



Az európai hozamgörbék recesszió előrejelző képességének empirikus vizsgálata

Szabó Dorottya és Granát Marcell

2021. április 12.

Tartalomjegyzék

Bevezetés	3
Európai hozamgörbék	4
Adatok, módszertan	4
Eredmények	5
Eredmények az Egyesült Államok adatai alapján	5
A modell klasszifikációs képessége	7
A különböző lejárat-kombinációk összehasonlítása	8
A recessziós időszakok definiálása a GDP ciklikus komponenseinek segítségével	9
A modell kiterjesztése európai országokra	9
Következtetések, összegzés	12
Függelék: R kódok	14

Absztrakt

Számos okból kifolyólag az államkötvények hozamgörbéje a recessziók pontos előrejelzőjének bizonyul az USA-ban. Tanulmányunkban empirikusan vizsgáljuk meg, hogy az európai országok esetében is megfigyelhető-e ez az összefüggés. Az elemzési eszközök körébe tartozik a Hodrick-Prescott-filter, illetve a probit modell. A szakirodalomban megtalálható modellezési eljárást kívánjuk kiterjeszteni az optimális államkötvény lejárat párosítású szpred meghatározásával, és annak vizsgálatával, hogy eredményünk robusztusságot mutat-e az európai hozamgörbékre kiterjesztve is. Kutatásunk fő eredményei közé tartozik, hogy az Egyesült Államok esetében legjobb előrejelzőnek a 7 és 1 éves lejáratú államkötvények hozamából számított szpred bizonyult a legjobb előrejelzőnek, amely hasonlóan jól prediktálja a gazdasági válságok megjelenését az európai országok esetében is.

Táblázatok jegyzéke

- | | | |
|----|---|---|
| 1. | Recesszió valószínűsége különböző hozamszpreadek mellett a négy negyedéves késletéssel készített logit modell alapján | 6 |
|----|---|---|

Ábrák jegyzéke

- | | | |
|----|---|----|
| 1. | Az 10 és 1 éves hozamszpread és a recessziók közötti együttmozgás az USA-ban | 6 |
| 2. | Az 10 és 1 éves hozamszpread alapján készített probit-modell ROC görbéje | 7 |
| 3. | Különböző hozamszpreadek recesszió előrejelző képességének vizsgálata az USA esetében . . . | 8 |
| 4. | Optimális küszöbérték megállapítása recesszió klasszifikációjához az USA-ban | 9 |
| 5. | Megfigyelések száma országonként | 10 |
| 6. | Hozamszpred alapján recesszió előrejelzése az Európai országokra | 11 |

Bevezetés

A hozamgörbék recesszió előrejelző képességét az 1980-as évek végén kezdték el vizsgálni [pl. Keen, 1989; Stevens, 1989], a '90-es évek végére pedig komoly szakirodalma lett a témának. Ezek a tanulmányok azt vizsgálják, hogy a különböző lejáratú államkötvények hozamainak különbsége időben hogyan alakul, illetve hogy ez a különbség milyen kapcsolatban áll a reálgazdaság teljesítményével. Az empiria azt mutatja, hogy a gazdasági visszaeséseket a hozamgörbék invertálódása előzi meg, ami azt jelenti, hogy a rövid lejáratú állampapírok hozamai magasabbak, mint a hosszú lejáratú állampapíroké, tehát a hozamszpred negatív tartományba kerül. Ekkor tehát a befektetők a rövid távú befektetéseket kockázatosabbnak ítélik meg, mint a hosszú távú befektetéseket, ami ellent mond az általános gazdasági viselkedésnek. Két tipikus elemzés terjedt el: (1) a GDP növekedési rátájának kvantitatív előrejelzése folytonos modellekkel, (2) a recessziók valószínűségének előrejelzése bináris modellekkel. Estrella és szerzőtársai [2003] azt találják, hogy az utóbbi típusú elemzések jobban teljesítenek.

Estrella és Fishkin [1996] egy rövid tanulmányukban amellett érvelnek, hogy a hozamszpredek többek között azért is jó indikátorok, mivel a monetáris politikának erős hatása van rá, és így ezen keresztül a reálgazdaságot is képes lehet befolyásolni. Emellett a hozamszpredek tartalmazzák az inflációs és a kamatlábra vonatkozó várakozásokat is, amelynek szintén fontos szerepet tulajdonítanak a szerzők. Ugyanez a szerzőpáros [Estrella & Mishkin, 1998] egy hosszabb tanulmányukban pénzügyi indikátorok, köztük különböző kamatlábak, részvényárak, monetáris aggregátumok és a hozamszpred előrejelző képességét vizsgálták probit modellek segítségével. Azt találták, hogy míg 1-3 negyedéves időhorizonton a részvényárak és a monetáris aggregátumok egyaránt jól jeleznek előre a mintán kívül, addig az ennél távolibb időpontokra való előrejelzésben egyértelműen a hozamszpred emelkedik ki, és jellemzően önmagában, tehát minden más változó bevonása nélkül teljesít jól. Wright [2006] ezzel ellentétes következtetésre jut, tanulmányában megállapítja, hogy a hozamszpredek önmagukban kevésbé jól jeleznek előre recessziót, mint amikor a modell külön változóként a hozamokat is tartalmazza.

