

SZABOLCSNÉ NIKHÁZY ORSOLYA

A magyar bankszektor működési kockázatai a pénzügyi válság tükrében

Vajon a pénzügyi válság mekkora hatással lesz a magyar bankok működési kockázataira? Cikkemben erre a kérdésre keresem a választ. Megvizsgálom, hogy a működési kockázatok mennyire tekinthetők prociklikusnak, a pénzügyi válság a magyar bankszektor működési kockázati tőkekövetelményét mennyiben fogja érinteni, befolyásolni. Céloom a magyar bankszektor működési kockázatainak modellezése a fejlett mérési módszer szerint, valamint annak vizsgálata, hogyan hat a pénzügyi válság a működési kockázatokra. A probléma előretekintő jellegéből következően a vizsgálathoz a tisztán veszteség alapú megközelítés nem megfelelő, a historikus veszteség adatok mellett jövőbe mutató szakértői becsléseket, várakozásokat is figyelembe kell venni. A modellezés során így a legnagyobb kihívást a különböző forrásból származó adatok egyesítése jelentette; erre az aktuáriusi szakirodalomban fellelhető, bayesi alapokon nyugvó „credibility theory”-t alkalmaztam. Tehát a pénzügyi válság működési kockázatokra gyakorolt hatásának vizsgálata mellett azt is megmutatom, hogy a credibility theory felhasználható a működési kockázatok mérésére, és alkalmas eszköz lehet a különböző forrásból származó működési kockázati adatok egyesítésére.¹

1. A FEJLETT MÉRÉSI MÓDSZER

A működési kockázat mérésére és kezelésére alapvetően három módszert engedélyez a Bazel II. ajánlások alapján kidolgozott tőkemegfelelési direktíva (Capital Requirements Directive – CRD), amelyet a magyar jogszabályok is implementáltak. Az európai irányelv alapján a működési kockázatokra képzett tőke a teljes tőkekövetelmény 12%-át alkotja. A szabályozás előírja, hogy a pénzügyi intézmények méretüknek, összetettségüknek, kockázati profiljuknak megfelelő megközelítést alkalmazzanak a tőkekövetelmény számítása során. Az alkalmazható módszerek kockázattérzékenysége párhuzamosan növekszik azok összetettségével.

¹ A cikk a szerzőnek a Budapesti Corvinus Egyetem Tudományos Diákköri Konferenciáján Pénzügy szekcióban első díjat nyert dolgozata alapján készült. A tanulmány megszületéséért és az ahhoz fűzött értékes javaslatokért, ötletekért köszönettel tartozom Homolya Dánielnek és Szabolcs Gergelynek. Szeretnék köszönetet mondani dr. Móra Mária Tündének, valamint a HunOR Döntéshozó Testületének azért, hogy a HunOR adatkonzorcium aggregált adatait rendelkezésemre bocsátotta. Köszönöm továbbá a HunOR-tagbankok működési kockázati szakembereinek az elvégzett becsléseket és értékes megjegyzéseket, amelyekkel nagyban hozzájárultak munkámhoz.

Az alapmutató módszer (Basic Indicator Approach – BIA), a sztenderdizált módszer (The Standardised Approach – TSA) és az utóbbi módosításával született, alternatív sztenderdizált módszer (Alternative Standardised Approach – ASA) is alapvetően szabályozói módszer, a releváns mutatóból² kiindulva határozza meg a működési kockázati tőkekövetelmény nagyságát.

A legösszetettebb tőkeszámítási technika a fejlett mérési módszer (Advanced Measurement Approach – AMA), amely az adott bank kockázati szintjére koncentrál. Az előző módszerekkel ellentétben az AMA egy „risk based” számítási módszertan, hiszen az intézmények saját belső számításai alapján határozzák meg a tőkekövetelményt. A módszer alkalmazásához az intézménynek az általános kockázatkezelési feltételek mellett számos minőségi és mennyiségi követelménynek kell eleget tennie. A fejlett mérési módszert implementáló bankoknak rendelkezniük kell egy objektív, független szervezeti egységgel, amely a működési kockázatok méréséért, értékeléséért felelős. Jogszabályi követelmény a működési kockázatkezelés megfelelő dokumentáltsága, rendszeres jelentés a veszteségadatokról a felső vezetésnek, illetve az alkalmazott modell rendszeres felülvizsgálata. Részletes mennyiségi előírásokat a Bázeli Bizottság nem határoz meg a fejlett mérési módszerre vonatkozóan, viszont megköveteli, hogy a potenciálisan nagy veszteséggel járó, kis valószínűséggel bekövetkező eseményekre is fedezetet nyújtson. A belső modell alapján számított tőkekövetelménynek egyéves időszak során bekövetkező működési kockázati veszteségekre 99,9%-os valószínűséggel kell fedezetet nyújtania.

Az AMA-módszert alkalmazó bankoknak legalább öt éves (bevezetésekor legalább hároméves) belső veszteségadatsorral kell rendelkezniük.³ A működési kockázatok speciális jellegéből adódóan, a kockázati kitettség jelentős hányadát adják a ritka, ám nagy hatású események. Egy öt éves adatsor azonban rövidnek számít ezen események megragadására, helyes kezelésére. A belső veszteségadatok a bank kockázati profiljának legobjektívebb mérőszámai, de egyúttal számos hátrányos tulajdonsággal rendelkeznek:

- „backward-looking”, azaz visszatekintő kockázati mérőszámok, historikus jellegükből következően nem veszik figyelembe az intézmény kockázati profiljában és ellenőrzésében esetlegesen bekövetkező változásokat;
- jelenleg még nem érhető el a becsléshez megfelelő mennyiségű és minőségű belső veszteségadat.

Most vonatkoztassunk el egy pillanatra attól a tényről, hogy jelenleg nincs megfelelő hosszúságú adatsorunk! Képzeljük azt, hogy 2050-ben járunk, s rendelkezünk egy teljes körű, 50 éves belső veszteségadatokat tartalmazó adatsorral. Sajnos, ez az adatbázis sem tekinthető reprezentatívnak, hiszen az intézmények kockázati profiljában, monitoringjában, ellenőrzési rendszerében, magában a szabályozói környezetben és a jelenlegi helyzetet figyelve, a gazdasági környezetben is jelentős változások mehettek végbe. Ezek a tényezők mind-mind irrelevánssá teszik a több tíz évvel, de akár néhány évvel ezelőtti adatokat is. A helyes kockázati kitettség kiszámításához ezért egyéb forrásból származó adatokat is figyelembe kell venni. A szabályozás is előírja⁴, hogy az AMA-módszertant bevezető bankoknak

2 A bank előző háromévi átlagos éves bruttó jövedelme.

3 BCBS [2004] Part 2, V. 672.; 200/2007 (VII. 30.) Korm. rendelet 8. § (1)

4 BCBS [2004] Part 2, V. 665.; 200/2007 (VII. 30.) Korm. rendelet 7. § (8)

a belső adatbázison kívül egyéb forrásból származó adatokat is figyelembe kell venniük. A fejlett mérési módszertannak tartalmaznia kell az alábbi kulcselemeket:

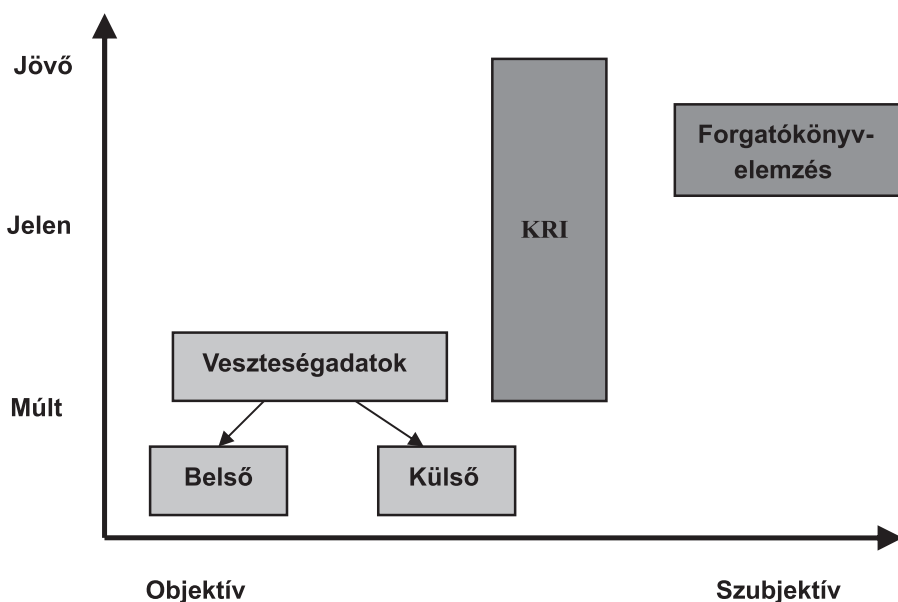
- belső veszteségadatok,
- külső veszteségadatok,
- forgatókönyv-elemzés,
- üzleti környezet és belsőkontroll-tényezők (kulcs kockázati indikátorok – KRI).

