

Vpliv likvidnostnega tveganja na izračun tvegane vrednosti

BOR BRICELJ

Univerza v Mariboru, Slovenija

SEBASTJAN STRAŠEK

Univerza v Mariboru, Slovenija

TIMOTEJ JAGRIČ

Univerza v Mariboru, Slovenija

V članku uvajamo likvidnost v standardno analizo tvegane vrednosti. Osnovne *VaR* modele nadgradimo z informacijami o cenovnem razponu med ponujeno in povpraševano ceno naložbe. Nadgrajene modele testiramo na podlagi domačega in tujih naborov delnic. Ugotavljamo, da likvidnostni *VaR* modeli ob upoštevanju predpostavk raziskave primerno ocenjujejo tržna tveganja. Le-ti metodološko na eni strani predstavljajo napredek v okviru obravnave tržnih tveganj, vendar na drugi strani rezultati testiranja modelov kažejo pomanjkanje robustnosti. Glede primerjave rezultatov po naborih delnic pa ugotavljamo, da so rezultati za slovenski nabor kljub manjši globini trga primerljivi s tistimi iz tujine.

Key words: tvegana vrednost, likvidnost, statistični test ustreznosti

Uvod

Obvladovanje tveganj je eden izmed temeljnih izzivov, s katerimi se spopadajo institucije v finančnem sektorju. V ta namen uporabljajo vrsto analitičnih metod in pripomočkov. Med njimi se predvsem banke poslužujejo modelov tvegane vrednosti (*VaR*), s katerimi je moč kvantitativno izraziti izpostavljenost tržnemu tveganju. *VaR* modeli, kakor so najpogostejše uporabljani, se izračunavajo na podlagi cen ob zaključku trgovanja ali temu sorodnih podatkih. Pri tem se frekvence podatkov razlikujejo glede na namen modela. Takšni cenovni podatki ne vsebujejo informacij o likvidnosti trgovanega vrednostnega papirja, zato na takšen način zasnovani *VaR* modeli ne predstavljajo popolne slike o izpostavljenosti tržnemu tveganju institucije. Potrebo po obravnavi manjkajočih vidikov o izpostavljenosti tržnemu tveganju obravnava tudi nova nastajajoča direktiva Basel III, ki zahteva implementacijo likvidnosti v analizo tržnih tveganj.

V tem prispevku smo v analizo tvegane vrednosti vpeljali vidik li-

kvidnosti. Testirali in primerjali smo likvidnostne modele *VaR*, razvite po metodologiji avtorjev Bangia et al. (1998; 1999) in Ernst, Stange in Kaserer (2009; 2012), s klasičnimi *VaR* modeli. Raziskavo smo izvedli na podatkih za Slovenijo in za tujino. Pri tem smo predstavili tri novosti. Prvič, raziskavo smo izvedli na velikem časovnem intervalu – uporabili smo namreč 12 let dnevnih finančnih podatkov. Drugič, testirali in primerjali smo likvidnostne *VaR* modele na slovenskih podatkih s tistimi iz tujine – za Slovenijo takšna primerjava še ni bila narejena, kakor tudi ne primerjava manjše borze z manjšo globino poslovanja na eni strani in svetovno vodilnimi borzami na drugi strani. Tretja novost pa je, da smo v primerjavi z zgoraj omenjenimi prispevki avtorjev povečali nabor statističnih testov ustreznosti *VaR* modelov (backtestov).

Izsledki raziskave kažejo, da likvidnostni *VaR* modeli, ob upoštevanju predpostavk raziskave, primerno ocenjujejo tržna tveganja, katerim je izpostavljena finančna institucija na podlagi svojega trgovalnega portfelja. V primerjavi s klasičnimi *VaR* modeli se likvidnostni *VaR* modeli izkažejo za bolj ustrezne, saj pri večjem delu mednarodnega nabora vrednostnih papirjev beležimo statistično ustrezne rezultate modelov. Iz rezultatov backtestov pa je razvidno, da likvidnostni *VaR* modeli, uporabljeni pod predpostavkami raziskave, zadovoljijo določene, ne pa vseh backtestov. Pri tem se poraja dvom o njihovi statistični robustnosti in vprašanje glede kvalitete vhodnih podatkov.

Članek je sestavljen iz več delov. V drugem poglavju je predstavljena metodologija *VaR* modelov in backtestov. V tretjem poglavju je predstavljena baza podatkov. Temu sledi grafična in tabelarična predstavitev rezultatov raziskave. Članek pa zaključuje sklepne ugotovitve v petem poglavju.

Članek je deloma nastal v okviru projekta z naslovom »Center za odprte inovacije in raziskave Univerze v Mariboru (CORE@UM)«. Operacijo delno financira Evropska unija, in sicer iz Evropskega sklada za regionalni razvoj. Operacija se izvaja v okviru Operativnega programa krepitev regionalnih razvojnih potencialov za obdobje 2007–2013, 1. razvojne prioritete: Konkurenčnost podjetij in raziskovalna odličnost, prednostne usmeritve 1.1: Izboljšanje konkurenčnih sposobnosti podjetij in raziskovalna odličnost.