Érdekesség azonban, hogy az előbb idézett tanulmány alapján az utóbbi modellek 2006-ban nem jeleztek előre recessziót, míg a hozamszpredek önmagukban igen. Wright a többváltozós modellnek hitt, később kiderült, hogy tévedett. A 2007-2009-es válságot megelőzően a Federal Reserve egy másik elemzője, Haubrich [2005] is arra a végső következtetésre jut cikkében, hogy nem valószínű, hogy a csökkenő hozamszpredek recessziót jeleznek előre.

A Nagy Recessziót követő időszakban számos további tanulmány született a témában [pl. Rudebusch & Williams, 2009; Chinn & Kucko, 2010], 2017-től pedig ismét laposodott az amerikai hozamgörbe. Bauer és Mertens [2018a] tanulmányukban megállapítják, hogy a hozamszpred kritikus határértéke a 0, tehát egy 0-hoz közeli, de pozitív érték még nem ad okot aggodalomra, viszont a negatív hozamgörbe már vészjósló jelenség. A szerzőpáros amellett érvelt, hogy mivel a pénzügyi válság utáni időszakot amúgy is egy alacsony kamat- és hozamkörnyezet jellemezte, ami történelmi összehasonlításban is különös jelenség, nem vonható le messzemenő következtetés a hozamszpredek alakulása alapján.

2019 elején már sorra írták meg a különböző sajtóorgánumok is, köztük a Forbes, illetve a Bloomberg, hogy az amerikai hozamgörbe laposodik, és csak idő kérdése, hogy inverz hozamgörbéről beszéljünk, ami pedig egy közelgő recesszió gyanúját keltette a közgazdászokban. 2019 augusztusában az amerikai hosszú és rövid távú állampapírhozamok különbsége negatív értéket vett fel [FRED, 2021], a prognosztizált pénzügyi válság helyett azonban a koronavírus járvány következtében nézhettünk, illetve nézhetünk szembe egy komoly gazdasági visszaesssel. Ez a jelenség sokféle spekulációnak és konspirációs elméletnek adott teret, és sok emberben felmerült a kérdés, hogy csupán egy véletlen egybeeséssel nézünk-e szembe.

Chauvet és Potter [2005] tanulmányukban a standard probit modell előrejelző képességét hasonlították össze szofisztikáltabb, kiterjesztett probit modellekével. Az utóbbiak jellemzően hatékonyabban jeleztek előre a mintán kívül, azonban egyedül a standard modell jóslott recessziót 2001 végére a 2001 márciusáig rendelkezésre álló információk alapján. A szerzők amellett érvelnek, hogy ez alapján téves lenne azt a következtetést levonni, miszerint a standard modell jobban teljesít, hiszen a modell rendelkezésére álló információk nem tartalmazták az év szeptember 11-i eseményeit, az Egyesült Államokat ért terrortámadást, ami pedig jelentősen hozzájárult a 2001-es gazdasági visszaeséshez. Nehéz lenne megmondani, hogy ez a kijelentésük magától értetődő-e, ahogy azt is, hogy a 2019-es hozamgörbék előrejelezhetnék-e egy világméretű egészségügyi járvány gazdasági

hatásait, mindenesetre a hozamszpredek kérdése töretlen erővel nyújt ihletet a közgazdászoknak.

Európai hozamgörbék

A hozamgörbék recesszió előrejelző képességének vizsgálatát az amerikai állampapírok ihlették, azonban több tanulmány szentel kitüntetett figyelmet a különböző lejáratú európai államkötvények hozamkülönbségének. Estrella és Mishkin [1996b; 1997] azt találják, hogy a német és a brit hozamszpredek meglehetősen jól teljesítenek a recessziók valószínűségének előrejelzésében – Chinn és Kucko [2010] hasonló eredményre jutnak –, bár a brit hozamszpred esetében gyakori, hogy magas valószínűséget becsül a gazdasági visszaesésnek olyan időszakban, amikor nem következett be recesszió. Vizsgálták továbbá a francia és az olasz hozamgörbéket is, ezek azonban nem bizonyultak a recessziókat előrejelző indikátoroknak. Duarte és szerzőtársai [2005] az euróövezet aggregált adatait használták fel, és probit modellel sikeresen tudták előrejelezni az Európai Gazdasági és Monetáris Uniót érintő recessziókat.

