Petr Strnad

ŘÍZENÍ TRŽNÍCH RIZIK POMOCÍ VALUE AT RISK – ÚSKALÍ A PROBLÉMY

Abstract: *During the nineties, the Value at Risk indicator (VaR) evolved, without any doubts, into the most frequently used comprehensive tool for evaluation of market risks undertaken by banks and financial institutions. It aims to assess the maximum probable loss on a portfolio of financial assets and liabilities incurred due to the adverse movements of market rates. The great importance of Value at Risk is witnessed by the fact that it may be used even for the calculation of capital requirements within capital adequacy framework. The aim of this paper is to stress the pitfalls linked to VaR usage. VaR fails to deliver the complete picture of market risks; it is also liable to manipulations. Different VaR models lead to significantly differing results and the usual methods do not reflect the risk of insufficient market liquidity.*

Key words: *risk management, market risk, Value at Risk*

JEL: G 1, G 21, G 32, E 44

Úvod

Podstata obchodování na finančních a kapitálových trzích je stejná jako v případě každého jiného podnikání – instituce musí přijmout určitou míru rizika, bez níž nemůže dosáhnout zisku. Tuto nespornou pravdu potvrzuje i slavné první pravidlo řízení rizik, které na svých stránkách uvádí RiskMetrics a které zní: „There is no reward without risk."

Rizika je však nutné řídit tak, aby nemohla ohrozit samotnou existenci firmy. Řízení rizik nabývá obzvláštní důležitosti u bank a velkých finančních institucí, jejichž pád by mohl ohrozit velký počet (nejen) drobných vkladatelů a destabilizovat platební systém i celou ekonomiku.

Vedle rizika kreditního a operačního je při obchodování na finančních a kapitálových trzích klíčové zejména riziko nepříznivých pohybů tržních sazeb, nazývané obecně rizikem tržním.

Standardem pro měření a řízení tržních rizik se v devadesátých letech stal beze sporu ukazatel hodnoty v riziku (Value at Risk, VaR), jež kvantifikuje maximální ztrátu, která nebude se zvolenou pravděpodobností překročena v horizontu několika nejbližších dní. Pro podrobný popis Value at Risk viz např. [24].

O velkém významu VaRu svědčí i fakt, že tuto metodu je možné používat mimo jiné i k výpočtu kapitálových požadavků k tržním rizikům pro účely kapitálové přiměřenosti (viz [6]).

Přestože Value at Risk je dnes základním stavebním kamenem systému řízení tržních rizik ve většině finančních institucí, je třeba si uvědomit, že VaR není sám o sobě schopen podat úplný obraz tržních rizik. Cílem tohoto článku je tedy zdůraznit právě problémy spojené s používáním VaRu.

V první kapitole ukazujeme, že VaR nevypovídá nic o velikosti velmi málo pravděpodobných ztrát, v některých případech může být uměle snižován či obcházen, což dokládá i druhá kapitola, která se zabývá subaditivitou rizikových ukazatelů.

Třetí kapitola se zaměřuje na skutečnost, že VaR není vpřed hledící, není tedy schopen postihnout ty změny na finančních trzích, které nejsou explicitně obsaženy v historických datech.

Čtvrtá kapitola objasňuje, že VaR podceňuje celkové riziko, protože vůbec neuvažuje náklady likvidace. Pátá kapitola zdůrazňuje, že VaR je statický (neuvažuje změny portfolia) a nastiňuje, jakým způsobem je možné výpočet VaRu „dynamizovat".

Nejobsáhlejší je však šestá kapitola, která popisuje jednotlivé modely používané pro výpočet Value at Risk, navzájem je porovnává a zdůrazňuje jejich silné a slabé stránky. Článek je zakončen krátkým závěrem, který shrnuje a uzavírá celou práci. Po něm následuje již jen přehled použité literatury.

VaR necharakterizuje velmi málo pravděpodobné ztráty

Velkou výhodou Value at Risk je fakt, že dává k dispozici jedno souhrnné číslo popisující míru vystavení portfolia tržním rizikům, což umožňuje velmi jednoduchou komunikaci podstupovaných rizik jak vůči akcionářům tak vůči managementu.

Na druhou stranu je však nutno zdůraznit, že Value at Risk v žádném případě nepředstavuje maximální možnou ztrátu, ani neříká nic o velikostech ztrát, které mohou nastat s nižší než zvolenou pravděpodobností. Ty nejenže mohou VaR mnohonásobně převyšovat, ale u dvou portfolií se stejným VaRem se mohou výrazně lišit. VaR spočítaný na jedné zvolené hladině pravděpodobnosti tedy neumí odlišit dvě portfolia s velmi rozdílným rizikovým profilem na nízkých hladinách pravděpodobnosti. Proto je vhodné nesledovat VaR pouze na jedné hladině pravděpodobnosti, ale vyčíslovat potenciální ztráty na různě extrémních hladinách pravděpodobnosti.