Metodologija

Cilj raziskave, predstavljene v tem članku, ni analiza metodologij *VaR* modelov, ampak analiza učinka tržne likvidnosti na tvegano vrednost. V ta namen smo v raziskavi uporabili linearne parametrične

VaR modele, ki temeljijo na normalni porazdelitvi. Zaradi metodološke enostavnosti so na eni strani modeli med sabo lažje primerljivi, na drugi strani pa se je potrebno zavedati njihovih omejitev. Mnogi avtorji namreč ugotavljajo, da finančni podatki, kot so donosi vrednostnih papirjev ali cenovni razkoraki (spreadi), niso normalno porazdeljeni (Bangia et al. 1998; 1999; Francois-Heude in Wynendaele 2002; Alexander 2008; Orlova 2008; Ernst, Stange in Kaserer 2009; 2012; Qi in Ng 2009; Stange in Kaserer 2009; 2011; Wu 2009). Ugotovitve navedenih avtorjev se nanašajo na finančne podatke različnih kategorij, kot so donosi, srednje cene in cenovni razkoraki. Prav tako avtorji svoje ugotovitve osnujejo na podatkih različnih frekvenc. Dejstvo o porazdelitvi finančnih podatkov smo v raziskavi upoštevali in osnovne parametrične linearne modele ustrezno nadgradili.

VaR modele lahko po klasifikaciji, povzeti po Alexander (2008), razdelimo v tri skupine: parametrične linearne *VaR* modele, *VaR* modele na podlagi historične simulacije in *VaR* modele na podlagi Monte Carlo simulacije. Razlikujejo se po predpostavkah, na podlagi katerih opisujejo porazdelitve donosov portfelja.

V raziskavi uporabljeni parametrični linearni *VaR* modeli predpostavljajo, da so donosi portfelja normalno porazdeljeni. Temeljijo na dnevnih donosih in na 1-odstotni stopnji značilnosti. Razlogi za tako izbrane parametre modelov so v potrebi po objektivni primerjavi modelov med sabo in približanju raziskave k določilom direktive Basel III. Slednja med drugim določa uporabo 1-odstotni stopnje značilnosti v *VaR* modelih (Basel Committee on Banking Supervision 2011). Matematično izraženo tvegano vrednost predstavlja redko presežena izguba, nastala zaradi trgovanja s portfeljem. Ob upoštevanju normalne porazdelitve donosov in ostalih parametrov jo v *VaR* modelu izračunamo kot 1-odstotni kvantil porazdelitve dnevnih donosov (Alexander 2008).

Dnevne donose naložbe v portfelju lahko po Bangia et al. (1998) izračunamo z uporabo logaritemske enačbe:

$$r_t = \ln \frac{P_t}{P_{t-1}}, \quad (1)$$

pri čemer r_t predstavlja donos naložbe, P_t pa ceno naložbe v portfelju na dan t . Nato lahko zapišemo model tvegane vrednosti kot:

$$VaR = 1 - e^{z_\alpha \sigma_r}, \quad (2)$$

kjer σ_r predstavlja standardno deviacijo dnevnega donosa r_t , α izbrano stopnjo značilnosti in z_α kvantil porazdelitve dnevnih donosov.

Preden nadgradimo *VaR* model z učinkom tržne likvidnosti, je potrebna obravnavna koncepta likvidnosti. Jorion (2007) definira likvidnost v treh različnih oblikah, in sicer kot izraz za plačilno sposobnost podjetja, kot karakteristiko portfelja ali trga in kot izraz za opis likvidnosti celotnega gospodarstva. Za našo raziskavo je relevantna druga oblika, torej tržna likvidnost, ki opisuje, kako težavno oz. ne težavno je mogoče trgovati z določeno naložbo.

Stange in Kaserer (2009) tako likvidnostno tveganje definirata kot potencialno izgubo, ki izhaja iz časovno pogojenih stroškov likvidnosti naložbe. Način, kako je mogoče te stroške likvidnosti vpeljati v *VaR* model, pa je odvisen od razpoložljivih podatkov.

Avtorji delijo praktično uporabne modele v tri skupine: modele, ki temeljijo na cenovnem razponu med ponudbo in povpraševanjem (bid-ask spread), modele, ki temeljijo na transakcijah ali volumnu, in modele, ki temeljijo na tehtanem razponu med ponudbo in povpraševanjem (weighted spread). V prvi skupini tržno likvidnost opisuje relativni razpon med ponudbo in povpraševanjem po naložbi (relative bid-ask spread), ki je razlika med najboljšim povpraševanjem in najboljšo ponudbo dneva, deljena s srednjo ceno dneva:

$$S = \frac{P_{ask} - P_{bid}}{P_{mid}}. \quad (3)$$

V drugi skupini modelov predstavlja mero likvidnosti bodisi učinek cene preteklih trgovanj bodisi učinek volumna trgovanja na ceno naložbe. Tretja skupina modelov pa predpostavlja, da se stroški likvidnosti večajo z večanjem trgovalnega naročila. Modeli te skupine uporabljajo podatke iz knjige limitnih naročil, da izračunajo tehtan razpon med ponudbo in povpraševanjem glede na ceno in količino trgovane naložbe v portfelju, imenovan »weighted spread data« (Campbell, Lo in MacKinlay 1997). Tako zasnovani modeli so podatkovno najzahtevnejši.