Tanulmányunkban egyrészt az Egyesült Államok „mintapéldáját” elemezzük, másrészt különböző európai országok esetében vizsgáljuk meg a hozamszpredek recesszió előrejelző képességét az elmúlt 25 évre visszatekintően.

Adatok, módszertan

A különböző lejáratú állampapírok hozamaira vonatkozó napi, illetve havi adatokat az investing.com oldaláról, illetve a FRED (2021a) adatbázisából töltöttük le, az egyes országok esetében különböző hosszúságú idősorokat tudtunk kinyerni az adatbázisból, illetve az adatok hiányossága is problémát jelentett. Mivel a modellben felhasznált hozamszpredet két hozam különbségeként definiáltuk, így csak azok az időpontbeli megfigyeléseinket tudtuk felhasználni az elemzéshez, amelyek esetében mindkét adott lejáratú állampapírra volt adatunk. A reál GDP negyedéves, szezonálisan kiigazított értékeit az Eurostat (2021), illetve a FRED (2021b) adatbázisaiból nyertük ki. A hozamszpredek esetében a napi megfigyelések mértani átlagaként definiáltunk negyedéves értékeket.

A szakirodalomban a közgazdászok különböző hozamszpredeket választanak meg. Vannak, akik a vizsgált államkötvény lejáratú idejének különbségének maximalizálását javasolják [pl. Ang és szerzőtársai, 2006], vannak, akik a rövid és közép távú kötvények hozamszpredjeit részesítik előnyben [pl. Estrella és szerzőtársai, 2003], megint mások a standardnak mondható 10 éves és 3 hónapos kötvények hozamainak különbségére esküsznek, bár a vizsgált hozamszpredek jellemzően nagyon hasonló pályát követnek [Bauer & Mertens, 2018b]. Tanulmányunkban mi is több lehetséges kombinációt vizsgálunk meg a különböző országok esetében.

A tanulmányban probit modellt használunk az előrejelző képességek becslésére. A bináris eredményváltozót tartalmazó modellek alapvetően abban térnek el az OLS regresszióktól, hogy az eredményváltozó kétértékű, ami azt implikálja, hogy az Y -ra becsült érték, az előrejelzés tulajdonképpen egy csoportba sorolja az adott megfigyelést, klasszifikál. Az ilyen típusú eredményváltozók modellezésére leggyakrabban használt modellek a lineáris valószínűségi modellek (LPM), a logisztikus és probit modellek. Ezek közül az LPM a legkönnyebben kezelhető modell, azonban jelentős hátránya, hogy az előrejelzési valószínűségek kívül eshetnek a $[0,1]$ intervallumon, illetve az ebben a modellkeretben számított parciális hatások olykor logikailag lehetetlenek [Wooldridge, 2012]. A logit regresszió alap gondolata, hogy bár a lineáris kombinációt megtartjuk, de annak az eredményét egy olyan függvényen eresztjük át, mely a $(-\infty, \infty)$ intervallumot $[0,1]$ -re képi le [Ferenci, 2021].

A probit modell egy ponton tér el alapvetően a logisztikus analízistól. A logittal szemben a probit a P valószínűség logisztikus eloszlásának feltételezése helyett standard normális eloszlásúnak feltételezi a valószínűség eloszlását. Ennek az eloszlásfüggvénynek azonban nincs zárt alakja, így a logit alkalmazása lényegesen egyszerűbb és elterjedtebb is. A probit modellünk ezek alapján a következőképp írható fel:

$$E(Y | X) = P(Y = 1 | X) = \phi(\beta_0 + \beta_{szpred}), \quad (1)$$

ahol $\phi(z) = P(Z < z)$, $Z \sim N(0, 1)$.

A recessziókat reál GDP adatok Hodrick-Prescott-filterezésének segítségével definiáltuk az európai országok esetében, míg az Egyesült Államok esetében az NBER (2021) adatbázisa alapján határoztuk meg azokat. A HP-szűrő formálisan a következőképp írható fel:

$$\min_{\tau} \left(\sum_{t=1}^T (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1})]^2 \right), \quad (2)$$

ahol az első tag azt fejezi ki, mennyire követi jól az idősort a trend, míg a második azt, mennyire simán követi azt le. A lambda együttható határozza meg a kettő közti trade-offot, ezt a szakirodalomban használtaknak megfelelően 1600-nak választottuk meg a negyedéves adatok miatt. A HP-filterezés után megkaptuk a reál GDP ciklikus komponenseit, amelyek a trendtől vett eltérést mutatják. Recesszióként definiáljuk a tanulmányban azokat az időszakokat, amiket a reál GDP negatív ciklikus komponense jellemez.