Kvůli tomu, že Value at Risk nevypovídá o „málo pravděpodobných" ztrátách, neumí dobře podchytit riziko takových strategií, které s velkou pravděpodobností vedou k malým ziskům a s velmi malou pravděpodobností pak k obrovským ztrátám (ať již se jedná například o některé opční pozice nebo dlouhé pozice v kreditním riziku).

Pokud si obchodníci uvědomují tento fakt, mohou VaR uměle snižovat a zakrývat skutečné riziko portfolia - například pomocí beznákladových opčních strategií, v rámci nichž jsou prodávány opce s menší pravděpodobností realizace než je hrani-

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

ce pravděpodobnosti pokrytá VaRem a naopak nakupovány opce s vyšší pravděpodobností realizace.

Pokud obchodníci přesně znají i předpoklady modelu pro výpočet Value at Risk[1], mohou snadno zaujímat takové pozice, jejichž skutečné riziko je výrazně větší než předpovídá daný model. Pokud například znají korelace mezi aktivy používané pro výpočet Value at Risk, mohou zaujmout takové pozice, které budou vykazovat poměrně nízký VaR, které však mohou vést k obrovským ztrátám při změně korelací[2]. Tento fakt zřejmě hrál svoji roli i při pádu LTCM, kdy stejné korelační matice založené na příliš krátkých časových řadách byly využívány jak k tvorbě obchodní strategie, tak k měření rizik (viz [15]).

Výše popsané příklady ukazují, že použití VaRu, který je vyčíslován jen na jedné hladině pravděpodobnosti a není doplněn dalšími ukazateli, může stimulovat využívání velmi rizikových a nebezpečných obchodních strategií. Jelikož podle konceptu kapitálové přiměřenosti (viz [6]) musí být[3] minimálně trojnásobek 99-ti procentního VaRu s horizontem deset pracovních dní pokryt vlastním kapitálem, jsou to ve skutečnosti právě „málo pravděpodobné ztráty“, které mohou ohrozit existenci firmy.

VaR není subaditivní

Artzner, Delbaen, Eber a Heath (viz [2] a [3]) se zabývají otázkou, jaké vlastnosti by měl splňovat „dobrý“ rizikový ukazatel. Takový ukazatel nazývají koherentní a definují čtyři kritéria, která by měl splňovat.

Ukazují, že pokud zisky a ztráty z portfolia finančních nástrojů nelze popsat některým z eliptických rozdělení[4], VaR nesplňuje důležitou vlastnost nazývanou subaditivita, která volně řečeno hovoří, že riziko portfolia lze omezit součtem rizik jeho subportfolií. VaR tedy není obecně koherentním rizikovým ukazatelem.

Jelikož VaR není subaditivní, lze v některých případech jeho velikost uměle snižovat tak, že portfolio „vhodně“ rozdělíme do subportfolií (dceřinných společností) a jejich VaRy sečteme, čímž získáme nižší hodnotu než kdybychom vyčíslovali VaR původního portfolia. To lze ukázat na jednoduchém příkladu:

Mějme portfolio sto různých dluhopisů, každý o nominální hodnotě 100. Každý dluhopis utrpí ztrátu celé nominální hodnoty v jiné situaci, pravděpodobnost ztráty je u každého dluhopisu jedno procento, s pravděpodobností 99 % každý dluhopis vy-

---

1 Pro lepší představu o tom, jak jednotlivé pozice přispívají do celkového Value at Risk slouží tzv. Incremental VaR neboli IVaR, který udává, jak se zmenší či zvětší VaR v případě přidání nové pozice do portfolia.

2 Slabá místa jednotlivých modelů jsou podrobně vysvětlena v kapitole Modely pro výpočet VaRu. Zde je také zmíněno, že korelace je pouze ukazatel lineární závislosti, pohyby tržních sazeb však ve skutečnosti vykazují mnohem složitější než lineární závislosti (viz např. [26]).

3 V případě použití vlastních modelů.

4 Mezi nejznámější eliptická rozdělení patří zejména normální a studentovo t-rozdělení.

dělá úrok ve výši 1. Na hladině 95% pak celé portfolio může utrpět ztrátu maximálně 405, každý jednotlivý dluhopis však naopak s pravděpodobností 95% nejen že nic neztratí, dokonce vydělá hodnotu jedna. Součet VaRů spočítaných zvlášť pro každý dluhopis tedy významně podhodnocuje riziko celého portfolia.

Jelikož VaR nepodchycuje málo pravděpodobné ztráty, odrazuje ve výše popsaném případě také zcela nesmyslně od diverzifikace rizik – pozice v jednom dluhopisu se z pohledu VaRu jeví méně riziková než diverzifikovaná pozice ve sto různých dluhopisech.

Jako příklady koherentních rizikových ukazatelů lze uvést Expected Tail Loss (ETL) či testování stresových scénářů. ETL navíc vypovídá o extrémních rizicích více než VaR, proto ho někteří teoretici považují za lepší rizikový ukazatel.