V naši raziskavi so uporabljeni podatki o relativnem cenovnem razponu. Modeli so zasnovani na podlagi člankov Bangia et al. (1998; 1999) in nadgrajeni po Ernst, Stange in Kaserer (2012). Najprej omenjeni avtorji, ob predpostavki normalno porazdeljenih donosov naložb, definirajo likvidnostni *VaR* (*LVaR*) model na podlagi kvantila srednje cene, ocenjenega s povprečjem in varianco srednje cene in empirično ocenjenega kvantila spreada:

$$LVaR = 1 - e^{z_{\alpha}\sigma_r} + \frac{1}{2}(\mu_S + \hat{z}_{\alpha}(S)\sigma_S). \quad (4)$$

V enačbi 4 nastopata μ_S in σ_S kot srednja vrednost in standardna deviacija relativnega spreada, $\hat{z}_{\alpha}(S)$ pa kot empirično ocenjen α -

kvantil distribucije spreada. Empirični kvantil se izračuna po formuli:

$$\hat{z}_\alpha = \frac{\hat{S}_\alpha - \mu_S}{\sigma_S}, \quad (5)$$

kjer $\hat{S}_\alpha$ predstavlja kvantil historične distribucije zadnjih dvajset dni.

Ernst, Stange in Kaserer (2012) predstavljajo *LVaR* modele kot nadgradnjo spoznanj iz enačbe 4. Avtorji predpostavljajo, da donosi naložb v portfelju niso normalno porazdeljeni, zato kvantile distribucije spreada in donosov srednje cene ocenijo na podlagi Cornish-Fisherjeve ekspanzije:

$$\tilde{z}_\alpha = z_\alpha + \frac{1}{6}(z_\alpha^2 - 1)\gamma + \frac{1}{24}(z_\alpha^3 - 3z_\alpha)\kappa - \frac{1}{36}(2z_\alpha^3 - 5z_\alpha)\gamma^2, \quad (6)$$

pri čemer γ predstavlja koeficient asimetrije distribucije in κ koeficient sploščenosti distribucije. Ob zamenjavi z_α in $\hat{z}_\alpha(S)$ iz enačbe 4 z $\tilde{z}_\alpha$ iz enačbe 6 in ob upoštevanju multiplikativnega učinka med najslabšim spreadom in donosom srednje cene avtorji izpeljejo naslednji *LVaR* model:

$$LVaR = 1 - e^{\tilde{z}_\alpha(r)\sigma_r} \left(1 - \frac{1}{2}(\mu_S + \tilde{z}(S)\sigma_S)\right), \quad (7)$$

kjer $\tilde{z}_\alpha(r)$ predstavlja kvantil distribucije donosov, $\tilde{z}(S)$ pa kvantil distribucije spreada. Glede kritike, da aditiven pristop k analizi likvidnostnega tveganja iz enačbe 4 lahko precenjuje tveganje in potrebe po multiplikativnem pristopu, glej Loebnitz (2006).

Po implementaciji *VaR* in *LVaR* modelov je pomemben končen element analize, to je preverjanje statistične ustreznosti modelov. Izvede se z uporabo statističnih testov ustreznosti, imenovanih zgodovinski testi ali backtesti. Če model ne zadovoljuje testov, je moč sklepati, da je nepravilno zasnovan. Na drugi strani pa je potrebno poudariti, da so rezultati backtestov odvisni tudi od karakteristik posameznega portfelja, kar pomeni, da lahko določen model preстане testiranje na podlagi enega portfelja, na podlagi drugega pa ne (Alexander 2008).

Backtesti temeljijo na zgodovinski primerjavi drsečega okna podatkov, ki jih uporabimo za oblikovanje časovne vrste podatkov o delovanju modela. Na podlagi začetnega števila finančnih podatkov, ki predstavljajo napovedno okno, izračunamo donos naložbe in ga primerjamo z napovedjo modela. Če je dejanska izguba višja od napovedi *VaR*, jo zapišemo v časovno vrsto kot kršitev, v obratnem primeru pa zavedemo kot dobro napoved. Nato se pomaknemo po časovni vrsti za dolžino napovednega okna in ponovimo postopek. Sle-

dnjega ponavljamo, dokler ne dosežemo konca podatkov. Na ta način oblikujemo časovno vrsto, ki predstavlja delovanje modela. Pomembno je poudariti, da VaR model deluje pravilno, če na eni strani tveganja ne precenjuje (ne izkazuje premalo kršitev), na drugi strani pa ga tudi ne podcenjuje (ne izkazuje preveč kršitev). Tako mora npr. 1-odstotni VaR model v zgodovinskem testu prikazovati približno 1-odstotne napovedi, ki presegajo dejanske zgodovinske izgube obravnavanega portfelja.

Alexander (2008) in Orlova (2008) definirata naslednje tri kvantitativne backteste, imenovane testi pokritja, ki so uporabljeni v raziskavi za testiranje VaR modelov:

- test brezpogojnega pokritja
- test neodvisnosti kršitev
- test pogojnega pokritja.

Test brezpogojnega pokritja ugotavlja, ali model izkazuje število kršitev, ki ustreza stopnji značilnosti modela. V ta namen Kupiec (1995) predlaga testno statistiko, ki predstavlja verjetnostno razmerje:

$$LR_{uc} = \frac{\pi_{exp}^{n_1} (1 - \pi_{exp})^{n_0}}{\pi_{obs}^{n_1} (1 - \pi_{obs})^{n_0}}, \quad (8)$$

kjer π_{exp} predstavlja pričakovani delež kršitev, π_{obs} dejanski delež kršitev, n_1 število dejanskih kršitev, n_0 število nekršitev (dobrih napovedi) in n število primerjav v backtestu. Matematično to lahko izrazimo $n_0 = n - n_1$, $\pi_{exp} = \alpha$ in $\pi_{obs} = \frac{n_1}{n}$. Testna statistika $-2LR_{uc}$ je asimptotično porazdeljena po hi-kvadrat porazdelitvi z eno stopinjo prostosti.