Tanulmányunkban kiindulópontként az USA esetében vizsgáljuk meg, hogy az Estrella és Mishkin [1996b] által levont következtetések az azóta eltelt 25 évre is implikálhatók-e. Ehhez – az említett szerzőpárostól eltérően, akik a 10 éves és 3 hónapos lejárát melletti állampapírhozamokat használták fel – az általunk hozzáférhető 10 éves és 1 éves lejárátú állampapírhozamok különbségét használtuk fel a modelljeinkben két különböző intervallumon, négy negyedéves késleltetéssel. Reprodukálva az említett tanulmányt a korábbi időszakunk 1962 első negyedévéől 1995 első negyedévéig tart, míg a második 1995 második negyedévéől kezdődik és napjainkig tart. A két időszakban megfigyelhető előrejelző képesség alapján vonunk le következtetéseket az 1996-ös megállapítások mai érvényességével kapcsolatban.

Ezek után azt vizsgáljuk meg, hogy a használt 10 és 1 éves lejárát bizonyul-e a legjobb lejárát-kombinációnak az előrejelzési képesség szempontjából. Ezt követően pedig a vizsgálatunkat kiterjesztjük különböző európai országokra, melyek esetében a leghatékonyabban előrejelző lejárát-kombinációkat alkalmazzuk.

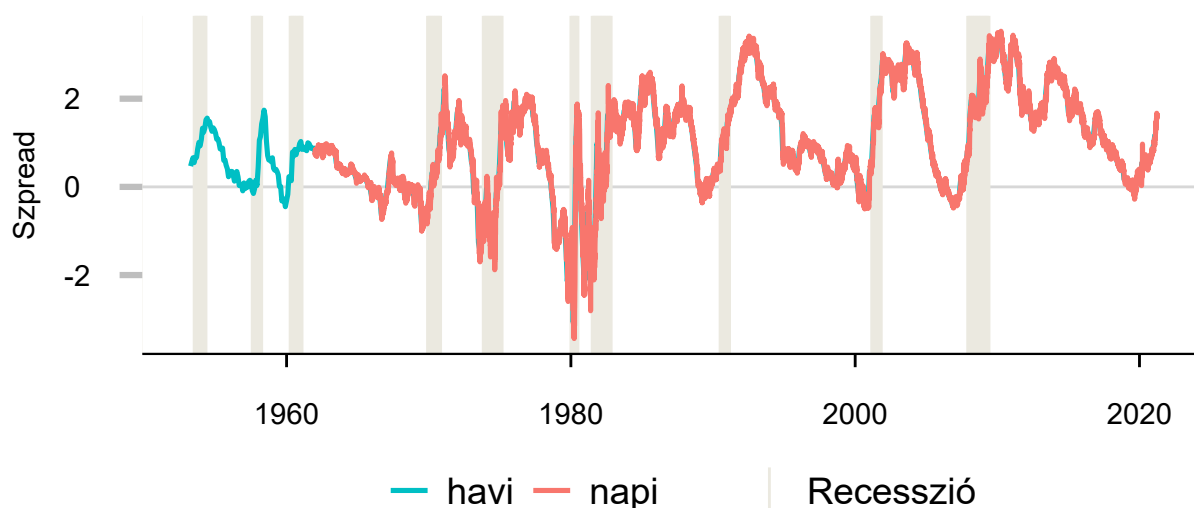
Eredmények

Eredmények az Egyesült Államok adatai alapján

Az Egyesült Államok esetében először az 10 éves lejárátú állampapírhozamok és az 1 éves lejárátú állampapírhozamok különbségének alakulását vetettük össze az NBER által recesszióknak definiált időszakok alakulásával. Az 1. ábrán látható a havi, illetve napi hozamszpredek alakulása, az előbbiek esetében 1953 áprilisától kezdődő, az utóbbiak esetében pedig 1962 januárjától kezdődő és mindkét esetben 2021 márciusáig terjedő időintervallumon. Fontos kiemelni, hogy tanulmányunkban a későbbi lejárátú hozamokból vontuk ki a korábbi, bár a szakirodalomban ritkán, de előfordul, hogy a különbséget a „rövid-hosszú” formában definiálják. A mi eljárásunkból az következik, hogy az ábrán azok az időpontok jelzik a hozamgörbék invertálódását, ahol a hozamszpred a negatív tartományba esik.

Az ábrán jól látható, hogy a recessziókat megelőzően jellemzően 1-2 éves időtávon belül a hozamgörbék invertálódtak, tehát a rövid távú befektetések hozama magasabb volt, mivel a befektetők kockázatosabbnak ítélték meg ezeket az állampapírokat, mint a hosszú lejárátúakat. Ez azzal magyarázható, hogy a befektetők egy közelgő recessziótól tartottak ezekben az időszakokban, és az ábra alapján azt mondhatjuk, hogy ezek a várakozások jellemzően beigazolódtak. Továbbá az ábráról az is leolvasható, hogy a recessziós időszakok közben, néhány esetben már a recesszió kezdete előtt növekednek a hozamszpredek.