VaR není vpřed hledící

Jako každý model, je i ukazatel VaR založen na řadě předpokladů, které nemusí být vždy realistické. Základním východiskem VaRu bývá předpoklad, že přírůstky tržních sazeb v budoucnosti se budou chovat zhruba stejně jako v nedávné minulosti[5]. To je poměrně silný předpoklad, neboť finanční trhy se neustále mění a vyvíjejí, pružně reagují na změny v měnové a fiskální politice, informace o stavu ekonomiky či různé krizové situace (teroristické útoky, války, ekologické katastrofy,…), postupující globalizace a standardizace navíc zvyšuje jejich vzájemnou propojenost a závislost.

VaR, který je zpravidla založen výhradně na historických datech tak nebývá schopen včas odhadnout náhlé dramatické změny na finančních trzích a zachytit příchod finanční krize. Typickým příkladem jsou měnové krize, které vznikají když se fixní kurz stane neudržitelným. Takovéto krize jsou z pohledu VaRu naprosto neočekávané, neboť jim předchází velice nízká volatilita v období fixního kurzu. Pro případy fixních kurzů proto například nový koncept kapitálové přiměřenosti výslovně zmiňuje nutnost provádět stresové testování při výpočtu hodnoty kolaterálu (viz [7] s. 39, odst. 158).

Kvůli výše zmíněným nedostatkům bývá VaR doplňován testováním hypotetických stresových scénářů, které jsou buď subjektivně sestavené skupinou odborníků na základě jejich zkušeností, pozic v portfoliu, makroekonomické i politické situace či mechanicky generované (více viz [25]).

[5] Kromě historických volatilit a korelací může VaR používat i volatility a korelace implikované z opčních cen, množství empirických studií dokonce ukazuje, že implikované volatility poskytují nejlepší odhad skutečných volatilit a jsou schopny tedy nejlépe předpovědět příchod krizi – viz např. [23] či [18]. V praxi se však implikované volatility pro výpočet VaRu příliš nepoužívají, pro mnoho instrumentů buď opční trhy vůbec neexistují nebo nejsou dostatečně likvidní.

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

VaR neuvažuje náklady likvidace

Další nevýhodou běžně používaných modelů pro výpočet VaRu je fakt, že zde mnohdy nejsou zohledněna rizika spojená s likvidací pozic. Portfolia často bývají oceněna s pomocí středových (mid) cen a i v případě, že je při jejich ocenění zohledněno tržní rozpětí (jak vyžaduje IFRS – viz [1], IAS 39, odstavec AG 72), nebývá ve VaRu zahrnuto riziko jeho zvýšení (viz např. [4]). Pokud tedy bude nutno likvidovat pozice za zvýšeného tržního rozpětí, může instituce utrpět větší ztráty než odhaduje VaR.

V případě větších pozic nabývá velkého významu volba vhodné likvidační strategie. Subjekt má buď možnost pozice rychle zlikvidovat, avšak za cenu vysokých nákladů (akceptování velkého tržního rozpětí nebo prodej po částech s rizikem, že pozdější obchody se uskuteční již za ceny stlačené obchody předcházejícími) nebo může s likvidací vyčkávat, čímž ovšem dochází k vyššímu podstupovanému riziku nepříznivého pohybu tržních sazeb.

Žádný z popsaných problémů při uzavírání velkých pozic (široké tržní rozpětí, stlačení cen, dlouhý časový horizont likvidace) nebývá v běžných VaR modelech brán v úvahu.

Přitom je třeba si uvědomit, že v některých případech nemá subjekt na výběr a svoje pozice musí likvidovat rychle i za cenu velmi nepříznivého dopadu na tržní ceny. Pokud například banka čelí nečekaným odlivům finančních prostředků (například z důvodu nutnosti doplnit prostředky na maržových účtech či kvůli nečekaně vysokému odlivu prostředků klientů z běžných účtů), musí velmi rychle hledat dodatečné zdroje financování, někdy nelze postupovat jinak než prodávat stávající aktiva bez ohledu na to, že kvůli nedostatečné tržní likviditě dojde k výraznému stlačení jejich cen. Pokles cen může snížit i hodnotu ostatních držených aktiv v portfoliu a může vést k novým maržovým výzvám (margin call), čímž vzniká nutnost dalších likvidací a firma se dostává do tzv. likviditního cyklu.

Dnešní finanční trhy jsou velmi globalizované a napodobování obchodních strategií i způsobů řízení rizik[6] může vést k situacím, kdy se trhy stávají jednosměrnými, neboť všichni hráči usilují ve stejný okamžik o likvidaci stejných rizikových pozic. To vede k obtížnému hledání vhodné protistrany obchodu a k obrovskému propadu cen, který se může přelít i na další trhy. Nervozita se projeví také ve zvýšené volatilitě. Vzniklé krize představují velké riziko nejen pro individuální firmy, ale ohrožují stabilitu celého finančního systému a stojí tedy samozřejmě i v centru pozornosti regulátorů.