Test neodvisnosti kršitev (Christoffersen 1998) ugotavlja, ali se kršitve v modelu pojavljajo zaporedoma ali izolirano. Zaporedno pojavljanje kršitev je indikator, da model ni zadostno odziven na tržne razmere. V tem primeru obstoj kršitve v času t pomeni, da verjetnost, da se bo v času $t + 1$ pojavila kršitev, ni več enaka α . Kot pri prvem backtestu naj n_1 predstavlja število dejanskih kršitev in n_0 število nekršitev (dobrih napovedi). Nadalje naj n_{ij} predstavlja število primerjav, pri katerih indikatorja i in j predstavljata zaporedje enega tipa primerjav za drugimi. Tako naj n_{00} predstavlja število primerjav, ko dobri napovedi sledi dobra napoved, n_{01} število primerjav, ko dobri napovedi sledi kršitev, n_{10} število primerjav, ko kršitvi sledi dobra napoved, in n_{11} število primerjav, ko kršitvi sledi kršitev. Na podlagi tega je mogoče zapisati:

$$\pi_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00} + n_{01}} \quad (9)$$

in

$$\pi_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}}, \quad (10)$$

kjer π_{01} in π_{11} predstavljata delež kršitev, ki so sledile dobri napovedi, in delež kršitev, ki so sledile kršitvi. Z uporabo enačbe 9 in 10 lahko zapišemo testno statistiko:

$$LR_{ind} = \frac{\pi_{obs}^{n_1} (1 - \pi_{obs})^{n_0}}{\pi_{01}^{n_{01}} (1 - \pi_{01})^{n_{00}} \pi_{11}^{n_{11}} (1 - \pi_{11})^{n_{10}}}. \quad (11)$$

Izpeljava testne statistike $-LR_{ind}$ je asimptotično porazdeljena po hi-kvadrat porazdelitvi z eno stopinjo prostosti.

Test pogojnega pokritja, imenovan tudi kombinirani test (Christoffersen 1998), hkrati preverja brezpogojno pokritje in neodvisnost kršitev. Testna statistika je verjetnostno razmerje:

$$LR_{cc} = \frac{\pi_{exp}^{n_1} (1 - \pi_{exp})^{n_0}}{\pi_{01}^{n_{01}} (1 - \pi_{01})^{n_{00}} \pi_{11}^{n_{11}} (1 - \pi_{11})^{n_{10}}}. \quad (12)$$

V tem primeru je $-LR_{cc}$ asimptotično porazdeljena po hi-kvadrat porazdelitvi z dvema stopinjama prostosti. Prav tako obstaja povezava med testnimi statistikami vseh treh backtestov: $LR_{cc} - LR_{uc} - LR_{ind}$.

Baza podatkov

Predstavitev baze podatkov začnemo z opisom kapitalskih trgov, iz katerih smo pridobili podatke o vrednostnih papirjih. Baza podatkov je sestavljena iz štirih naborov vrednostnih papirjev, ločenih po borzah, kjer so vrednostni papirji trgovani: nemškega nabora, slovenskega nabora, korejskega nabora in ameriškega nabora. V preglednici 1 prikazujemo osnovne podatke o velikosti in trgovanju izbranih borz.

Iz preglednice je razvidno, da se kapitalski trgi med seboj razlikujejo. Obravnavane tuje trge pokrivajo ene izmed največjih borz. Vse tri so bistveno večje od slovenske. Tako je npr. New York Stock Exchange po tržni kapitalizaciji skoraj 2.000-krat večja od Ljubljanske borze in po letnem prometu več kot 35.000-krat večja. V primerjavi smo upoštevali tržno kapitalizacijo in letni promet New York Stock Exchange in ne celotne skupine NYSE Euronext, Inc. Gre za največjo borzo in skupino po letnem prometu, kakor tudi po tržni kapitalizaciji. Korea Exchange in Deutsche-Boerse glede na letni pro-

PREGLEDNICA 1 Splošni podatki o poslovanju izbranih borz v letu 2011

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Tržna kapitalizacija (mrd USD)	1185	6,316	996	11796
Število izdajateljev delnic	765*	76	791	2800*
Letni promet (mrd USD)	1758	0,511	2029	18027

OPOMBE Naslovi stolpcev: (1) Postavka, (2) Deutsche-Boerse, (3) Ljubljanska borza (podatki za slovenijo so v USD pretvorjeni po zaključnem tečaju z dne 30. decembra 2011, EUR/USD = 1,29610), (4) Korea Exchange, (5) New York Stock Exchange.

* Približne vrednosti.

met zasedata 10. in 11. mesto na svetovni lestvici največjih borz. S tem sta prav tako mnogo večji od Ljubljanske borze, saj jo po obeh omenjenih kazalnikih prekašata za vsaj 100-krat. Enako je razvidno tudi iz števila izdajateljev delnic na borzah, kjer je na Ljubljanski borzi za približno 10-krat manj izdajateljev kot na Korea Exchange ali Deutsche-Boerse in za pribl. 35-krat manj izdajateljev kot na New York Stock Exchange. Zgodovinsko gledano pa so v primerjavo vključene na eni strani tuje borze, ki imajo za sabo daljšo tradicijo, in slovenska borza, ki je v primerjavi z njimi mlajša. Tako je bila New York Stock Exchange ustanovljena leta 1817, Frankfurt Stock Exchange kot del Deutsche-Boerse leta 1585 in Korea Exchange leta 1953. Ljubljanska borza je bila ustanovljena leta 1989. Na podlagi tega lahko sklepamo, da domači nabor vrednostnih papirjev predstavlja razvijajoči se trg, tuji pa razviti trg.