Tehát az AMA-modellek célja – egyúttal felügyeleti előírás –, hogy minél több információ, adat figyelembe vételével határozza meg a gazdasági tőke nagyságát.

A következő ábra az egyes elemek elhelyezkedését mutatja az időbeni fókusz tekintetében és az objektivitás-szubjektivitás dimenzióban:

1. ábra

A különböző forrásból származó adatok



Forrás: saját illusztráció

Az ábra jól összefoglalja a veszteségadatok, kontrolltényezők és a forgatókönyv-elemzés lényeges jellemzőit. A veszteségadatok a bank saját belső és a bankszektor többi intézményének múltbéli veszteségeseményeit tartalmazzák, ily módon objektív, ám historikus, visszatekintő kockázati mérőszámok.

A forgatókönyv-elemzés a belső és külső veszteség-adatbázissal ellentétben nem a ténylegesen bekövetkezett veszteségadatokat tartalmazza, hanem jövőbeni, potenciálisan bekövetkező működési kockázati eseményeket vázol fel szakértői becslések nyomán. A szcenáriók alkalmazása különösen az alacsony valószínűséggel előforduló és potenciálisan súlyos veszteséget okozó események modellezése során fontos. A szakértői becsléseken

alapuló módszer olyan veszteségek megragadására alkalmas, amelyek az intézményen, de akár az egész bankszektoron belül is csak nagyon ritkán következtek be. A forgatókönyv-elemzés további előnye, hogy a jelenlegi kontrollkörnyezetet figyelembe véve ad becslést a jövőbeni kockázatokra. Tehát a scenárióelemzés sokkal szubjektívebb, mivel a becsléseket a szakértők véleményére bízta. Az elemzés outputjai az egyes scenáriók, amelyek „*mi történik, ha...*” típusú kérdésekre válaszolnak.

Az üzleti környezet és a kontrolltényezők figyelembe vétele a kockázatkezelésben a gyakorlatban az úgynevezett kulcs kockázati indikátorok (Key Risk Indicators – KRI) segítségével történik. A kulcs kockázati indikátorok olyan pénzügyi, operatív vagy statisztikai mutatószámok, amelyek egy vagy több, a megfelelő működés szempontjából kritikus tényezőt képeznek le, és a működési kockázati események bekövetkezésével szoros összefüggésben állnak. A KRI-k között vannak visszatekintő jellegű mutatók, folyó indikátorok és preventív jellegű mutatók is. Objektivitásukat tekintve, a veszteségadatok és a forgatókönyv-elemzés között helyezkednek el. A KRI-kkel és alkalmazásukkal bővebben *Scandizzo* [2005] foglalkozik.

2. A KÜLÖNBÖZŐ FORRÁSBÓL SZÁRMAZÓ MŰKÖDÉSI KOCKÁZATI ADATOK EGYESÍTÉSE

A működési kockázati modellezés egyik legnagyobb kihívását napjainkban az AMA-kulcselemek, vagyis a különböző forrásból származó adatok, információk megfelelő egyesítése jelenti. Saját modellem esetében – amely a magyar bankszektor működési kockázatait modellezi a pénzügyi válság tükrében – ugyanebbe a problémába ütköztem. A probléma helyes megragadásához nem megfelelő a tisztán veszteségalapú megközelítés (Loss Distribution Approach – LDA), ezért egy hibrid megoldást választottam, vagyis a historikus adatokon kívül szakértői becsléseket is beépítettem a modellbe. A hibrid megközelítés tehát a veszteségalapú, vagyis csupán veszteségadatokat alkalmazó megközelítés kiegészítése a szakértői véleményen alapuló scenárióelemzéssel. A veszteségalapú modellnek az a legnagyobb problematikája, hogy a veszteségadatok alapvetően visszatekintő, historikus jellegű kockázati mérőszámok. Az LDA-modellben egy minden kockázati típusra kiterjedő, megbízható becslés előállításához több száz éves megfigyelésre lenne szükségünk, ez azonban lehetetlen feladat.

A probléma feloldására szokás a forgatókönyv-elemzést alkalmazni, amely előretekintő, jövőbeni, potenciálisan bekövetkező veszteségeket vázol fel. Azonban a scenárióelemzésnek is megvan a maga hátránya: szakértői becslésekből indul ki, így nagyfokú szubjektivitás jellemzi. A két módszer ötvözéséből jött létre a hibrid megközelítés, amely egyesíti a veszteségalapú megközelítés objektív tulajdonságait és a scenárióelemzés előnyeit. Modellemben a veszteségadatokat és a szakértői becslésekből származó információkat egyesítettem, ezért a következőkben ezen kulcselemek egyesítési módszertanát fejtem ki részletesebben.

Ha a veszteségadatokat és a scenárióelemzés eredményeit közös statisztikai modellben egyesítjük, először azt a kérdést kell megválaszolnunk, hogy az egyes kulcselemekre önálló számításokat végezzünk, és az eredményként kapott tőkeszámokat utolsó lépésként össze-

súlyozzuk, vagy pedig egy közös modellt hozunk-e létre, amely tartalmazza a veszteség-adatok mellett a különféle szakértői becslések eredményeit is, forgatókönyvek formájában. Az utóbbi évek gyakorlatában leginkább a második megközelítés terjedt el, amikor az egyes AMA-kulcselemekre nem önálló számításokat végeznek, hanem az összes rendelkezésre álló információ megfelelő ötvözésével próbálnak megfelelő becslést adni a tőkekövetelmény nagyságára.

A gyakorlatban különböző ad hoc módszerek terjedtek el a belső, külső adatok és szcenárió-elemzés szolgáltatása információk egyesítésére:⁵

- belső és külső adatbázis egyesítése után együttes eloszlás illesztése a veszteségadatokra;
- a belső és külső veszteségadatokra külön-külön eloszlás illesztése, paraméterek meghatározása és ezek összesúlyozása ad hoc súlyokkal;
- a belső és külső veszteségadatokra, illetve a forgatókönyv-elemzés nyújtotta adatokra eloszlás illesztése, és ezen eloszlások ad hoc súlyokkal történő egyesítése.

E módszerek nagy hátránya, hogy tág teret engednek a szubjektivitásnak. Egy nagyon fontos kérdést figyelmen kívül hagynak: *hogyan, milyen módszerrel alakítsunk ki megfelelő súlyozást?* Erre ad választ, megoldási lehetőséget a bayesi módszertan.

2.1. Bayesi módszertan⁶

Legyen $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ a megfigyelésvektor, amelynek adott $\theta=(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ paramétervektorra vonatkozó sűrűségfüggvénye: $h(X|\theta)$. A bayesi interpretációban mind a megfigyelésvektor, mind a paramétervektor valószínűségi vektorváltozó.

A bayesi formulát a következőképp definiáljuk:

$$h(X, \theta) = h(X|\theta)\pi(\theta) = \hat{\pi}(\theta|X)h(X) \quad (1)$$

ahol:

$\pi(\theta)$ a paraméterek sűrűségfüggvénye (ún. a priori eloszlás),

$\hat{\pi}(\theta|X)$ a paraméterek feltételes sűrűségfüggvénye (ún. poszteriori eloszlás),

$h(X|\theta)$ a megfigyelések feltételes sűrűségfüggvénye,

$h(X)$ az X marginális sűrűségfüggvénye, vagyis $h(X) = \int h(X|\theta)\pi(\theta)d\theta$.

Célunk, hogy minden jelenlegi információnk felhasználásával becslést adjunk a jövőbeni veszteségeloszlásra. Formálisan X_{n+1} X szerinti feltételes sűrűségfüggvényére vagyunk kíváncsiak:

$$f(X_{n+1}|X) = \int f(X_{n+1}|\theta) \times \hat{\pi}(\theta|X) d\theta. \quad (2)$$

5 SHEVCHENKO–WÜTHRICH [2006]

6 SHEVCHENKO–WÜTHRICH [2006], valamint LAMBRIGGER et al. [2007] alapján

A bayesi formula felhasználásával a poszteriori eloszlás a következő:

$$\hat{\pi}(\theta|X) = h(X|\theta)\pi(\theta) / h(X). \quad (3)$$

A modellezés során alkalmazott lépések:

1. Szcenárióelemzés (szakértői becslések és külső adatbázis felhasználása) segítségével a priori $\pi(\theta)$ becslése.

2. Az a priori eloszlás súlyozása a belső adatokkal, ennek során a poszteriori $\hat{\pi}(\theta|X)$ eloszláshoz jutunk.

3. X_{n+1} eloszlás becslése, felhasználva X -et.

A következőkben konkrét működési kockázati modelleken keresztül mutatom be a bayesi módszertant. A modellben a veszteségek gyakoriságát Poisson-eloszlással vizsgálom, míg a veszteségek súlyosságának modellezésére lognormális eloszlást alkalmazok.