[6] Je třeba si uvědomit, že růst volatility vede sám o sobě k růstu VaRu. Pro udržení rozumné úrovně kapitálové přiměřenosti jsou pak mnozí hráči nuceni likvidovat rizikové pozice, další je musí uzavírat například kvůli maržovým výzvám a stop-loss limitům.

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

VaR je statický

VaR představuje statickou metodu, která nebere v úvahu změny portfolia, což může někdy způsobovat problémy. Někteří obchodníci například obchodují aktivně během dne a před koncem dne své rizikové pozice téměř uzavírají. Výpočet Value at Risk, který by vycházel ze stavu portfolia na konci dne, by pak maximální ztrátu mohl výrazně podhodnocovat.

V minulé kapitole jsme zdůrazňovali, že velké pozice není rozumné uzavřít během krátkého období. Době potřebné pro likvidaci by měl logicky odpovídat i horizont pro výpočet VaRu. Při likvidaci se ale pozice postupně zmenšují, což běžné VaR modely nezohledňují, neboť pracují s neměnným složením portfolia.

Postupy používané pro výpočet VaRu lze však upravit, aby lépe zohledňovali měnící se strukturu portfolia. Postupujeme tak, že simulujeme scénáře pohybu tržních sazeb (případně i jiných veličin) v čase a v závislosti na jejich vývoji modifikujeme předem zvoleným způsobem pozice v portfoliu (například je uzavíráme pokud potřebujeme okamžitě získat likvidní prostředky nebo jsme se dostali na stop-loss limity či se management v důsledku ztrát rozhodl snížit limity tržních rizik, aby udržel riziko v relaci ke kapitálu). Pro každý scénář pohybu zkoumaných parametrů dospějeme k vývoji hodnot portfolia, dynamický VaR pak určíme jako kvantil získaných hodnot. Jednoduchý dynamický model tohoto typu popisují Marrison a kol. (viz [19]).

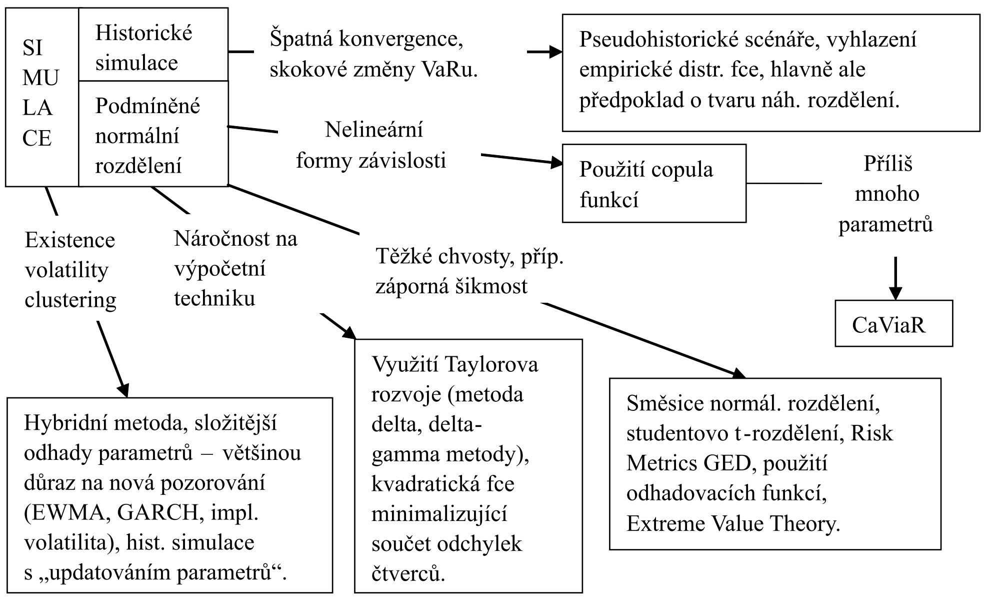
Modely pro výpočet VaRu

V praxi je používáno velké množství modelů pro výpočet Value at Risk. Cílem této kapitoly je tyto metody porovnat a ukázat jejich silné a slabé stránky, jakož i základní předpoklady, na nichž jsou založeny.

Jako výchozí modely jsem zvolil dvě často v praxi používané metody založené na simulacích - metodu historických simulací a metodu Monte Carlo s předpokladem nepodmíněného normálního rozdělení. Jejich společnými nedostatky jsou špatné konvergenční vlastnosti, velká náročnost na výpočetní techniku a hlavně předpoklad nezávislého stejného rozdělení přírůstků tržních sazeb.