V raziskavo je vključenih pet vrednostnih papirjev iz vsakega izmed štirih naborov, in sicer pet delnic slovenske prve kotacije, pet delnic nemškega borznega indeksa DAX 30, pet delnic ameriškega borznega indeksa Dow Jones Industrial Average in pet delnic korejskega KOSPI Composite Index.

Podatke o cenah (otvoritveni, maksimalni, minimalni in zaključni tečaj), prometu in spreadu (najboljše limitno povpraševanje in najboljša limitna ponudba) za slovenske vrednostne papirje smo pridobili od Ljubljanske borze, d. d., podatke za tujino pa iz podatkovnega portala Bloomberg. Okvirno podatki obsegajo časovno obdobje od začetka leta 2000 do aprila 2012 (slovenski nabor: 3. 1. 2000–11. 4. 2012, tuji nabori: 1. 1. 2000–24. 4. 2012), na dnevni frekvenci.

V preglednici 2 prikazujemo opis statističnih lastnosti pridobljenih podatkov o delniških družbah. Te smo izpeljali iz logaritemskih donosov srednjih cen delnic, saj se donosi srednjih cen pojavljajo kot mera volatilnosti v *VaR* in *LVaR* modelih, kakor tudi kot kot osnova za izračun dveh od skupaj treh tipov realiziranih donosov v backtestih. V preglednici 2 *n* predstavlja število trgovanih dni, μ povprečje

logaritemskih donosov, Max in Min maksimalno in minimalno vrednost donosov, σ standardno deviacijo, γ koeficient asimetrije in κ koeficient sploščenosti. J_B pa predstavlja p -vrednost Jarque-Bera testa normalnosti porazdelitve logaritemskih donosov.

Pri izbiri delnic smo sledili načelu, da so nabori sestavljeni iz čim bolj raznovrstnih in reprezentativnih gospodarskih dejavnosti in da so podobne gospodarske dejavnosti zastopane v vseh štirih naborih. Prav tako sta izbiro pogojevala dva kriterija: prvi, da morajo podatki o delnicah pokrivati dovolj dolgo obdobje, v katerem je prišlo do gospodarskih konjunktur in recesij, in drugi, da podatki ne smejo vsebovati posebnosti. Slednje predstavljajo cepitve števila delnic oz. daljši zastoji v trgovanju. V Krki, d. d. je sicer 3. 9. 2007 prišlo do cepitve delnic, vendar smo Krkine delnice upoštevali v raziskavi (datumsko od cepitve naprej), saj so ostali neuvrščeni papirji iz prve kotacije izkazovali večje pomanjkljivosti v podatkih, predvsem glede zastojev v trgovanju.

Pridobljene podatke o delnicah smo nato statistično obdelali, saj v vhodni obliki niso bili primerni za raziskavo. Iz papirjev slovenskega nabora smo najprej izločili tiste dneve, pri katerih je prišlo do napak v izračunu srednje cene. Razlog za to je bilo ali pomanjkanje trgovalnih podatkov za določen dan ali pa anomalije v višini najboljšega limitnega povpraševanja oz. ponudbe kot posledica časovne neusklajenosti beleženja limitnih naročil. Za tuje tri nabore smo izločili netrgovalne dneve. Nazadnje pa smo na vseh štirih naborih delnic uporabili avtomatski filter, ki je najprej izločil dneve, pri katerih je prišlo do negativnega spreada, nato pa dneve, pri katerih je cenovni spread presegal povprečno vrednost spreada celotnega vzorca za pet standardnih deviacij. Glede nazadnje izločenih spreadov smo predvidevali, da so bili posledica napak pri beleženju podatkov o limitnih naročilih.

Rezultati raziskave

Napovedi VaR in $LVaR$ modelov so pridobljene na podlagi ocen varianc logaritemskih donosov srednje cene delnic, izračunanih z uporabo okna zadnjih dvajset podatkov. Za izračun kvantilov po Cornish-Fisherjevi aproksimaciji so koeficienti sploščenosti in asimetrije porazdelitev donosov osnovani na uporabi okna zadnjih 500 podatkov. Veliko podatkovno okno je uporabljeno zato, ker so ocene koeficientov zaradi tega bolj stabilne. Na krajša podatkovna okna lahko močno vplivajo osamelci v podatkih (Ernst, Stange in Kaserer 2012).