2.1.1. A veszteségyakoriság modellezése a bayesi módszertan alapján

Legyen $N=(N_1, N_2, \dots, N_n)$ a megfigyelések száma, amelyekről feltesszük, hogy független valószínűségi változók, és Poisson-eloszlást követnek λ paraméterrel. Továbbá feltételezzük, hogy az a priori eloszlás λ -ra $Gamma(\alpha, \beta)$ eloszlást követ. Ekkor:

$$E[N_{n+1}|N] = E[\lambda|N] = w\hat{N} + (1-w)\lambda_0 \quad (4)$$

ahol $\hat{N} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n N_i$ λ becslése, ha csupán a megfigyelt adatokat vesszük számításba,

és $\lambda_0 = \lambda \times \beta$ a priori eloszlás alapján készült λ becslés.

A hihetőségi súly:

$$w = \frac{n}{n + \frac{1}{\beta}} \quad (5)$$

A hihetőségi súly alapján azt mondhatjuk: ahogyan növekszik az adatgyűjtési hossza (n) vagy minél nagyobb az a priori eloszlás β paramétere, úgy növekszik a belső veszteségadatok súlya a poszteriori gyakorisági eloszlás paraméterének becslésében.

2.1.2. A veszteség súlyosságának modellezése a bayesi módszertan alapján

Legyenek $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ független valószínűségi változók, amelyekről feltesszük, hogy lognormális eloszlást követnek μ és σ paraméterekkel. $Y_i = \ln X_i$ normális eloszlású. Azzal a feltételezéssel élünk, hogy σ adott, és μ a priori eloszlása normális. Ekkor:

$$E[Y_{n+1}|X] = E[\mu|X] = w\hat{Y} + (1-w)\mu_0 \quad (6)$$

ahol $\hat{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \mu$ becslése, ha csupán a megfigyelt adatokat vesszük számításba, és μ_0 a priori eloszlás alapján készült μ becslés.

A hihetőségi súly:

$$w = \frac{n}{n + \frac{\sigma^2}{\sigma_0^2}} \quad (7)$$

A hihetőségi súly alapján az alábbi következtetést vonhatjuk le:

Ahogy növekszik az adatgyűjtés hossza (n), vagy minél nagyobb a szakértői becslések volatilitása (σ_0^2) úgy növekszik a belső veszteségadatok súlya a poszteriori gyakorisági eloszlás paramétereinek becslésében.

A bayesi módszertan alkalmazhatóságáról a működési kockázatok kezelésében bővebb kitekintést nyújt *Merz–Wüthrich* [2008], *Peters–Sisson* [2006], valamint *Carvalho et al.* [2008] tanulmánya.

A bayesi módszertan nehézsége az a priori eloszlás meghatározásában rejlik. Az eloszlás felírására néhány gyakorlatban is alkalmazható eljárást ismertet *Shevchenko–Wüthrich* [2006]:

- Hisztogram-megközelítés: a valószínűségi mezőt intervallumokra osztjuk, és a szakértők minden intervallumhoz valószínűséget rendelnek, mely alapján az a priori eloszlás meghatározható.
- Relatív valószínűség: a valószínűségi mező néhány pontjának egymáshoz képesti be-következési valószínűségének meghatározása.
- Funkcionális forma: a momentumok és kvantilisok segítségével az a priori eloszlás meghatározása.

A fenti módszerek ugyan némi kapaszkodót jelentenek az a priori eloszlás modellezéséhez, a gyakorlatban mégis kevés az adat az eloszlás pontos specifikálásához, ami pedig elengedhetetlen a gazdasági tőke pontos becsléséhez.

A következőkben ismertetek egy eljárást, az úgynevezett credibility theoryt vagy hihetőségi elméletet, amely kiküszöböli az a priori eloszlás meghatározásának problematikáját azzal, hogy az eloszlás paramétere helyett annak első 2 momentumával, az átlaggal és a szórással optimalizálja a hihetőségi súlyt.

2.2. Credibility theory

A bayesi alapokon nyugvó credibility theory⁷ vagy „hihetőségi elmélet” nem új találmány: a biztosításmatematikában már évek óta alkalmazott, bevált módszertan. A külföldi gyakorlatban a bankok különböző forrásból származó működési kockázati adatainak ötvözésére is nagyon hatékony eszköznek bizonyult.

⁷ VOIT [2007] és HOMOLYA–SZABOLCS [2008] nyomán

Az eljárás mögött az a filozófia rejlik, hogy a pénzügyi intézmény saját belső adatbázisa nem tekinthető teljes mértékben megbízhatónak, „hihetőnek” hosszú távon (rövid megfigyelési időszak, nem reprezentatív minta stb.), ezért szükséges egyéb forrásból származó adatok figyelembe vétele is. Az sem biztos, hogy az egyéb forrásból származó adatok tökéletesen tükrözik az intézmény kockázatait, ezért megfelelő súlyok (ún. hihetőségi faktorok – credibility factors) meghatározása szükséges a különböző adatforrásokra. A credibility theory alkalmazásakor nemcsak az eloszlás szélén egészítjük ki a belső veszteségadatokat más forrásból származó adatokkal, hanem a gyakran bekövetkező, kis hatású veszteségesemények is szerephez jutnak.

Mint minden hibrid módszer során, a „hihetőségi elméletben” is a historikus és előretekintő adatok „egy nevezőre hozása” a legkritikusabb lépés, vagyis a modellezés során a legnagyobb kihívást az jelenti, hogy meghatározzuk a megfelelő, objektív alapokon nyugvó súlyozást. A következőkben az egyes adatforrásokhoz tartozó súlyok meghatározására bemutatok egy lehetséges eljárást. Amint már említettem, a módszer előnye abban rejlik, hogy nem szükséges az a priori eloszlás pontos meghatározása, elegendő annak első két momentuma. Az eljárás a Bühlmann–Straub-modell⁸ implementálásával végezhető el, amit a következőkben ismertetek.

2.2.1. Bühlmann–Straub-modell

Vegyünk egy J kockázati faktorból álló portfóliót, amely $Y_{j,k}$ véletlen valószínűségi változókkal modellezhető: $Y_j = (Y_{j,1}, \dots, Y_{j,K_j})$, $k = (1, \dots, K_j)$, $j = (1, \dots, J)$.

Ismert $w_{j,k}$ súlyfaktor mellett a j kockázat a θ_j kockázati profillal jellemezhető, amely Θ_j véletlen valószínűségi változó realizációja.

Tegyük fel, hogy

- minden j -re $Y_{j,k}$ független és $E[Y_{j,k} | \Theta_j] = \mu(\Theta_j)$, illetve

$$\text{Var}[Y_{j,k} | \Theta_j] = \frac{\sigma^2(\Theta_j)}{w_{j,k}};$$

- $(\Theta_1, Y_1), \dots, (\Theta_J, Y_J)$ párok függetlenek;
- $\Theta_1, \dots, \Theta_J$ független, azonos eloszlású valószínűségi változók.

Definiáljuk a következő paramétereket:

- $\mu_0 = E[\mu(\Theta_j)]$,
- $\sigma^2 = E[\sigma^2(\Theta_j)]$,
- $\tau^2 = \text{Var}[\mu(\Theta_j)]$, $j = (1, \dots, J)$.

Ekkor a hihetőségi becslés $\mu(\Theta_j)$ -re a következő:

$$\hat{\mu}(\Theta_j) = \alpha_j \hat{Y}_j + (1 - \alpha_j) \hat{\mu}_0 \quad (8)$$

$$\text{ahol } \hat{\mu}_0 = \sum_{j=1}^J \frac{\alpha_j}{\alpha_0} \tilde{Y}_j, \tilde{Y}_j = \sum_{k=1}^{K_j} \frac{w_{j,k}}{\tilde{w}_j} Y_{j,k}, \alpha_0 = \sum_{j=1}^J \alpha_j.$$

A hihetőségi súly:

$$\alpha_j = \frac{\tilde{w}_j}{\tilde{w}_j + \frac{\sigma^2}{\tau^2}}, \quad (9)$$

$$\text{ahol } \tilde{w}_j = \sum_{k=1}^{K_j} w_{j,k}$$

2.2.2. Credibility theory a gyakorlatban

A különböző forrásból származó működési kockázati adatok egyesítésére a credibility theory ad egy gyakorlatban is könnyen alkalmazható eljárást. A módszer lényege, hogy a veszteségadatok és a szakértői becslések alapján meghatározott paramétereket úgynevezett hihetőségi súlyok alapján egyesíti:

$$\theta = w \cdot \theta_{hist} + (1 - w) \cdot E(\theta_{szak}) \quad (10)$$

A paraméterekhez tartozó hihetőségi súlyok a következő képlettel határozhatók meg:

$$w = \frac{N}{\frac{E(\theta_{szak})}{D(\theta_{szak})} + N}, \quad (11)$$

ahol

θ a gyakorisági vagy súlyossági eloszlás egyik paramétere,

θ_{hist} a veszteségadatok alapján becsült paraméter,

$E(\theta_{szak})$ az egyenként becsült szakértői paraméterek átlaga,

$D(\theta_{szak})$ az egyenként becsült szakértői paraméterek szórása,

N a rendelkezésre álló adatsor hossza,

w a hihetőségi súly.