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

Tab. č. 1



Pramen: *vlastní schéma autora.*

Všechny metody založené na simulacích trpí při použití nižšího počtu scénářů špatnou konvergencí výběrového kvantilu ke skutečnému kvantilu. Zatímco u metod Monte Carlo je generování většího počtu scénářů zpravidla pouze otázkou dostupného hardwaru, u metody historických simulací je problém závažnější – dlouhé časové řady často nejsou dostupné a VaR tak vůbec nelze odhadnout, zejména na vyšších hladinách pravděpodobnosti. U historických simulací lze konvergenční vlastnosti částečně zlepšit použitím „pseudohistorických“ scénářů (například zrcadlových scénářů), které však jsou založeny na dosti silných předpokladech o tvaru pravděpodobnostního rozdělení přírůstků tržních sazeb (zrcadlové scénáře například předpokládají symetrii rozdělení, nejčastěji kolem nuly).

Dalším způsobem, jak vylepšit konvergenční vlastnosti metody historických simulací je vyhladit empirickou distribuční funkci například s použitím jádrových odhadů (viz [10]).

Obě metody založené na simulacích jsou také poměrně náročné na výpočetní techniku, což v minulosti představovalo vážný problém. Hledalo se tedy takové zjednodušení, které by ve spojitosti s předpokladem normality vedlo k jednoduchému výpočtu VaRu, nejlépe za existence analytického řešení. Toho bylo možné docílit, když se plná oceňovací funkce nahradila pouze jedním či dvěma prvními členy jejího Taylorova rozvoje[7], případně kvadratickou funkcí, která minimalizuje součet čtverců odchylek skutečného a aproximovaného ocenění.

Při použití prvního členu Taylorova rozvoje hovoříme o metodě delta (variance-kovariance), změna hodnoty portfolia má normální rozdělení a VaR lze jednoduše vypočítat ze znalosti první derivace oceňovací funkce, střední hodnoty a kovarianční matice přírůstků tržních sazeb[8]. Při použití dvou členů Taylorova rozvoje hovoříme o metodách delta-gamma, změna hodnoty portfolia má podobu součtu nezávislých náhodných veličin s necentrovaným χ^2 rozdělením, jehož kvantil zpravidla odhadujeme pomocí vhodné aproximace (viz např. [9]). Metody založené na použití Taylorova rozvoje přinášejí oproti Monte Carlu jedinou výhodu, kterou je nižší náročnost na strojový čas, díky čemuž umožňují výpočet v reálném čase i pro složitá portfolia. Nevedou však k dobrým výsledkům, pokud nelze oceňovací funkci dobře aproximovat několika málo členy Taylorova rozvoje, což bývá problém zejména v případě opčních portfolií. Pro tyto případy jejich použití rozhodně nedoporučuji, díky rychlému vývoji výpočetní techniky jsou dnes zpravidla dostupné lepší alternativy.

Další možností, jak urychlit výpočet VaRu, je soustředit se pouze na hlavní rizikové faktory. Při výběru hlavních rizikových faktorů vycházíme zpravidla hlavně ze znalosti portfolia, je však možné také využít analýzu hlavních komponent (viz např. [17]).

Snad nejzávažnějším společným problémem obou metod založených na simulacích je předpoklad, že přírůstky tržních sazeb jsou nezávislé a stejně rozdělené v čase. To je v příkrém rozporu s empirickými pozorováními, které zdůrazňují, že rozdělení přírůstků se v čase mění, typické je zejména střídání období charakterizovaných vysokou a nízkou volatilitou nazývané „volatility clustering“. Proto bývá předpoklad nepodmíněného normálního rozdělení v metodě Monte Carlo nahrazován podmíněným normálním rozdělením, přičemž aktuální volatilita a korelace se odhadují některou z metod typu EWMA (viz [22]) či GARCH (viz [23] nebo [11]), případně se používá implikovaných volatilit, resp. korelací. Obdobně lze také postupovat v případě historických simulací, kdy lze minulá pozorování přírůstků tržních sazeb „updatovat“ na současné volatility a korelace (viz např. [14] či [5]), tento postup však poněkud diskvalifikuje hlavní přednost historických simulací, kterou je nulový předpoklad o tvaru pravděpodobnostního rozdělení přírůstků tržních sazeb.

---

7 Pokud $h\colon R^{n+1} \rightarrow R$ je oceňovací funkce diferencovatelná do k-tého řádu, která vypočítá hodnotu portfolia v závislosti na n tržních faktorech $f_1, \ldots, f_n$ a čase t, pak můžeme hodnotu portfolia v čase $t+T$ při úrovni sazeb f_{t+T} vyjádřit pomocí Taylorova rozvoje k-tého řádu následujícím způsobem:

$$h(f_{t+T}, t+T) = h(f_t, t) + \frac{\partial h(f_t, t)}{\partial t} T + \left(\frac{\partial h(f_t, t)}{\partial f_t}\right)^T \Delta f + \frac{1}{2}(\Delta f)^T \left(\frac{\partial^2 h(f_t, t)}{\partial^2 f_t}\right) \Delta f + \frac{1}{2} T \left(\frac{\partial^2 h(f_t, t)}{\partial t \partial f_t}\right)^T \Delta f +$$
$$+ \frac{1}{2}(\Delta f)^T \left(\frac{\partial^2 h(f_t, t)}{\partial f \partial t}\right) T + \frac{1}{2} T \left(\frac{\partial^2 h(f_t, t)}{\partial^2 t}\right) T + \ldots$$

8 Za těchto velmi zjednodušujících podmínek zároveň platí, že D-denní VaR je roven √D-krát jednodenní VaR. Tento vztah je v praxi široce používán a to v mnohem obecnějším kontextu, kdy již postrádá teoretické opodstatnění.