Az alkalmazott probit modellt először az Egyesült Államok adatain futtattuk le a 10 éves és 1 éves lejárát különbségeként definiált hozamszpreddel magyarázva a recesszió valószínűségét négy negyedéves késleltetés mellett. Az 1. táblázat különböző hozamszpred értékek mellett mutatja a recesszió modell szerinti valószínűségét az 1995 előtti időszakra, az 1995 utáni időszakra, illetve a teljes időszakra egyaránt. Jól látható, hogy a hozamszpred csökkenésével egyértelműen nő a recesszió valószínűsége négy negyedéves időtávon.



1. ábra. Az 10 és 1 éves hozamszpread és a recessziók közötti együttmozgás az USA-ban

1. táblázat: Recesszió valószínűsége különböző hozamszpredek mellett a négy negyedéves késletéssel készített logit modell alapján

Szpread	95 előtt	95 után	Teljes időszak
1,21%	4,55%	6,13%	5,17%
0,76%	10,38%	12,47%	11,23%
0,46%	16,51%	18,66%	17,41%
0,22%	22,82%	24,77%	23,66%
0,02%	28,99%	30,59%	29,70%
-0,17%	35,49%	36,62%	36,01%
-0,50%	47,73%	47,82%	47,84%
-0,82%	59,81%	58,86%	59,50%
-1,13%	70,70%	68,93%	70,05%
-1,46%	80,50%	78,27%	79,67%
-1,85%	89,11%	86,88%	88,28%
-2,40%	96,06%	94,52%	95,50%

Az 1995 előtt időszak eredményeit összevetve Estrella és Fishkin [1996b] eredményeivel azt láttuk, hogy az adott hozamszpredekhez tartozó valószínűségek a mi számításaink alapján magasabbak, a különbség azonban egyetlen esetben lépi át a 10 százalékpontot, -1,13%-os hozamszpred mellett a mi modellünk 70,70%-os valószínűséggel jelez előre recessziót, míg a hivatkozott tanulmányban ez a valószínűség 60%-os. Összehasonlítva ezeket az eredményeket az 1995 utáni időszak eredményeivel azt láthatjuk, hogy a -0,5%-os értékig a különböző hozamszpredek szerint nagyobb a valószínűsége a recesszióhoz, azonban ezen érték alatt az egyes hozamszpredek kisebb valószínűséget társítanak a recesszióhoz, mint az 1995 előtti megfelelőik. Bauer és Mertens [2018a] azon megállapítása alapján, hogy a hozamszpredek alakulása csupán akkor ad okot az aggodalomra, ha az negatív tartományba esik, arra a következtetésre jutottunk, hogy a hozamszpredek előrejelző képessége az 1995 utáni időszakban kis mértékben csökkent az azt megelőző időszakhoz képest. A teljes időszakhoz tartozó eredmények is azt mutatják, hogy a negatív hozamszpredek a modell szerint jellemzően kisebb valószínűséggel jeleznek előre recessziót, mint csupán a '95 előtti megfigyelések alapján.

A modell klasszifikációs képessége

Bináris modellek klasszifikációs feladatának esetében a modell előrejelző képességének jóságára alapvető mérőszámok a szenzitivitás és a specificitás, illetve az ezek segítségével számított AUC (Area Under the Curve) mérőszám, amit a ROC (Receiver Operating Characteristics) görbe alatti terület nagyságaként definiálhatunk. A modell szenzitivitásának értékét a helyesen klasszifikált 1-ek (esetünkben recesszió bekövetkezése) összes 1-hez viszonyított aránya adja meg. Formálisan ez a következőképp írható fel:

$$\text{Szenzitivitás} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3)$$

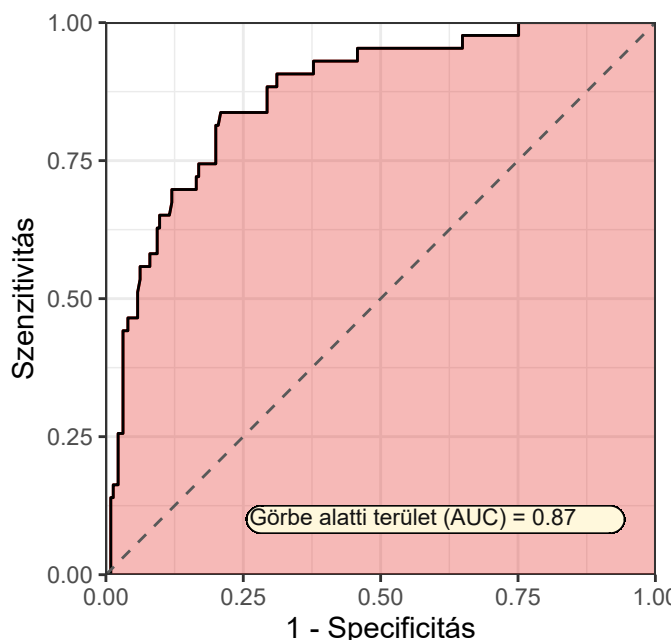
ahol TP (True Positive) jelen esetben azoknak a klasszifikációknak a számára utal, amikor a modell a valósághoz hűen jelzett előre recessziót, FN (False Negative) pedig azokat az eseteket takarja, amikor a modell tévesen nem jelzett előre recessziót.

A specificitás ezzel szemben a helyesen klasszifikált 0-k összes 0-hoz viszonyított arányát adja meg, mely formálisan:

$$\text{Specificitás} = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (4)$$

ahol TN (True Negative) itt azokat a klasszifikációkat foglalja magában, melyek esetében a modell a valósághoz hűen nem jelzett előre recessziót, FP (False Positive) pedig azokat az eseteket, amikor a modell tévesen jelzett előre recessziót.

A ROC görbét egy olyan koordináta-rendszerben tudjuk ábrázolni, melynek y tengelyén a szenzitivitás különböző értékeit, míg az x tengelyen az 1-specificitás különböző értékeit jelenítjük meg 0 és 1 között. A modellünk alapján kirajzolható ROC görbét a 2. ábra mutatja.



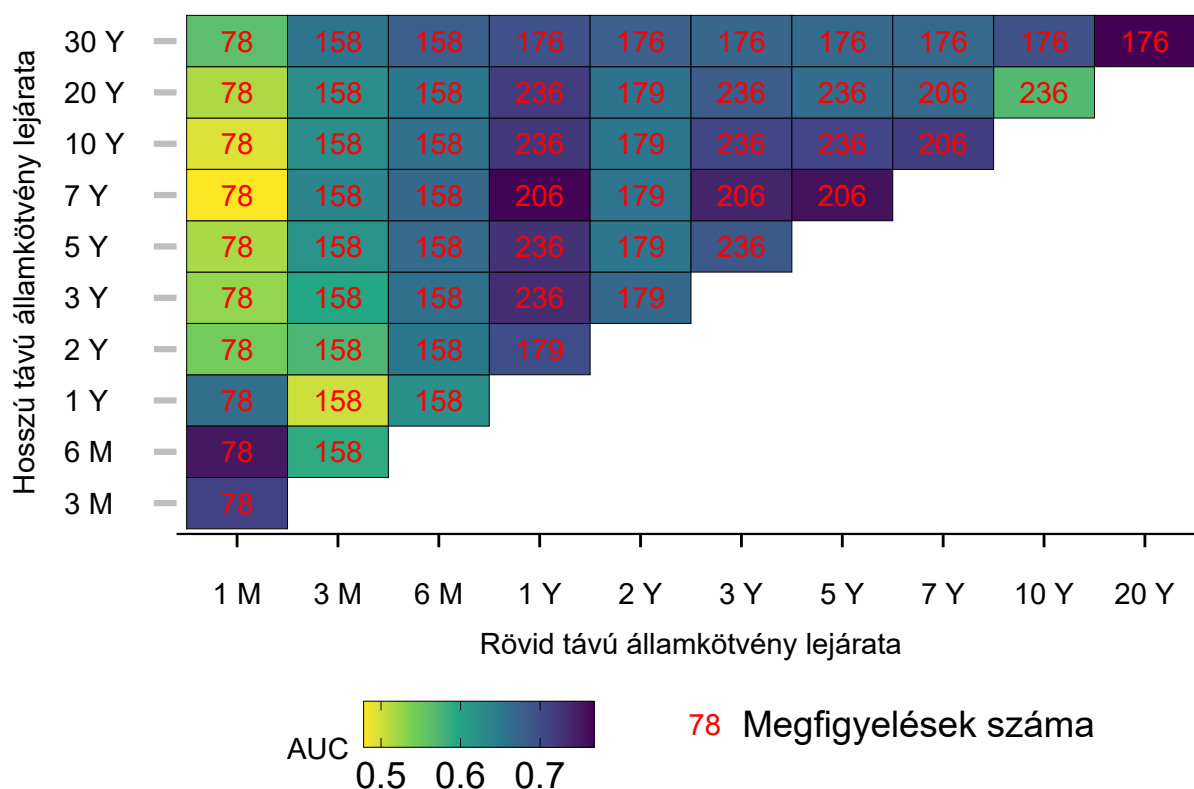
2. ábra. Az 10 és 1 éves hozamszpread alapján készített probit-modell ROC görbéje

A ROC görbe alatti terület nagysága alapján az AUC (Area under the ROC Curve) mérőszámra 0,87-es értéket kaptunk. Mivel a vizsgált modell klasszifikációs képessége annál jobb, minél közelebb esik az 1-hez

az AUC, ezért esetünkben megállapítható, hogy az a modell, melyben a hozamszpreadet a 10 éves és 1 éves lejáratú állampapírhozamok különbségeként definiáltuk, többnyire sikeresen jelez előre.