Látható, hogy a w súly értéke, vagyis a historikus adatok súlya annál közelebb áll 1-hez, minél hosszabb adatsor áll rendelkezésünkre, illetve minél nagyobb a szakértői becslések szórása, vagyis minél jobban eltérnek a szakértők véleményei.

A fent ismertetett eljárás jó módszert ad a belső adatbázisok problémáira, elsősorban a nem elegendő hosszúságú megfigyelési időszak kezelésére. Hiszen minél rövidebb histori-

kus adatsor áll rendelkezésre, annál kisebb súllyal szerepel a belső adatbázis a paraméterek korrigálása során. A módszer a szakértői becslések konzekvenciáját is figyelembe veszi oly módon, hogy minél jobban egybehangzanak a szakértői becslések, annál nagyobb súllyal szerepelnek azok a korrigált paraméterekben.

3. A MAGYAR BANKSEKTOR MŰKÖDÉSI KOCKÁZATAI⁹

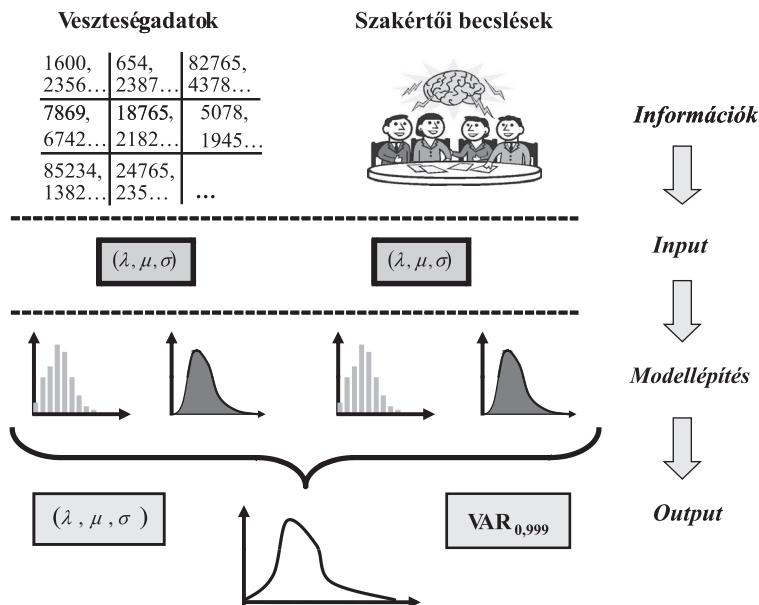
A fejlett mérési módszer ismertetése és a modellem megértéséhez szükséges, módszertani bevezető után rátérek saját modellem bemutatására. A vizsgálat során arra keresem a választ, hogy vajon a működési kockázatok mennyire tekinthetők prociklikusnak, a pénzügyi válság a magyar bankszektor működési kockázati tőkekövetelményét mennyiben fogja érinteni, befolyásolni. A vizsgálathoz a HunOR Döntéshozó Testülete által rendelkezésemre bocsátott, 2007. január 1. és 2008. december 31. közötti időszakot felölelő HunOR-adatbázis jelentette a kiindulási alapot. A probléma jövőbe mutató jellege miatt azonban a historikus adatok nem voltak elegendőek, előretekintő szakértői becslésekre is szükségem volt. Ezért különböző pénzügyi intézmények működési kockázatokkal foglalkozó szakembereit kerestem fel, és egységes kérdőív alapján megkértem őket, hogy a különböző kockázattípusokra vonatkozó várakozásaikat becsüljék meg. Összességében tehát a HunOR-adatbázis, valamint összesen 10 pénzügyi intézmény 22 szakértőjének véleménye, várakozásai alapján építettem fel a modelletem.

A hibrid modellek előnye abban rejlik, hogy egyesítik a veszteségalapú megközelítés objektív tulajdonságait és a szakértők jövőbe mutató várakozásait. Saját modellem felépítése során én is arra törekedtem, hogy minél több forrásból származó információt vegyek figyelembe, a HunOR veszteségadatain kívül szakértői vélemények adják a modell alapját. A veszteségadatokból és a szakértői becslésekből egyaránt minden eseménytípusra meghatározom a gyakorisági és súlyossági eloszlás paramétereit, amelyek a modell inputjaként szolgálnak. A paramétereket a credibility theory segítségével egyesítem. Az egyesített paraméterek felhasználásával meghatározom a veszteségadatokat és a szakértői becsléseket is figyelembe vevő gyakorisági és súlyossági eloszlást. Az összetett eloszlásból kiszámolom a 99,9%-os percentilist, amely egyben a működési kockázati tőkekövetelmény.

A modellezés folyamatát szemlélteti a következő ábra:

⁹ A magyar bankszektor fogalma alatt a cikk során a HunOR-tagbankokat értem, mivel megbízható veszteségadatok és szakértői becslések ezen bankokra álltak rendelkezésemre.

A modellezés folyamata



Forrás: saját illusztráció

A veszteségeloszlás modellezését a gyakorlati alkalmazásokban „best practice”-ként emlegetett Poisson-lognormális modellel végeztem el. Más típusú modell illesztésére és illeszkedésvizsgálatára nem volt lehetőségem, ugyanis csak aggregált HunOR-adatok álltak rendelkezésemre. A modellezéshez célszerű homogén kockázati csoportok képzése, ezért választottam az eseménytípusok szerinti felbontást. A külső csalás eseménykategória felbontása kártyás és nem kártyás csalásokra azért volt indokolt, mert a Poisson-lognormális modell nagyon rosszul illeszkedett. (Erre a megállapításra abból következtettem, hogy az éves összes veszteség átlagosan 833 millió Ft volt a külső csalás eseménykategóriában, míg a meghatározott tőkekövetelmény 243 millió Ft.) A többi eseménytípusra ilyen nagyarányú eltérést nem tapasztaltam. A működési kockázati tőkekövetelmény meghatározását Mathcad-programcsomaggal, Monte-Carlo-szimulációval, 10^6 futtatással végeztem el. A korrelációt, a kockázatosökkentő faktorokat és az adatbázis csonkolt jellegét nem állt módomban figyelembe venni a számítások során, ugyanis egyedi adatok nem, csak aggregált adatok álltak rendelkezésemre.

A modellezés lépései:

1. A rendelkezésre álló adatok segítségével a gyakorisági és súlyossági eloszlás paramétereinek kiszámítása.
2. A paraméterek segítségével az összetett eloszlás meghatározása, amelyből megbecsülhető a csupán veszteségadatokat figyelembe vevő működési kockázati tőkekövetelmény.

3. Szakértői felmérés elvégzése.
4. A szakértői becslésekből a Poisson-lognormális modell paramétereinek meghatározása.
5. A hihetőségi súlyok segítségével a veszteségs adatokból és a szakértői becslésekből meghatározott paraméterek egyesítése.
6. Az egyesített paraméterek segítségével az összetett eloszlás meghatározása, amely a veszteségs adatokat és a szakértői becsléseket is figyelembe veszi a működési kockázati tőkekövetelmény meghatározása során.

3.1. HunOR-veszteségs adatok

A HunOR Döntéshozó Testülete által rendelkezésemre bocsátott aggregált veszteségs adatokat a következő táblázat foglalja össze.

1. táblázat

A HunOR-adatbázis 2007. január 1.–2008. december 31. közötti aggregált adatai 1 évre vonatkoztatva

Eseménytípus	Darab	Átlag (Ft)	Szórás (Ft)	Maximum (Ft)	Medián (Ft)	99,9%-os percentilis (Ft)
belső család	7	28 608 832	60 242 296	226 421 272	1 988 876	224 226 945
külső család	1 547,00	538 670	7 648 989	278 658 916	60 821	79 054 991
<i>külső család kártyás családok nélkül</i>	95	7 240 691	30 143 509	278 658 916	657 453	274 826 768
<i>kártyás családok</i>	1 452,00	100 177	218 289	9 200 000	54 455	2 064 296
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	14,5	1 383 390	4 158 497	22 341 832	211 000	21 833 891
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	76	17 065 122	66 761 317	628 891 742	499 712	579 960 620

Esemény-típus	Darab	Átlag (Ft)	Szórás (Ft)	Maximum (Ft)	Medián (Ft)	99,9%-os percentilis (Ft)
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	276	336 109	769 295	12 542 000	175 831	10 586 300
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	47	953 517	2 495 094	19 641 530	145 291	18 855 453
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	502,5	3 504 204	23 099 588	539 096 475	227 217	264 687 326

Az adatokból jól látható, hogy a 99,9%-os percentilis az átlag többszöröse, vagyis az extrém esetek is szerepet játszanak. Az eloszlás erősen balra ferde, hiszen az átlag minden eseménytípus esetén jóval nagyobb, mint a medián. A veszteségek átlagos nagysága és a bekövetkezés gyakoriságának figyelembe vételével a külső csalás, az üzleti gyakorlat és a végrehajtás eseménykategóriák jelentik a legnagyobb kockázatot.