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

Výsledný VaR se však rychleji adaptuje na náhlé zvýšení volatility a tak nedochází ke kumulaci překročení VaRu v krátkém období.

Další metodou, která si klade za cíl zohlednit existenci „volatility clustering" je tzv. hybridní metoda, kterou představují Boudoukh, Richardson a Whitelaw (viz [8]). Hybridní metoda je založena na exponenciálním vážení scénářů při výpočtu VaRu, novým pozorováním je přiřazována největší váha. Tato metoda však poněkud postrádá hlubší teoretické opodstatnění, parametry jsou vybrány ad hoc a jejich odhad se neopírá o žádnou statistickou metodu. Metodě BRW však nelze upřít, že díky exponenciálnímu vážení nedochází narozdíl od klasické verze historických simulací k výrazným jednorázovým změnám VaRu v situaci, kdy extrémní scénáře opouští klouzavé okno.

Aplikace exponenciálního vážení, stejně jako některých GARCH modelů může vést k použití velmi krátkých časových řad, které mohou výrazně podhodnocovat rizika, jež nebyla pozorována v nedávné historii, přesto se ale čas od času opakují například v souvislosti s průběhem hospodářského cyklu[9]. Obecně krátké časové řady z období s nízkou volatilitou mohou vést k tomu, že VaR silně podhodnocuje riziko náhlého zvýšení volatility.

Na druhou stranu ani použití velmi dlouhých časových řad nemusí být optimální – data z dávné minulosti nebývají mnohdy relevantní pro popis současných tržních podmínek. Osobně se přikláním k názoru, že pro výpočet VaRu je v případě většiny rizikových faktorů vhodné použití cca ročních časových řad, což odpovídá i obvyklé praxi. Delší historii je však rozhodně vhodné zvážit při aplikaci stresových scénářů.

V praxi se dále ukazuje jako nerealistický předpoklad normálního rozdělení přírůstků tržních sazeb a to nejen v nepodmíněné, ale i v podmíněné verzi. Empirické studie ukazují, že rozdělení přírůstků vykazuje těžší chvosty než by odpovídalo jak nepodmíněnému tak podmíněnému normálnímu rozdělení. Některé přírůstky navíc vykazují zápornou šikmost. V praxi se objevilo velké množství alternativních VaR modelů, které si kladly za cíl lépe popsat existenci těžkých chvostů, případně záporné šikmosti. Jedná se zejména o použití směsice normálních rozdělení (viz např. [27] nebo [28]) či studentova *t*-rozdělení (viz např. [13]), model RiskMetrics GED (viz [22]), aplikaci odhadovacích funkcí (viz [16]) či teorie extrémních hodnot (viz např. [21] či [26]).

Směsice normálních rozdělení nachází teoretickou podporu v teorii hlučného obchodování či teorii spekulativních bublin, když předpokládá existenci „klidných" a „rušných" dnů, přičemž rušné dny jsou charakteristické vyšší volatilitou, případně i zápornou střední hodnotou přírůstků tržních sazeb.

Teorie extrémních hodnot zase využívá limitních vět pro extrémy, její aplikace je tedy silně teoreticky podložena. Teorie extrémních hodnot (EVT) bohužel v zá-

[9] Jako příklad lze uvést kreditní spready, které se mohou skokově zvýšit při prvních známkách příchodu recese či pozice v měnách rozvíjejících se trhů, které mohou mít tendenci skokově oslabit pokud nastane globální averze k riziku (zvláště v situaci, kdy tyto měny nesou vysoké úroky a jsou hojně využívány v rámci tzv. carry trades).

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

kladní verzi předpokládá nezávislé, stejně rozdělené přírůstky tržních sazeb, což není realistický předpoklad, v pokročilejší podobě však umožňuje komplexní zkoumání změn parametrů rozdělení extrémních přírůstků tržních sazeb v čase, čímž dospívá mnohem dále než klasické „updatování" volatilit.

I kdyby bylo možné považovat marginální rozdělení přírůstků tržních sazeb za normální, rozhodně to ještě neznamená, že sdružené rozdělení je mnohorozměrné normální. Naopak, mnohorozměrné normální rozdělení není schopno dobře popsat nelineární typy závislostí, selhává tedy nejen v oblasti jednorozměrné (nepodchycuje těžké chvosty), ale i při popisu závislostí. Pokud přírůstky nejsou v mnohorozměrném normálním rozdělení stoprocentně korelované, jsou asymptoticky nezávislé, což by znamenalo, že extrémní pohyby na různých trzích prakticky nenastávají současně. To je v příkrém rozporu s empirickými pozorováními.