A különböző lejárat-kombinációk összehasonlítása

Ahogy azt korábban említettük, a szakirodalomban nincs teljes konszenzus arra vonatkozóan, hogy melyik lejárat-kombináció jelzi előre a recessziókat a legsikeresebben. Tanulmányunkban megvizsgáltuk, hogy a különböző kombinációkhoz milyen AUC érték tartozik. A kapott eredményeket a 3. ábra mutatja.



3. ábra. Különböző hozamszpreadek recesszió előrejelző képességének vizsgálata az USA esetében

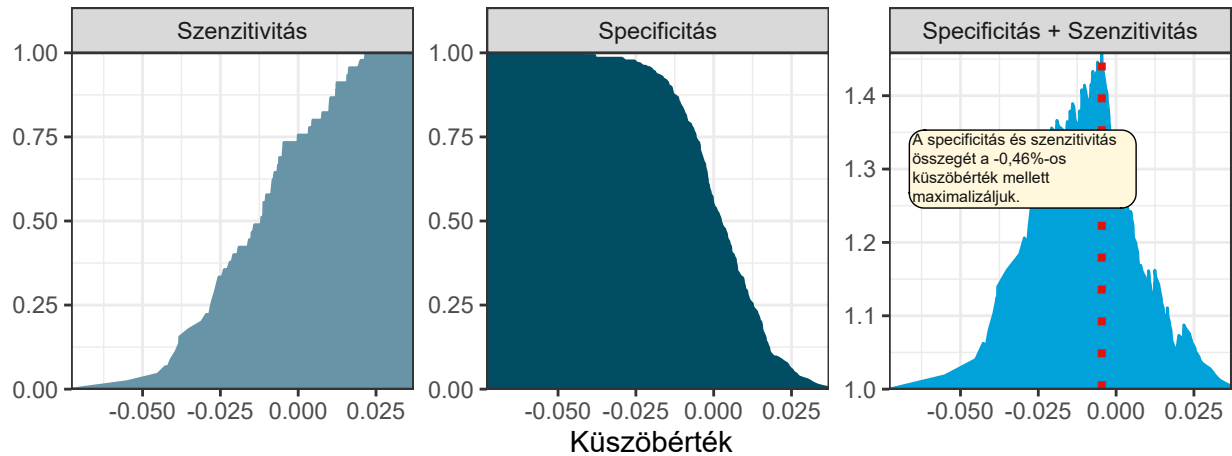
A megfigyelések száma értelemszerűen attól függött, hogy hány esetben fértünk hozzá a kombináció mindkét lejáratkonstrukciójának adataihoz, így viszonylag nagy a szórása a megfigyelések számának.

Az ábra lényegi mondanivalója azonban az, hogy az AUC mérőszám nem a kiinduló modellünk esetében veszi fel a legmagasabb értékét, hanem a 7 éves és 1 éves lejáratú állampapírok különbségének esetében. Ez azért is érdekes, mert ezt a kombinációt egyik általunk olvasott szakirodalom sem ajánlja, bár jóindulattal nevezhető a 7 éves időtáv közép távnak, ekkor pedig egybecseng az eredményünk Estrella és szerzőtársai [2003] eredményével. A sokszor használt 10 éves és 3 hónapos kombináció a mi eredményeink szerint egy sokadik legjobb megoldás, azonban a rövid lejáratok kombinációinak jó teljesítménye összhangban van azokkal az állításokkal, miszerint a hozamgörbék előrejelző képessége elsősorban a rövid távú hozamok változásától függ. Továbbá megállapítható az is, hogy az 1 éves rövid lejárat minden általunk vizsgált hosszú lejárat mellett jól teljesít, így ennek az állampapír hozamának kiemelt szerepet tulajdoníthatunk a recessziók előrejelzésében.

A recessziós időszakok definiálása a GDP ciklikus komponenseinek segítségével

Ahhoz, hogy a modellünk kiterjeszthető legyen európai országokra is, meg kellett határozni azt, hogy a GDP ciklikus komponensének milyen küszöbértéke mellett beszélhetünk recesszióról, mivel ezen térség esetében nem állt rendelkezésünkre az NBER-hez hasonló besorolás.