Statistična ustreznost VaR in $LVaR$ modelov je ugotovljena na pod-

PREGLEDNICA 2 Rezultati analize logaritmskih donosov srednjih cen

Oznaka	Opis	n	μ	Max	Min	σ	γ	κ	JB
GRVG	Gorenje, d. d.	3045	-0,00023	0,097	-0,094	0,016	-0,041	7,721	0,000
KRKG	Krka, d. d.	1122	-0,00078	0,084	-0,113	0,017	-0,380	8,863	0,000
LKPG	Luka Koper, d. d.	3045	-0,00014	0,108	-0,098	0,016	-0,104	8,044	0,000
MELR	Mercator, d. d.	3034	0,00021	0,110	-0,094	0,016	0,142	9,157	0,000
PETG	Petrol, d. d.	3047	0,00012	0,128	-0,106	0,015	0,277	13,501	0,000
BAYN.DE	Bayer AG	3102	0,00006	0,334	-0,189	0,022	0,803	25,922	0,000
BMW.DE	BMW AG	3087	0,00026	0,135	-0,126	0,022	0,055	6,623	0,000
DAI.DE	Daimler AG	3098	-0,00021	0,175	-0,143	0,023	0,175	8,059	0,000
TKA.DE	ThyssenKrupp AG	3086	-0,00018	0,165	-0,174	0,024	-0,108	7,205	0,000
SIE.DE	Siemens AG	3112	-0,00006	0,166	-0,165	0,024	-0,068	7,312	0,000
000120.KS	CJ Korea Express Co.	2714	0,00007	0,254	-0,627	0,039	-1,360	33,409	0,000
000210.KS	Daelim Industrial Co.	2862	0,00076	0,465	-0,274	0,038	0,440	13,747	0,000
000240.KS	Hankook Tire Co.	2877	0,00093	0,154	-0,141	0,031	0,254	4,833	0,000
000270.KS	Kia Motors Corp.	2837	0,00085	0,214	-0,296	0,032	-0,258	8,487	0,000
005930.KS	Samsung Electr. Co.	2925	0,00054	0,140	-0,146	0,026	0,029	6,689	0,000
BA	The Boeing Co.	2967	0,00019	0,180	-0,173	0,024	-0,039	8,613	0,000
HPQ	Hewlett-Packard Co.	2920	-0,00020	0,203	-0,285	0,031	-0,363	13,250	0,000
KO	The Coca-Cola Co.	2959	0,00008	0,100	-0,144	0,016	-0,116	9,164	0,000
PFE	Pfizer Inc.	2920	-0,00012	0,116	-0,161	0,020	-0,228	8,596	0,000
XOM	Exxon Mobil Corp.	2840	0,00027	0,172	-0,160	0,019	-0,046	12,794	0,000

lagi treh predstavljenih backtestov. Prekoračitve v *LVaR* modelih identificiramo na podlagi primerjave napovedi modelov z dnevnimi realiziranimi izgubami, izračunanimi iz možnih donosov ob likvidaciji naložbene pozicije (Ernst, Stange in Kaserer 2012):

$$rnet_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) - \ln\left(1 - \frac{1}{2}S_t\right). \quad (13)$$

Za *VaR* modele pa so prekoračitve ugotovljene na tri načine, in sicer s primerjavo napovedi modelov z izgubami na podlagi donosov srednjih cen, s primerjavo napovedi z izgubami na podlagi donosov zaključnih cen in s primerjavo napovedi z možnimi realiziranimi donosi.

Preglednica 3 prikazuje rezultate backtestov za vse štiri nabore delnic. Prvi del prikazuje rezultate testiranja *LVaR* modelov, drugi trije deli pa rezultate testiranja *VaR* modelov. V preglednici so podane *p*-vrednosti testa brezpogojnega pokritja (*uc*) testa neodvisnosti (*IND*) in testa pogojnega pokritja (*cc*). V primeru, da je *p*-vrednost večja od 10 %, menimo, da model prestane statistični test, v nasprotnem primeru pa ne. Polja testa brezpogojnega pokritja, ki so označena z zvezdico, nakazujejo, da je model beležil premalo kršitev, polja z dvema zvezdicama pa, da je bilo kršitev preveč glede na uporabljeno stopnjo značilnosti v izračunu. Za *VaR* modele so backtesti izpeljani na tri načine: s primerjavo donosov srednjih cen (*MPR*), s primerjavo donosov zaključnih cen (*CPR*) in s primerjavo možnih realiziranih donosov (*RNR*).

Rezultati za slovenski nabor kažejo, da *LVaR* modeli delujejo na štirih od obravnavanih petih delnicah nabora. Za delnice Gorenja model podcenjuje tveganje (preveč kršitev). Od štirih delujočih pa pri Krki kršitve niso neodvisne. Slednjega ne moremo trditi za ostale tri. Na drugi strani *VaR* modeli za celotni slovenski nabor tržno tveganje podcenjujejo. V vsakem izmed treh tipov backtestov se namreč izkaže, da modeli prikazujejo preveč kršitev. To je za pričakovati pri backtestih, kjer so primerjane napovedi *VaR* modelov z *RNR* donosi, pri drugih dveh tipih pa ne. Razlog za podcenjevanje tveganja, ugotovljenega na podlagi *RNR* donosov, je v dejstvu, da *RNR* donosi vsebujejo likvidnostni dodatek, izražen kot efekt spreada. Le-ta realizirane izgube ob likvidaciji poveča. Tega učinka pa osnovni *VaR* modeli ne beležijo.

LVaR modeli na nemškem naboru ne delujejo. Vsi precenjujejo tveganje, saj izkazujejo premalo kršitev. Oznaka n/a pri testih neodvisnosti kršitev pomeni, da se le-te ne pojavljajo v gručah. Predvidamo, da zaradi tega, ker jih je premalo. Posledično tudi ni mogoče