3.1.1. A paraméterek és a tőkekövetelmény számítása HunOR-veszteségadatokból

A Poisson-eloszlás λ és a lognormális eloszlás μ és σ paramétereinek minden egyes eseménytípusra történő meghatározása a modellezés első lépése. A Poisson-eloszlás paramétere – az eloszlás jellegéből következően – éppen az éves átlagos darabszámnak felel meg. A lognormális eloszlás paraméterei a rendelkezésre álló információk segítségével a legegyszerűbben a medián és a 99,9%-os percentilis segítségével határozhatók meg. A lognormális eloszlásra ugyanis teljesül a következő:

$$M(X) = e^{\mu} \quad (12)$$

$$\ln(Z_{\alpha}) = \mu + \Phi_{\alpha}^{-1} \cdot \sigma, \quad (13)$$

ahol $M(X)$ az eloszlás mediánja, Z egy meghatározott α percentilisének felvett értéke, Φ^{-1} pedig a sztenderd normális eloszlás eloszlásfüggvényének inverze.

Számomra a 99,9%-os percentilis állt rendelkezésre, amelyet a továbbiakban worst case szituációként fogok emlegetni.

A lognormális eloszlás paraméterei a fenti összefüggésekből könnyen meghatározhatók:

$$\mu = \ln(M(X)) \quad (14)$$

$$\sigma = \frac{\ln(Z_{0,999}) - \ln(M(X))}{\Phi^{-1}(0,999)}. \quad (15)$$

A Poisson-lognormális modell paramétereinek ismeretében eseménytípusonként összetett eloszlást generáltam, amelynek a fejlett mérési módszertannal összhangban a 99,9%-os percentilise lesz a képzendő gazdasági tőke nagysága. A számításokat Mathcad-program segítségével, Monte-Carlo-szimulációval végeztem el.

2. táblázat

**A HunOR-adatok segítségével meghatározott paraméterek
és a tőkekövetelmény**

Eseménytípus				Tőkekövetelmény (millió Ft)
belső család	7	14,503	1,529	558
külső család kártyás csalások nélkül	95	13,396	1,953	3 097
külső család: kártyás családok	1 452,00	10,905	1,176	187
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	14,5	12,260	1,501	75
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	76	13,122	2,284	7 885
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	276	12,077	1,326	196
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	47	11,887	1,575	118
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	502,5	12,334	2,285	10 427
				22 543

A HunOR-tagbankok összességére képzendő tőke nagysága a modell szerint 22 543 millió Ft. Eseménytípusonként eltérő a gazdasági tőke nagysága, ami azzal magyarázható, hogy az átlagos veszteségnagyság és a bekövetkezések száma is igen eltérő az egyes kockázati csoportokban.

3.2. Szakértői felmérés

Az eddigi számítások során csupán a veszteségadatokat vettem figyelembe. Ha azonban a pénzügyi válság hatását vizsgáljuk a működési kockázatokra, nem megfelelő a tisztán veszteségalapú megközelítés, a historikus adatok mellett jövőbe mutató szakértői becsléseket, várakozásokat is figyelembe kell vennünk. A vizsgálathoz pénzügyi intézmények működési kockázatokkal foglalkozó szakembereit kerestem meg, összesen 10 intézmény 22 szakértője vett részt a felmérésben.

A szakértőknek a következő kérdésekre kellett becslést adniuk a 2009-es évre vonatkozóan, bankszektorszinten (HunOR adatkonzorcium intézményeire), eseménytípusonkénti bontásban:

- **veszteségek átlagos bekövetkezési gyakorisága** (2009-ben hány darab veszteségesemény fog bekövetkezni),
- **események bekövetkezése esetén várható veszteségnagyság** (átlagosan mekkorák lesznek a 2009. évi veszteségesemények),
- **legrosszabb kimenet (worst case) veszteségnagyság** (2009-ben 99,9%-os megbízhatóság mellett mekkora lesz a maximális veszteség nagysága).

A jövőre vonatkozó becslésekhez kiindulópontként minden szakértőnek megadtam a rendelkezésemre álló, aggregált HunOR-veszteségadatokat. A szakértők a becsléseket a pénzügyi válság lehetséges hatásainak és a HunOR-adatbázis esetleges hiányosságainak ismeretében végezték el.

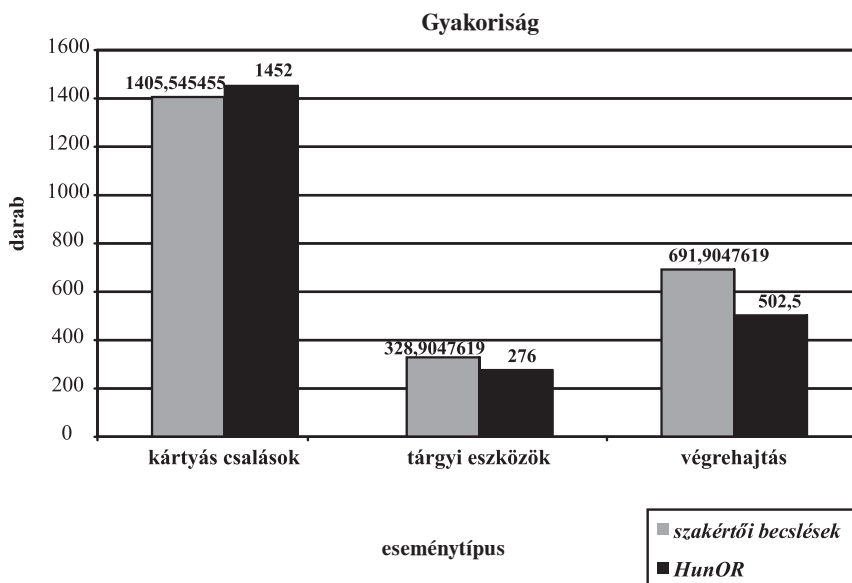
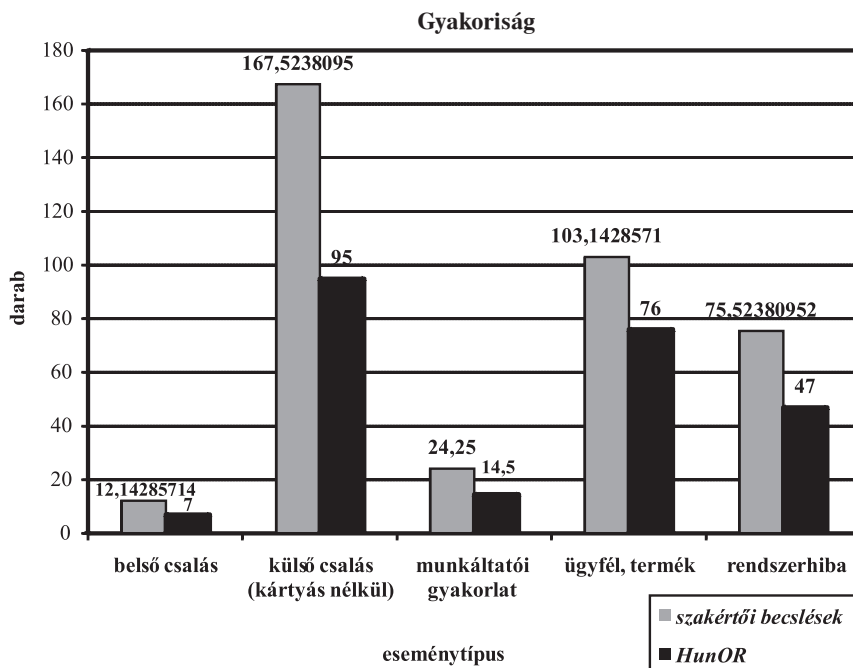
3. táblázat

A szakértői becslések átlaga

Eseménytípus	Gyakoriság (db)	Várható veszteség (Ft)	Worst case (Ft)
belső csalás	12,14	29 186 765	482 210 537
külső csalás kártyás csalások nélkül	167,52	10 334 384	409 798 837
külső csalás: kártyás csalások	1405,55	154 294	13 700 000
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	24,25	1 806 352	34 606 447
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	103,14	18 647 509	613 968 458
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	328,9	319 339	45 182 952
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	75,52	1 091 069	52 832 077
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	691,9	2 773 109	664 463 316

A szakértői becsléseket ezután összevettem a HunOR veszteségadataival. Ahol az áttekinthetőség és értelmezhetőség megkívánta, az eseménytípusokat külön ábrán, néhol eltérő skálázást alkalmazva mutattam be a bekövetkezési gyakoriság, várható veszteségnagyság és worst case kimenet szempontjából.

