	9	6
5	5	6	13	11	8

Secțiunile (b)-(d) din tabelul 2 colectează rezultatele a trei comparații de prognoză pentru 4 trimestre. Câteva fațete ale imaginii extrase din prognozele pe 12 trimestre apar modificate. Deși modelul eRIM obligatoriu colectează o majoritate a locurilor unu și doi, este învins de modelul de dublă diferență $\Delta_4\Delta x_t = 0$, dARr, primind locul unu în două din trei comparații. Aceasta descrie impresia rezultată din graficele importante, și anume, că dARr lucrează mai bine pentru prognoza 2019(1) – 2019(4) decât pentru prognoza care începe în 2017, reportează o mulțime mai mare de variabile cuprinse în tabelul 2. În acest mod, rezultatul nostru arată practic ceea ce discuția teoretică a prefigurat, și anume, că sistemele de prognoză, care sunt specificate greșit econometric în mod ostentativ, pot să prognozeze mai bine decât modelul econometric cu un conținut cauzal mai înalt.

Rezultatele par a corespunde rezultatelor analitice anterioare. Pentru prognoza cu orizont scurt, de exemplu, 4 trimestre, modelele unidimensionale simple dARr oferă mult mai multă protecție față de discontinuități pre-prognoză comparativ cu alte modele și erorile lor de prognoză sunt izolate de erorile de prognoză din alte părți ale unui sistem mai mare. Totuși, modelul dARr pare să piardă acest avantaj față de alte modele pe măsură ce creștem orizontul de prognoză. Interferențele de creștere autonomă în modelele tip dVAR tind să se multiplice când se extinde orizontul de prognoză, cauzând

“explozia” dispersiei de eroare. În cazul unor orizonturi lungi de prognoză, se constată interferențe uriașe tip dVAR comparativ cu interferența de prognoză tip EqEM. În final, nici un model nu asigură protecția față de discontinuități care au loc după realizarea prognozei.

Concluzii

Din studiul prezentat în articolul „Principalele noțiuni privind modelul EqCM și sisteme de tip dVAR bazate pe date” se desprinde concluzia că cele două modele se pot utiliza în studiile de prognoză. Desigur după prezentarea principalelor aspecte teoretice s-au efectuat unele aplicații pentru a se explicita mecanismul utilizat în astfel de împrejurări. Autorii au căutat să explice pe larg aspectele specifice modelului EqCM și al sistemului de tip dVAR bazat pe date realizând o interpretare a conținutului celor două modalități utilizate în prognoza macroeconomică. S-a luat un exemplu practic care este util tuturor celor care doresc să utilizeze în prognozele unidimensionale atât modelul dVAR sau modelul EqCM sau variantele care s-au desprins din studiul și prezentarea efectuată. Rezultă că în prognozele macroeconomice modelele la care se face referire în articol sunt pe deplin utilizabile cu condiția ca ele să fie corect aplicate.

Bibliografie selectivă

1. Angelelli, E., Mansini, R., and Speranza, M. G. (2008). *A comparison of MAD and CVaR models with real features*. Journal of Banking & Finance, 32, 1188–1197
2. Anghel, M. G. (2014). *Using the Value at Risk Model in the Portfolio Management*, Romanian Statistical Review Supplement, 10, 62-69
3. Anghelache, C., Anghel, M. G. and Manole, A. (2015). *Modelare economică, financiar-bancară și informatică*, Editura Artifex, București
4. Banbura, M., Giannone, D. and Reichlin, L. (2010). *Large Bayesian VARs*, Journal of Applied Econometrics, 25 (1), 71–92
5. Bardsen, G., Nymagen, R., and Jansen, E. (2005). *The Econometrics of Macroeconomic Modelling*, Oxford University Press
6. Benjamin, C., Herrard A., Hane-Bigot, M., and Taverne, C. (2010). *Forecasting with an Econometric Model*, Springer
7. Carrasco, M., Florens, J.P., and Renault, E. (2004). *Linear inverse problems in structural econometrics, estimation based on spatial decomposition and regularization*, Working paper, GREMAQ, University of Toulouse
8. Carriero, A., Clark, T. E. and Marcellino, M. (2011). *Bayesian VARs: Specification Choices and Forecast Accuracy*, FRB Cleveland Working Paper 11-12
9. Clements, M.P., and Hendry, D.F. (1999). *On Winning Forecasting Competitions in Economics*. Spanish Economic Review, 1
10. Colander, D. C. (2009). *Economists, incentives, judgment, and the European CVAR approach to macroeconometrics*, Kiel Institute for the World Economy in Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal
11. Dougherty, C. (2008). *Introduction to econometrics*. Fourth edition, Oxford University Press

12. Guidolin, M. and Hyde, S. (2010). *Can VAR Models Capture Regime Shifts in Assets Returns? A Long-Horizon Strategic Assets Allocation Perspective*, Federal Reserve Bank of Louis Working Paper No. 2010-002A
13. Eitrheim, Ø., Jansen, E., and Nymoen, R. (2002). Progress from forecast failure—the Norwegian consumption function, *Econometrics Journal*, 5
14. Eitrheim, Ø., Husebø, T. A. and Nymoen, R. (1999). *Equilibrium-Correction versus Differencing in Macroeconomic Forecasting*, *Economic Modelling*, 16
15. Gabaix, X. (2012). *Variable Rare Disasters: An Exactly Solved Framework for Ten Puzzles in Macro-Finance*, *Quarterly Journal of Economics*, 2012, 127(2), 645–700
16. Hendry, D.F. (2003). *J. Denis Sargan and the Origins of LSE Econometric Methodology*, *Econometric Theory*, 19
17. Kilian, L., and Murphy, D. P. (2012). *Why agnostic sign restrictions are not enough: understanding the dynamics of oil market VAR models*, *Journal of the European Economic Association*, 10(5), 1166–1188
18. Kuzin, V., Marcellino, M. and Schumacher, C. (2011). *MIDAS vs. Mixed-Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area*, *International Journal of Forecasting*, 27(2), 529–542
19. Lettau, M., and Ludvigson, S. C. (2005). *Euler Equation Errors*, National Bureau of Economic Research, Inc in NBER Working Papers
20. Levy, D. (2004). *Cointegration in Frequency Domain*, EconWPA in Econometrics
21. Manole, A. (2008). *Sistemul informatic pentru modelarea deciziei financiar-contabile*, Editura Artifex, București
22. Mertens, K., and Ravn, M. O. (2014). *A reconciliation of svar and narrative estimates of tax multipliers*, *Journal of Monetary Economics*, 68, S1-S19
23. Mitruț, C., and Șerban, D. (2007). *Bazele econometriei în administrarea afacerilor*, Editura ASE, București
24. Paunica, M., Matic, M. L., Motofei, C., and Manole, A. (2009). *Some Aspects Regarding The Use Of Business Intelligence In The Financial Management*, *Metalurgia International*, 14, 180-181
25. Sims, E. R. (2012). *News, Non-Invertibility, and Structural VARs*, in *Advances in Econometrics. DSGE Models in Macroeconomics: Estimation, Evaluation, and New Developments*, ed. by N. Balke, F. Canova, F. Milani, and M. A. Wynne, vol. 28. Emerald Group Publishing Limited
26. Wachter, J. A. (2013). *Can Time-Varying Risk of Rare Disasters Explain Aggregate Stock Market Volatility?*, *Journal of Finance*, 68 (3), 987–1035