PREGLEDNICA 3 Rezultati backtestov *LVaR* in *VaR* modelov

Oznaka	<i>LVaR</i>				MPR				CPR				RNR			
	UC	IND	CC		UC	IND	CC		UC	IND	CC		UC	IND	CC	
GRVG	0,020	0,000	0,000		0,000**	0,000	0,000		0,000**	0,014	0,000		0,000**	0,000	0,000	
KRKG	0,495	0,003	0,008		0,007	0*034	0,003		0,017**	0,258	0,031		0,000**	0,066	0,000	
LKPG	0,619	0,311	0,528		0,000	0*000	0,000		0,000**	0,160	0,000		0,000**	0,000	0,000	
MELR	0,101	0,468	0,200		0,000	0*261	0,001		0,000**	0,772	0,000		0,000**	0,032	0,000	
PETG	0,381	0,050	0,099		0,000	0*000	0,000		0,000**	0,031	0,000		0,000**	0,000	0,000	
BAYN.DE	0,000*	n/a	n/a		0,342	0,377	0,431		0,027	0*123	0,027		0,001**	0,733	0,005	
BMW.DE	0,000*	n/a	n/a		0,327	0,055	0,098		0,126	0,080	0,067		0,010**	0,151	0,013	
DAI.DE	0,000*	n/a	n/a		0,691	n/a	n/a		0,998	n/a	n/a		0,440	n/a	n/a	
SIE.DE	0,055*	n/a	n/a		0,139	0,454	0,253		0,097	0,088	0,059		0,018**	0,135	0,020	
TKA.DE	0,005*	n/a	n/a		0,025**	0,124	0,025		0,006**	0,655	0,020		0,000**	0,062	0,000	
000120.KS	0,551	0,000	0,000		0,004**	0,000	0,000		0,112	0,000	0,000		0,000**	0,000	0,000	
000210.KS	0,224	n/a	n/a		0,284	0,050	0,083		0,896	0,019	0,063		0,000**	0,252	0,000	
000240.KS	0,213	n/a	n/a		0,423	n/a	n/a		0,398	n/a	n/a		0,652	n/a	n/a	
000270.KS	0,002*	n/a	n/a		0,593	n/a	n/a		0,937	n/a	n/a		0,131	0,420	0,232	
005930.KS	0,000*	n/a	n/a		0,795	n/a	n/a		0,456	n/a	n/a		0,583	n/a	n/a	
BA	0,395	n/a	n/a		0,049**	n/a	n/a		0,328	n/a	n/a		0,000**	0,412	0,000	
HPQ	0,576	0,036	0,094		0,000**	0,812	0,000		0,254	0,055	0,083		0,000**	0,285	0,000	
KO	0,237	0,000	0,001		0,290	n/a	n/a		0,160	n/a	n/a		0,000**	0,001	0,000	
PFE	0,375	0,010	0,024		0,006**	0,635	0,019		0,254	0,379	0,355		0,000**	0,131	0,000	
XOM	0,241	0,007	0,013		0,001**	0,043	0,000		0,903	n/a	n/a		0,000**	0,000	0,000	

izračunati testa pogojnega pokritja. Na drugi strani pa *VaR* modeli, kjer napovedi modelov primerjamo enkrat z *MPR* donosi, drugač z donosi *CPR*, delujejo; v prvem primeru na vseh petih delnicah, v drugem primeru pa na štirih od petih, kar kažejo testi brezpogojnega pokritja. Poleg tega modeli vsaj delno zadostijo zahtevam testov neodvisnosti in pogojnega pokritja. Backtesti na osnovi *RNR* donosov pa ponovno ne delujejo.

Iz rezultatov backtestov brezpogojnega pokritja za *LVaR* modele korejskega nabora lahko ugotovimo, da modeli delujejo v treh primerih, v dveh primerih pa tveganje precenjujejo. Iz podobnih razlogov kot pri nemškem naboru teste neodvisnosti kršitev in posledično pogojnega pokritja ni mogoče izpeljati. Sodeč po testih brezpogojnega pokritja za *VaR* modele ugotavljamo, da delujejo na osnovi primerjave *MPR* donosov in *CPR* donosov popolnoma, na osnovi primerjave *RNR* donosov pa pri treh od petih delnic. Pri testih neodvisnosti kršitev in pogojnega pokritja beležimo podobne probleme kot pri *LVaR* modelih.

Rezultati backtestov brezpogojnega pokritja *LVaR* modelov za ameriški nabor nakazujejo, da so modeli pravilno specificirani. Testi neodvisnosti kršitev pa kažejo na to, da se kršitve v modelih za štiri delnice pojavljajo zaporedoma, pri eni pa ni mogoče izračunati testne statistike. *VaR* modeli, sodeč po backtestih brezpogojnega pokritja, osnovanih na podlagi *MPR* donosov, za eno delnico delujejo, za štiri pa ne. Pri vseh štirih modeli beležijo preveč kršitev, ki so v dveh primerih statistično značilno neodvisne, v enem primeru pogojno neodvisne, v enem primeru pa ni mogoče izračunati testa. Backtesti na podlagi *CPR* donosov kažejo boljšo sliko, saj modeli v vseh primerih zadostujejo testu brezpogojnega pokritja, v dveh primerih pa tudi ostalima dvema testoma. Nazadnje je potrebno omeniti, da backtesti na podlagi *RNR* donosov prikazujejo enako stanje kot pri večini delnic ostalih treh naborov. Modeli po tako zastavljenih testih podcenjujejo tveganje, saj v vseh petih primerih beležijo bistveno več kršitev, kot je statistično pričakovano.

Sklepne ugotovitve

Ob pregledu rezultatov backtestov brezpogojnega pokritja modelov vseh štirih naborov lahko ugotovimo, da *LVaR* modeli delujejo na 60 % vseh testiranih vrednostnih papirjev. Predvidevamo, da je razlog, zakaj se modeli slabše odrežejo pri testih neodvisnosti kršitev in pogojnega pokritja, delno v implementaciji podatkovnih filtrov. Do podobnih zaključkov pridemo pri analizi *VaR* modelov, kjer je predvsem pomembno, s kakšnim tipom donosov so primerjane na-

povedi modelov. Najboljše rezultate izkazujejo backtesti, pri katerih so napovedi modelov primerjane z donosi zaključnih cen trgovanja, najslabše pa tisti backtesti, kjer so napovedi modelov primerjane z možnimi realiziranimi donosi. Backtesti na podlagi donosov srednjih cen so bližje prvim kot drugim.