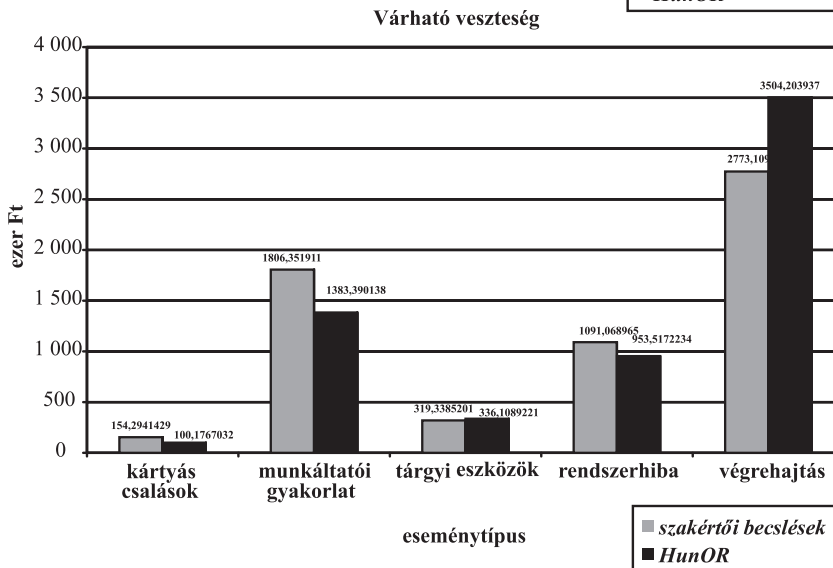
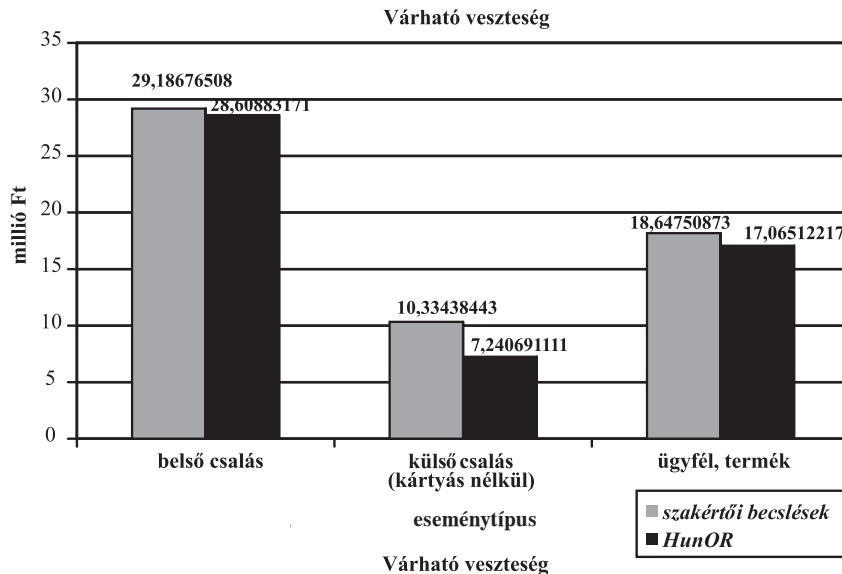
A veszteségesemények bekövetkezési gyakorisága
a szakértői becslések és HunOR-adatok alapján



A 3. és 4. ábráról leolvasható, hogy a szakértők a kártyás csalások kivételével minden eseménytípusban a bekövetkezési gyakoriság növekedést várják. A külső csalás, a végrehajtás és a rendszerhiba eseménykategóriákban lesz a legnagyobb növekedés a szakértők várakozásai alapján.

5–6. ábra

A veszteségek várható nagysága a szakértői becslések és HunOR-adatok alapján

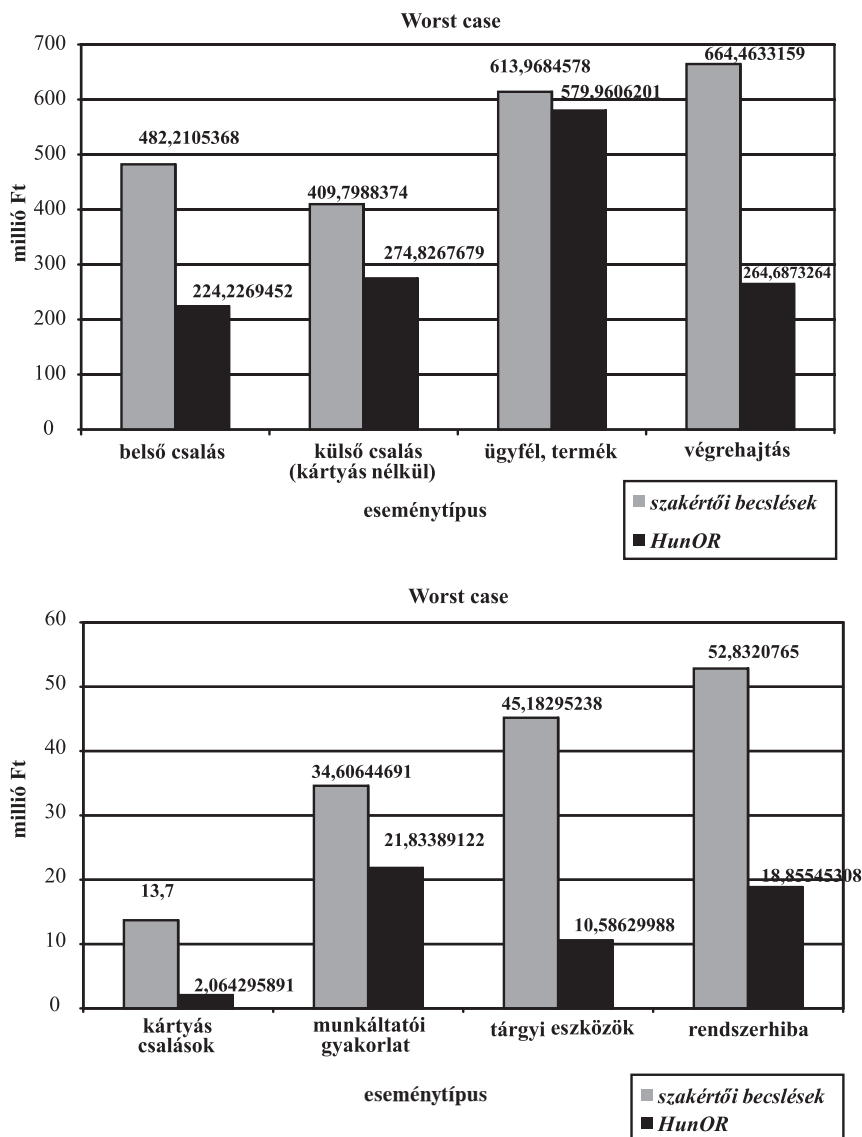


Megjegyzés: Az 5. ábra millió, a 6. ábra ezer Ft-ban mutatja a várható veszteségeket.

Az 5. és 6. ábra jól foglalja össze a szakértők várakozásainak összevetését a HunOR-adatokkal. A szakértők becslései szerint a külső csalás, a munkáltatói gyakorlat és a kártyás csalások esetén várható jelentősebb növekedés a várható veszteségnagyságot tekintve. A végrehajtás eseménykategóriában a szakértők a várható veszteségnagyság csökkenését várják. A többi eseménytípus esetén nem várható érdemi változás az átlagos veszteségnagyságban.

7–8. ábra

A worst case kimenet a szakértői becslések és HunOR-adatok alapján



A 7–8. ábráról leolvasható, hogy a worst case kimenetet a szakértők a HunOR-vesztességadatok 99,9%-os percentiliséhez képest minden eseménykategóriában felülbecsülték. A ritka, ám nagy hatású események a rövid megfigyelési időszak miatt ugyanis nem jelennek meg kellően a HunOR-adatbázisban, valószínűleg ezt a hatást kompenzálták a szakértők.

3.2.1. Paraméterek meghatározása a szakértői becslésekből

A következő lépésben a szakértői becslések felhasználásával a Poisson-eloszlás λ és a lognormális eloszlás μ és σ paramétereit határoztam meg. A λ paraméter a Poisson-eloszlás tulajdonságaiból következően éppen a szakértők által várt gyakoriság. A lognormális eloszlás paramétereit a várható veszteségnagyság és a worst case kimenet alapján becsültem meg.

A lognormális eloszlás várható értéke és mediánja:

$$E(X) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} \quad (16)$$

$$M(X) = e^{\mu} \quad (17)$$

A medián a várható értékből könnyen megkapható:

$$M(X) = \frac{E(X)}{e^{\frac{\sigma^2}{2}}} \quad (18)$$

A számítások során σ -nak a HunOR-becslésekből meghatározott σ paramétert tekintettem, vagyis feltételeztem, hogy a $\frac{E(X)}{M(X)}$ és $\frac{E(X)}{Z_{0,999}}$ hányadosok megegyeznek a veszteségadatoknál és szakértői becsléseknél.

Tehát rendelkezésemre áll a medián és a 99,9%-os percentilis, melyből a (14) és (15) egyenlőségek segítségével a paraméterek könnyen megkaphatók.