Pro komplexní popis mnohorozměrného rozdělení přírůstků tržních sazeb je praktické postupovat ve dvou krocích – nejprve analyzovat podobu jednorozměrných rozdělení a pak zkoumat jejich vzájemné závislosti – hledat vhodnou copula funkci. Empirické studie jasně ukazují, že Studentova copula lépe charakterizuje strukturu závislostí přírůstků tržních sazeb než normální copula (viz např. [20]), ještě lepších výsledků je možno dosáhnout při použití copula funkcí, které umožňují popsat asymetrické závislosti jako například Gumbelova copula či dokonce směsice různých copula funkcí (viz např. [26]). Stejně jako volatilita, i struktura závislostí mezi přírůstky se bohužel mění v čase.

Přestože zkoumání copula funkcí je velmi zajímavé z hlediska teoretického, v praxi nastávají velké problémy při parametrizaci a to zejména při monitorování závislostí mezi větším počtem přírůstků. Tyto problémy jsou tak závažné, že pro účely VaRu považuji za snazší nepokoušet se o detailní podchycení závislostí mezi tržními sazbami a radši analyzovat přímo jednorozměrné rozdělení zisků a ztrát na daném portfoliu.

Proto jako poslední model pro výpočet VaRu bych rád zmínil tzv. CaViaR, který zkoumá jednoduše přímo náhodný proces popisující rozdělení VaRu (viz [12]). Parametry CaViaRu jsou odhadovány pomocí kvantilové regrese a nejsou třeba žádné zjednodušující předpoklady o tvaru rozdělení přírůstků tržních sazeb. CaViaR však není zatím v teoretických pracích příliš obsáhle charakterizován a rozhodně si zaslouží další teoreticky i prakticky zaměřený výzkum.

Závěr

Cílem tohoto článku bylo ukázat, že přestože Value at Risk je dnes základním stavebním kamenem systému řízení tržních rizik ve většině finančních institucí, není sám o sobě schopen podat úplný obraz tržních rizik.

VaR totiž nevypovídá o rizicích přesahujících rámec zvolené pravděpodobnosti, v důsledku čehož může podněcovat mnohdy velmi rizikové obchodní strategie či nesmyslně odrazovat od diverzifikace. Ze stejného důvodu lze rozdělením portfolia

ISSN 0323-262X ISSUE 1, ČÍSLO 1/2009

do více subportfolií a sečtením jejich VaRů dospět k výrazně nižšímu odhadu rizika než jaké bychom získali výpočtem VaRu pro celé portfolio.

Základním východiskem VaRu bývá předpoklad, že přírůstky tržních sazeb v budoucnosti se budou chovat zhruba stejně jako v nedávné minulosti. Jelikož finanční trhy se chovají velmi dynamicky v čase, rozdělení tržních faktorů pozorovaných v minulosti nemusí nutně představovat dobrý odhad pro budoucnost. Value at Risk tak mnohdy nebývá schopen včas odhadnout náhlé dramatické změny na finančních trzích a zachytit příchod finanční krize.

Je třeba si uvědomit, že používaný model Value at Risk je pouze modelem, který je založen na řadě předpokladů, jež nemusí být vždy realistické. Různé metody pro výpočet VaRu tak vedou k poměrně odlišným výsledkům v závislosti na zvoleném pravděpodobnostním rozdělení, způsobu odhadu parametrů, různé délce časových řad, ale i zahrnutí či ignorování korelací mezi různými třídami rizik. Přesto, že modely mnohdy vychází ze sofistikované matematiky, nemohou plně postihnout složitost finančních trhů. Proto je dobré se ptát, jak se rizikové ukazatele změní, pokud se změní předpoklady modelu.

Ani tak však není při řízení tržních rizik možné stoprocentně spoléhat pouze na metody založené na statistice, je potřeba využívat též vlastní cit, zkušenosti, znalosti trhů, historické analogie a zobecnění. I proto dnes dochází k velkému rozmachu stresového testování, které představuje výrazně subjektivnější pohled na riziko a v současnosti se stává nejčastěji používaným doplněk VaRu.

Navíc je nutné zdůraznit, že rizika nejsou nezávislá. Nedostatečné zabezpečení zdrojů financování či snížení kapitálu v důsledku utrpěných ztrát si může vynutit rozsáhlé výprodeje aktiv za nepříznivé ceny. V případě selhání protistrany mohou také vzniknout obrovské otevřené pozice, které je složité a drahé rychle uzavřít – podobný problém může ale také nastat například v případě hromadného uplatnění rozvazovacích klauzulí (break-clause).

Ve všech těchto situacích je instituce nucena do rychlé likvidace pozic, čímž může utrpět ztráty, které běžné modely pro výpočet Value at Risk opomíjejí.

Literatura

[1] INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARDS BOARD, (2006). International Financial Reporting Standards 2006, IASCF Publications Department, London.