Glede porazdelitve donosov srednjih cen ugotavljamo, da le-ti niso normalno porazdeljeni. S tega vidika je vpeljava Cornish-Fisherjeve ekspanzije pri izračunu kvantilov *LVaR* modelov utemeljena. Kljub zgornjim ugotovitvam pa dopuščamo, da bi se rezultati naše raziskave spremenili, v kolikor bi preverili tudi druge oblike modelov tvegane vrednosti, kot je bilo to narejeno na primeru študije Žunko, Bonal in Jagrič (2011).

Glede primerjave naborov tujine s Slovenijo pa lahko ugotovimo, da manjša globina trga ne vpliva bistveno na rezultate *LVaR* modelov, saj se slovenski nabor delnic na testih odreže podobno kot tuji nabori. Predpostavka, na kateri temelji ugotovitev, je, da so nabori delnic reprezentativni. Pri tem je potrebno upoštevati, da so v slovenski nabor vključeni najbolj trgovani vrednostni papirji prve kotacije, v tuje nabore pa vrednostni papirji najbolj prepoznavnih borznih indeksov. Na podlagi zgoraj omenjenega lahko torej sklepamo, da analizirani likvidnostni pristop k metodologiji tvegane vrednosti predstavlja napredek v okviru obravnave tržnih tveganj, vendar rezultati kažejo, da modeli še niso dovolj robustni, da bi zadovoljili vsem statističnim testom. Ocenjujemo, da je temeljni razlog predvsem v tem, da je likvidnostno tveganje neopazovana kategorija, kar pomeni, da vnaprej ne moremo zagotovo določiti, kakšen bo vpliv na ceno ob prodaji naložbe, ampak je potrebno za vsakokratno prodajo preveriti dejanski vpliv. Poleg tega pa je podatkovna zahtevnost modelov, ki vpeljujejo likvidnostne aspekte v analizo, visoka.

Kot izhodišča nadaljnje raziskave predlagamo uporabo pristopov, s katerimi bi izboljšali statistično robustnosti likvidnostnih modelov tvegane vrednosti. Ena možnost je uporaba parametričnih porazdelitev, ki bolje aproksimirajo dejanske porazdelitve donosov. Na tem področju se je kot robustna v mnogih raziskavah izkazala Studentova t porazdelitev. Druga možnost pa je uporaba metod, ki bolje simulirajo volatilitnost opazovanih donosov. Možen način doseganja tega je uporaba ekonometričnih metod za analizo volatilitnosti, kot sta EWMA ali GARCH.

Literatura

Alexander, C. 2008. *Market Risk Analysis*. 4. zvezek, *Value-at-Risk Models*. Chichester: Wiley.

- Bangia, A., F. X. Diebold, T. Schuermann in J. D. Stroughair. 1998. »Modeling Liquidity Risk With Implications for Traditional Market Risk Measurement and Management.« Working paper, The Wharton School of the University of Pennsylvania, Philadelphia, PA.
- . 1999. »Liquidity on the Outside.« *Risk* 12 (6): 68–73.
- Basel Committee on Banking Supervision. 2011. *Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems*. Basel: Bank for International Settlements. <http://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>
- Campbell, J. Y., A. W. Lo in A. C. MacKinlay. 1997. *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Christoffersen, P. F. 1998. »Evaluating Interval Forecasts.« *Internal Economics Review* 39 (4): 841–862.
- Ernst, C., S. Stange in C. Kaserer. 2009. »Measuring Market Liquidity Risk – Which Model Works Best?« CEFS Working Paper Series 2009-01, Technische Universität München. <https://www.econstor.eu/dspace/bitstream/10419/48418/1/60335307X.pdf>
- . 2012. »Accounting for Nonnormality in Liquidity Risk.« *The Journal of Risk* 14 (3): 3–21.
- Francois-Heude, A., in P. V. Wynendaale. 2002. »Integrating Liquidity Risk in a Parametric Intraday VaR Framework.« Working paper, Université de Perpignan.
- Kupiec, P. H. 1995. »Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models.« *Derivatives* 2 (3): 73–84.
- Jorion, P. 2007. *Value at Risk: The Benchmark for Controlling Market Risk*. 3. izd. New York: McGraw-Hill.
- Loebnitz, K. 2006. »Market Liquidity Risk: Elusive No More – Defining and Quantifying Market Liquidity Risk.« Master thesis, University of Twente, Utrecht, Nizozemska.
- Orlova, E. 2008. »Estimation of Liquidity-Adjusted VaR from Historical Data.« Magistrska naloga, Humboldt-Universität, Berlin.
- Qi, J., in W. L. Ng. 2009. »Liquidity Adjusted Intraday Value at Risk.« Predstavljeno na World Congress on Engineering 2009, London, 1–3 julij.
- Stange, S., in C. Kaserer. 2009. »Market Liquidity Risk – An Overview.« CEFS Working Paper Series 2009-04, Technische Universität München. <https://www.econstor.eu/dspace/bitstream/10419/48415/1/605089116.pdf>
- . 2011. »The Impact of Liquidity Risk: A Fresh Look.« *International Review of Finance* 11 (3): 269–301.
- Wu, L. 2009. »Incorporating Liquidity Risk in Value-at-Risk Based on Liquidity Adjusted Returns.« <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1471368>
- Žunko, M., D. Bokalič in T. Jagrič. 2011. »Testiranje modelov VaR v izjemnih okoliščinah.« *IB revija* 45 (3): 57–67.