Mielőtt megbecsültem volna a paramétereket, a szakértői becslésekből kiszűrtem az outlier értékeket. Outliernek tekintettem azon becsléseket, amelyek a becslések átlagától 3 szóráson kívülre estek. Ezen becslések vagy félreértésből, vagy félregépelésből adódhattak. Az 528 pontbecslésből 19 minősült outliernek, ami a becslések 3,6%-át jelenti. Tehát az outliernek a becslések elenyésző arányát tesz ki, kiszűrésük mégis szükséges volt, mert nagymértékben növelnék a paraméterek szórását, ezáltal indokolatlanul csökkentenék a szakértők hihetőségi súlyát.

A következő lépésben minden szakértői becslésre egyenként, eseménytípusonkénti bontásban meghatároztam a Poisson- és a lognormális eloszlás paramétereit a már említett eljárás alapján.

**A szakértői becslésekből meghatározott paraméterek
átlaga és szórása**

Eseménytípus	λ		μ		σ	
	átlag	szórás	átlag	szórás	átlag	szórás
belső család	12,14	7,93	15,903	0,541	1,235	0,308
külső család kártyás családok nélkül	167,52	104,7	14,135	0,750	1,711	0,198
külső család: kártyás családok	1405,55	553,8	11,195	0,681	1,589	0,296
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	24,25	12,67	13,157	0,517	1,287	0,227
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	103,14	36,5	13,921	0,576	1,993	0,297
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	328,9	91,22	11,773	0,533	1,585	0,311
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	75,52	49,9	12,509	0,576	1,544	0,201
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	691,9	185,17	11,873	1,154	2,670	0,360

A szakértői becslésekből egyenként meghatározott paraméterek átlaga adja a szakértői becslések alapján meghatározható gyakorisági és súlyossági eloszlás paramétereit, amit a veszteségeloszlásokból meghatározott paraméterekkel súlyozok össze. A paraméterek szórásának a hihetőségi súly meghatározásánál lesz jelentősége.

3.3. A különböző forrásból származó paraméterek egyesítése

A HunOR adatbázis veszteségadataiból és a szakértői becslésekből külön-külön már meghatároztam az összetett eloszlás paramétereit, amelyekből könnyen kiszámolható a tőkekövetelmény. Azonban az AMA-modellek célja – egyúttal felügyeleti előírás –, hogy minél több információ, adat figyelembe vételével határozza meg a gazdasági tőke nagyságát. Tehát a veszteségadatok és szakértői becslések egyesítésére van szükség. A paraméterek egyesítését a 2.2. pont alatt kifejtett credibility theory alapján végeztem el. Első lépésben a hihetőségi súlyokat határoztam meg a (11) képlet segítségével.

5. táblázat

A HunOR és a szakértői becslések hihetőségi súlya

Eseménytípus	λ		μ		σ	
	HunOR	szakértő	HunOR	szakértő	HunOR	szakértő
belső család	83,94%	16,06%	21,40%	78,60%	66,64%	33,36%
külső család <i>kártyás családok nélkül</i>	83,33%	16,67%	29,79%	70,21%	48,02%	51,98%
külső család: <i>kártyás családok</i>	75,92%	24,08%	32,73%	67,27%	59,81%	40,19%
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	80,69%	19,31%	23,93%	76,07%	58,52%	41,48%
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	73,89%	26,11%	24,88%	75,12%	54,41%	45,59%
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	68,93%	31,07%	26,59%	73,41%	61,07%	38,93%
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	84,09%	15,91%	26,93%	73,07%	51,01%	48,99%
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	68,16%	31,84%	43,75%	56,25%	51,87%	48,13%

A hihetőségi súlyok alapján összességében azt mondhatjuk, hogy a Poisson-eloszlás λ paramétereit, vagyis a veszteségek gyakoriságát minden eseménytípusban alapvetően a HunOR-veszteségadatok, és csak kisebb mértékben a szakértők becslései határozzák meg. Ez annak köszönhető, hogy viszonylag nagy a 4. táblázatban található λ paraméterek szórása, vagyis eltérő volt a szakértők véleménye a veszteségek bekövetkezési gyakoriságáról. A lognormális eloszlás μ paramétereit minden eseménytípusban nagyrészt a szakértői becslések, és csak kisebb arányban a HunOR-veszteségadatok határozzák meg, hiszen viszonylag alacsony volt a szakértői véleményekből becsült μ paraméterek szórása. A lognormális eloszlás σ paramétereit a HunOR-veszteségadatok és a szakértői becslések körülbelül azonos arányban befolyásolják.

A Poisson- és a lognormális eloszlás egyesített paramétereit a veszteségadatokból meghatározott paraméterek és a szakértői becslésekből számolt paraméterek hihetőségi súlyokkal vett konvex, lineáris kombinációjaként határoztam meg, vagyis a (10) képletet alkalmaztam.

Az egyesített paraméterek

Eseménytípus	λ	μ	σ
belső család	7,83	15,603	1,431
külső család <i>kártyás családok nélkül</i>	107,09	13,915	1,827
külső család: <i>kártyás családok</i>	1440,81	11,100	1,342
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	16,38	12,942	1,412
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	83,09	13,722	2,151
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	292,44	11,854	1,427
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	51,54	12,342	1,560
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	562,8	12,074	2,47

Az egyesített paraméterek a konvex lineáris kombináció tulajdonságaiból következően a veszteségadatokból, illetve a szakértői becslések felhasználásával meghatározott paraméterek között helyezkednek el.

3.3.1. A tőkekövetelmény meghatározása

A bankszektorra vonatkozó – mind a veszteségadatokat, mind a szakértői becsléseket figyelembe vevő – tőkekövetelmény nagyságát az egyesített paraméterek felhasználásával, Monte-Carlo-szimuláció segítségével határoztam meg.

Az egyesített paraméterek felhasználásával meghatározott tőkekövetelmény

Eseménytípus	Tőkekövetelmény (millió Ft)	Szorzó
belső család	1 269	6,34
külső család <i>kártyás családok nélkül</i>	3 419	4,97
külső család: <i>kártyás családok</i>	294	2,02
munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság	116	5,79
ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika	8 997	6,94
tárgyi eszközökben bekövetkező károk	210	2,26
üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba	183	4,08
végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés	18 952	10,76
	33 440	

A veszteségadatokat és szakértői becsléseket is figyelembe vevő modell alapján a gazdasági tőke nagysága 33 440 millió Ft. Ha az eredményeket összehasonlítjuk a csupán veszteségadatok felhasználásával becsült gazdasági tőkével (2. táblázat), akkor azt tapasztaljuk, hogy minden eseménytípusban nagyobb a szakértői véleményeket is figyelembe vevő modell tőkekövetelménye. Az eredmény nem meglepő, hiszen a szakértők véleménye alapján szinte minden eseménytípusban nőni fog a veszteségek gyakorisága és súlyossága.

A szorzó a gazdasági tőke nagyságát és az éves átlagos veszteségnagyság hányadosát mutatja. A tárgyi eszközök és a kártyás csalás eseménykategóriák értékei viszonylag alacsonyabbak, de azt hozzá kell tenni, hogy az eme kategóriákba tartozó veszteségek jól mérhetők, becsülhetők, nem jellemzi őket a nagy volatilitás, így kezelésükhöz alacsonyabb gazdasági tőke is megfelelő. A szorzó a többi eseménytípus esetén is megfelel az empirikus tapasztalatoknak.

3.4. A szakértők várakozásai a becslések során

A számszerű becsléseken túl a szakértőket arra is megkértem, hogy írják le a becsléseik mögött rejlő elképzeléseiket. Az alábbiakban eseménytípusonként összefoglalom a szakértők véleményét, várakozásait, ennek alapján az eredmények könnyebben értelmezhetők. A szakértői becsléseket és az egyesített paraméterek alapján meghatározott tőkekövetelmény értékét mindig a HunOR-veszteségadatokhoz és felhasználásukkal kiszámolt tőkekövetelményhez viszonyítom.

A *belső csalást* illetően megoszlott a szakértők véleménye. A szakértők egyik része szerint a pénzügyi válság hatására megnő az emberekben a kísértés a csalás elkövetésére. A másik tábor szerint a bankok kontrollkörnyezete elég sokat fejlődött az utóbbi években, így ezen a területen egyre kevesebb nagy összegű csalásra lehet számítani. A szakértők megosztottságát jól mutatja a gyakorisági paraméterhez rendelt hihetőségi súly alacsony, 16,06%-os értéke. A belső csalásnál további problémát jelent, hogy magas lehet a felfedezetlen belső csalások száma, ezért nehéz előre megbecsülni a felfedezett csalások gyakoriságát. Összességében a szakértők figyelembe vették, hogy a belső csalások viszonylag ritka események, ezért nem jelennek meg kellő reprezentativitással a közel kétéves HunOR adatbázisban, a worst case kimenetet ezért átlagosan az eddig bekövetkezett maximális veszteség több mint kétszeresére jósolták, ebből következően nőtt meg az eseménytípusra képzendő tőke nagysága.