[2] ARTZNER, P. – DELBAEN, F. – EBER, J.-M. – HEATH, D., (1999). Coherent Measures of Risk. In: *Mathematical Finance*, 9, 203–228.

[3] ARTZNER, P. – DELBAEN, F. – EBER, J.-M. – HEATH, D., (2000). In: *Thinking Coherent. Extremes and Integrated Risk Management,* edited by P. Embrechts, London.

[4] BANGIA, A. – DIEBOLD, F. X. – SCHUERMANN, T. – STROUGHAIR, J. D., (1999). Modeling Liquidity Risk, With Implications for Traditional Market Risk Measurement and Management. In: *Wharton School, Working Paper* 99–06.

[5] BARONE–ADESI, G. – GIANNOPOULOS, K. – VOSPER, L., (1999). VaR without Correlations for Portfolios of Derivative Securities. In: *Journal of Futures Markets*, August 1999.

[6] BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, (2005): *Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks*. Updated, 2005.

[7] BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, (2006): *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework*. Comprehensive Version, June 2006.
[8] BOUDOUKH, J. – RICHARDSON, M. – WHITELAW, R., (1998): The Best of Both Worlds. In: *Risk*, 11, pp. 64–67, May 1998.
[9] BRITTEN–JONES, M. – SCHAEFER, S. M., (1999): Non–Linear Value-at-Risk. In: *European Finance Review,* 2, pp. 161–187.
[10] BUTLER, J. S. – SCHACHTER, B., (1998): Estimating Value-at-Risk with a Precision Measure by Combining Kernel Estimation with Historical Simulation. In: *Review of Derivatives Research*, 1, pp. 371–390.
[11] DEGIANNAKIS, S. – XEKALAKI, E., (2003): Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) Models. In: *A Review. Athens University of Economics and Business*.
[12] ENGLE, R. F. – MANGANELLI, S., (2004): CAViaR: Conditional autoregressive Value at Risk by regression quantiles. In: *Journal of Business and Economic Statistics,* 22(4): pp. 367–381.
[13] GLASSERMAN, P. – HEIDELBERGER, P. – SHAHABUDDIN, P., (2000): Portfolio Value-at-Risk with Heavy Tailed Risk Factors. In: *Working Paper, Paine Weber working paper series*, Columbia Business School.
[14] HULL, J. – White, A., (1998): Incorporating Volatility Updating into the Historical Simulation Method for Value at Risk. In: *Journal of Risk*, pp. 5–19, Fall 1998.
[15] JORION, P., (2000): Risk Management Lessons from Long–Term Capital Management. In: *European Financial Management*, Vol. 6, N. 3, pp. 277–300.
[16] LI, D. X., (1999): Value at Risk Based on the Volatility, Skewness and Kurtosis. In: *RiskMetrics*.
[17] LORETAN, M., (1997): Generating market risk scenarios using principal components analysis: methodological and practical considerations. In: *Federal Reserve Board*.
[18] MALZ, A. M., (2001): Financial crises, implied volatility and stress testing. In: *RiskMetrics Group Working Paper* N. pp. 01–01.
[19] MARRISON, CH. – SCHUERMANN, T. – STROUGHAIR, J. D., (2000): Changing Regulatory Capital to Include Liquidity and Management Intervention. In: *The Journal of Risk Finance*, Summer 2000.
[20] MASHAL, R. – ZEEVI, A., (2002): *Beyond Correlation: Extreme Co-movements Betweeen Financial Assets*. Columbia University.
[21] MCNEIL, A. J., (2000): Extreme Value Theory for Risk Managers. In: *Extremes and Integrated Risk Management, edited by P. Embrechts*, London.
[22] MORGAN GUARANTY TRUST COMPANY, (1996). In: *RiskMetrics Technical Document*, 4th edn.
[23] POON, S. – H. – GRANGER, C. W. J., (2003): Forecasting Volatility in Financial Markets: In: *A Review*. *Journal of Economic Literature*, Vol. XLI, pp. 478–539, June 2003.
[24] STRNAD, P., (2005): Měření tržních rizik pomocí metody Value at Risk. In: *E + M Ekonomie a Management,* 2/2005, Liberec.
[25] STRNAD, P., (2006): Stresové testování jako doplněk VaRu. In: *E + M Ekonomie a Management,* 3/2006, Liberec.
[26] STRNAD, P., (2006): Řízení tržních rizik s použitím teorie extrémních hodnot a copula funkcí. In: *Sborník vybraných příspěvků z konference Řízení a modelování finančních rizik*, Ostrava, pp. 339–348.
[27] ZANGARI, P., (1996): An improved methodology for measuring VaR. In: *RiskMetrics Monitor,* 2Q 1996, pp. 7–25.
[28] ZANGARI, P., (1997): What risk managers should know about mean reversion and jumps in prices. In: *RiskMetrics Monitor,* 4Q 1997, pp. 12–41.

Poznámka: Príspevok neprešiel jazykovou úpravou.