A szakértők véleménye szerint a *külső csalás (kártyás csalás nélkül)* az egyik kategória, amely prociklikussá teheti a működési kockázatokat. A szakemberek egyetértettek abban, hogy a válság hatására megnőhet a hamisítások, bankrablások és egyéb külső csalások száma. A válság hatására felszínre kerülhetnek a nem fizető ügyfelek hiteligényléskor benyújtott, hamis dokumentációi. A növekedés mértékében a vélemények eltértek, ebből adódik a viszonylag nagy szórás és a gyakorisági paraméterhez rendelt alacsony hihetőségi súly. A szakértők a külső csalás átlagát és a worst case kimenetet az eddigi veszteségekhez viszonyítva felülbecsülték. Az egyesített gyakorisági és a súlyossági eloszlás μ paramétere is nőtt a szakértői becslések hatására, ezért a tőkekövetelmény nagysága is nőtt.

A *kártyás csalások* esetén a szakértők egyetértettek abban, hogy a kártyacsalások primitív módszereinek korszaka lejárt. 2010-re ugyanis minden SEPA¹⁰-országban működő pénzügyintézetnek chipesíteni kell az ATM automatáit. A szakemberek felhívták arra is a figyelmet, hogy a fejlettebb kártyacsalási módszerek (például az internetes hackertevékenység) gyakorisága és súlyossága is nőhet a közeljövőben. Összességében a szakértők átlagosan gyakoriságra kevesebbet, súlyosságra többet várnak, ezért emelkedett meg a kártyás csalások tőkekövetelményének nagysága.

A *munkáltatói gyakorlat és munkabiztonság* eseménykategóriában a szakértők többsége szerint nőni fog a veszteségesemények száma. A válság miatti tömeges létszámleépítések hatására ugyanis többszörösére emelkedhet a munkaügyi perek száma. A növekedésben igen, annak mértékében eltértek a vélemények, innen adódik a gyakorisági paraméter értékéhez rendelt alacsony hihetőségi súly. A várható veszteség nagyságát és a worst case kimenetet a válság hatására a szakértők magasabbra tették, ezért a tőkekövetelmény is megemelkedett.

Az *ügyfél, üzleti gyakorlat, marketing és termékpolitika* eseménytípusnál a szakértők többsége egyetértett abban, hogy a veszteségesemények gyakorisága és súlyossága is nőhet a közeljövőben. A jelenlegi gazdasági helyzetben a piaci verseny fokozódása, az erős innovációs jelleg érvényesülése a termékpolitikában és a nemrég bevezetett MiFID¹¹-törvény hatására erősödő fogyasztóvédelem mind-mind hozzájárul az ellenőrzés és felderítés szigorodásához, ezért nőhet a PSZÁF- és GVH-bírságok száma és összege. A gyakoriság és súlyosság együttes emelkedésének hatására nő a szakértői várakozásokat is figyelembe vevő tőkekövetelmény nagysága.

A *tárgyi eszközökben bekövetkező károk* eseménytípusnál a szakértők egyetértettek abban, hogy a gyakoriság a közeljövőben nőni fog a HunOR-ban szereplő adatokhoz képest. Hangsúlyozták azonban, hogy ezért nem a gazdasági válság és a makropiaci változások felelősek. Az adatbázis ezen kategóriában ugyanis valószínűsíthető, hogy hiányos a bankok adatgyűjtési módszertana; az adatgyűjtés során szerzett tapasztalatok és a jelentési fegyelmem növekedése nyomán nőni fog a következő években a kategóriába tartozó veszteségesetek száma. A várható veszteségnagyság nem változik, a worst case kimenet azonban nőhet a szakértők véleménye szerint. Mindezek hatására a gazdasági tőke nagysága nőtt ezen eseménykategóriában.

Az *üzletmenet fennakadása vagy rendszerhiba* eseménytípusnál a szakértői vélemények eltértek. A szakemberek egy része szerint a bekövetkezési gyakoriságok száma nem fog változni, mások viszont felhívták arra a figyelmet, hogy az adatbázis ezen a téren nem teljes körű. A gyakorisági paraméter szórása viszonylag nagy, innen adódik a szakértőkhöz rendelt, alacsony hihetőségi súly. A válság kis mértékben az elmaradó IT-fejlesztések nyomán érezhető a hatását. A szakértői vélemények szerint a várható veszteség és a worst case kimenet is nőhet a közeljövőben, így a képzendő tőkekövetelmény is nő ezen eseménytípusnál.

A *végrehajtás, teljesítés és folyamatkezelés* eseménytípus a modell szerint a gazdasági tőke jelentős hányadát adja. Az eredmény nem meglepő, hiszen ebbe a kategóriába viszonylag sok és átlagosan nagy veszteséget okozó veszteségesemény tartozik. A szakértők egyetértettek abban, hogy a veszteségek száma a válság hatására nőhet. A létszámleépíté-

10 Single Euro Payments Area – egységes euro-pénzforgalmi övezet

11 Markets in Financial Instruments Directive – Pénzügyi eszközök piacairól szóló irányelv (2004/39/EK)

sek, a bankok többségében bevezetett létszámstop hatására nő a dolgozókra háruló terhelés, ami végrehajtási, folyamatkezelési hibákhoz vezethet. A szakértők véleménye szerint az átlagos veszteségnagyság és a worst case kimenet értékében nem várható változás. Tehát a gazdasági tőke növekedésére lehet számítani ebben az eseménytípusban is.

4. ÖSSZEGZÉS

A tanulmány eredménye, következtetése kettős. Egyrészt megvizsgáltam, hogy a pénzügyi válság milyen hatással lesz a magyar bankok működési kockázataira, másrészt a különböző forrásból származó működési kockázati adatok egyesítésére mutattam be egy lehetséges eljárást. Modellem eredménye – amit a szakértők várakozásai is alátámasztanak –, hogy a pénzügyi válság hatására a bankok működési kockázatai nőni fognak. A szakértők véleménye szerint elsősorban a létszámleépítések miatt előforduló, gyakoribb végrehajtási hibák, a piaci verseny fokozódása nyomán megnövekedő PSZÁF- és GVH-bírságok, a belső és külső csalások, valamint a tömeges munkaügyi perek jelenthetik a legnagyobb veszélyt. A vizsgálathoz egy hibrid modellt építettem fel, amelyben a különböző forrásból származó működési kockázati adatokat a credibility theoryval egyesítettem. A fejlett mérési módszert alkalmazó, vagy a közeljövőben alkalmazni kívánó bankok esetében ugyanis szabályozói követelmény a négy kulcselem, a belső és külső veszteségadatok, szakértői becslések, valamint az üzleti- és kontrolltényezők figyelembevétele a működési kockázati modellben. A credibility theory alkalmas eszköz lehet a belső és külső veszteségadatok, valamint a szakértői becslések egyesítésére, vagyis hozzájárul az AMA-modellek továbbfejlesztéséhez, a működési kockázatok minél helyesebb megragadásához.

IRODALOMJEGYZÉK

- 200/2007 (VII. 30.) Kormányrendelet a működési kockázat kezeléséről és tőkekövetelményéről
 BCBS [2004]: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards – A Revised Framework, 2004. június
- BÜHLMANN, H.–SHEVCHENKO, P. V.–WÜTHRICH, M. V. [2007]: A „toy” model for operational risk quantification using credibility theory, *Journal of Operational Risk*, Vol. 2. No. 1., 3–19. o.
- CARVALHO, R. S.–MIGON, H. S.–PAEZ, M. S. [2008]: Dynamic Bayesian models as an alternative to the estimation of operational risk measures, *Journal of Operational Risk*, Vol. 3. No. 1., o. 25–49.
- HOMOLYA DÁNIEL–SZABOLCS GERGELY [2008]: Működési kockázati adatkonzorciumok és alkalmazásuk – HunOR: a hazai bankok lehetősége. *Hitelintézet Szemle*, 2008/1.
- LAMBRIGGER, D. D.–SHEVCHENKO, P. V.–WÜTHRICH, M. V. [2007]: The quantification of operational risk using internal data, relevant external data and expert opinion, *Journal of Operational Risk*, Vol. 2. No. 3., 3–27. o.
- MERZ, M.–WÜTHRICH, M. V. [2008]: Bayesian and Credibility Additive Loss Reserving Method. 2008. július 28.
- PETERS, G. W.–SISSON, S. A. [2006]: Bayesian inference, Monte Carlo sampling and operational risk. *Journal of Operational Risk*, Vol. 1. No. 3., 27–50. o.
- SCANDIZZO, S. [2005]: Risk Mapping and Key Risk Indicators in Operational Risk. Economic Notes by Banca Monte dei Paschi di Siena, Vol. 34. No. 2-2005., 231–256. o.
- SHEVCHENKO, P. V.–WÜTHRICH, M. V. [2006]: The structural modeling of operational risk via Bayesian inference: combining loss data with expert opinions, *Journal of Operational Risk*, Vol. 1. No. 3., 3–26. o.
- VOIT, J. [2007]: How to Create Value from Loss Data Pooling? Operational Risk 2.0–Delivering Value for Your Firm, 2007