Az Egyesült Államok adatain vizsgáltuk meg, hogy a GDP Hodrick-Prescott szűrő segítségével előállított ciklikus komponense miként tudja reprodukálni az NBER által definiált recessziókat.



4. ábra. Optimális küszöbérték megállapítása recesszió klasszifikációjához az USA-ban

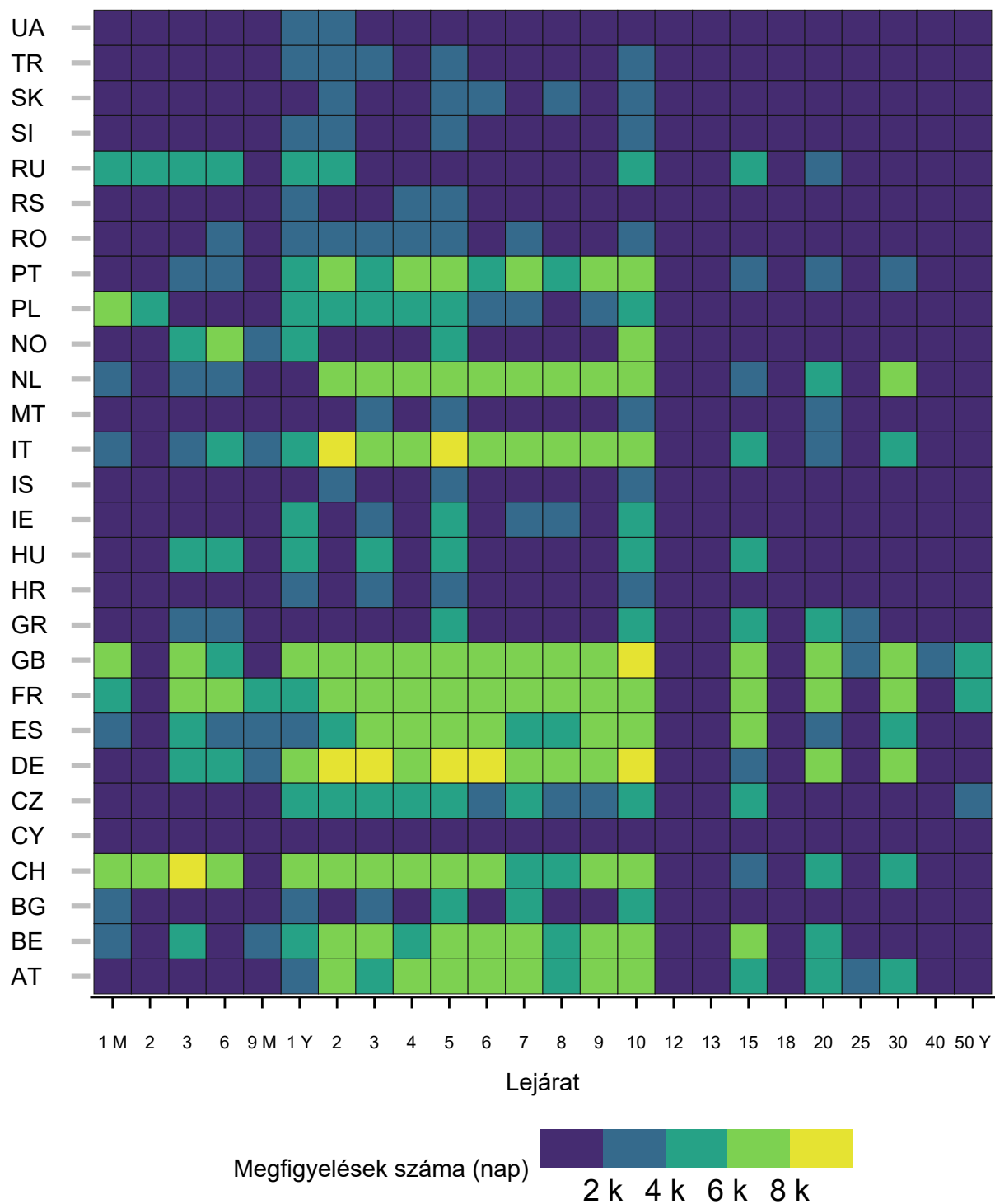
A kapott eredmények alapján megállapítható, hogy a GDP ciklikus komponensének -0,46%-os értéke határozható meg küszöbértékként. Ennek értelmében a reál GDP HP-filterezéséből nyert adatok alapján az európai országok esetében azokat az időszakokat tudjuk recesszióként definiálni, melyek során a ciklikus komponens -0,46% vagy annál kisebb értéket vett fel.

A modell kiterjesztése európai országokra

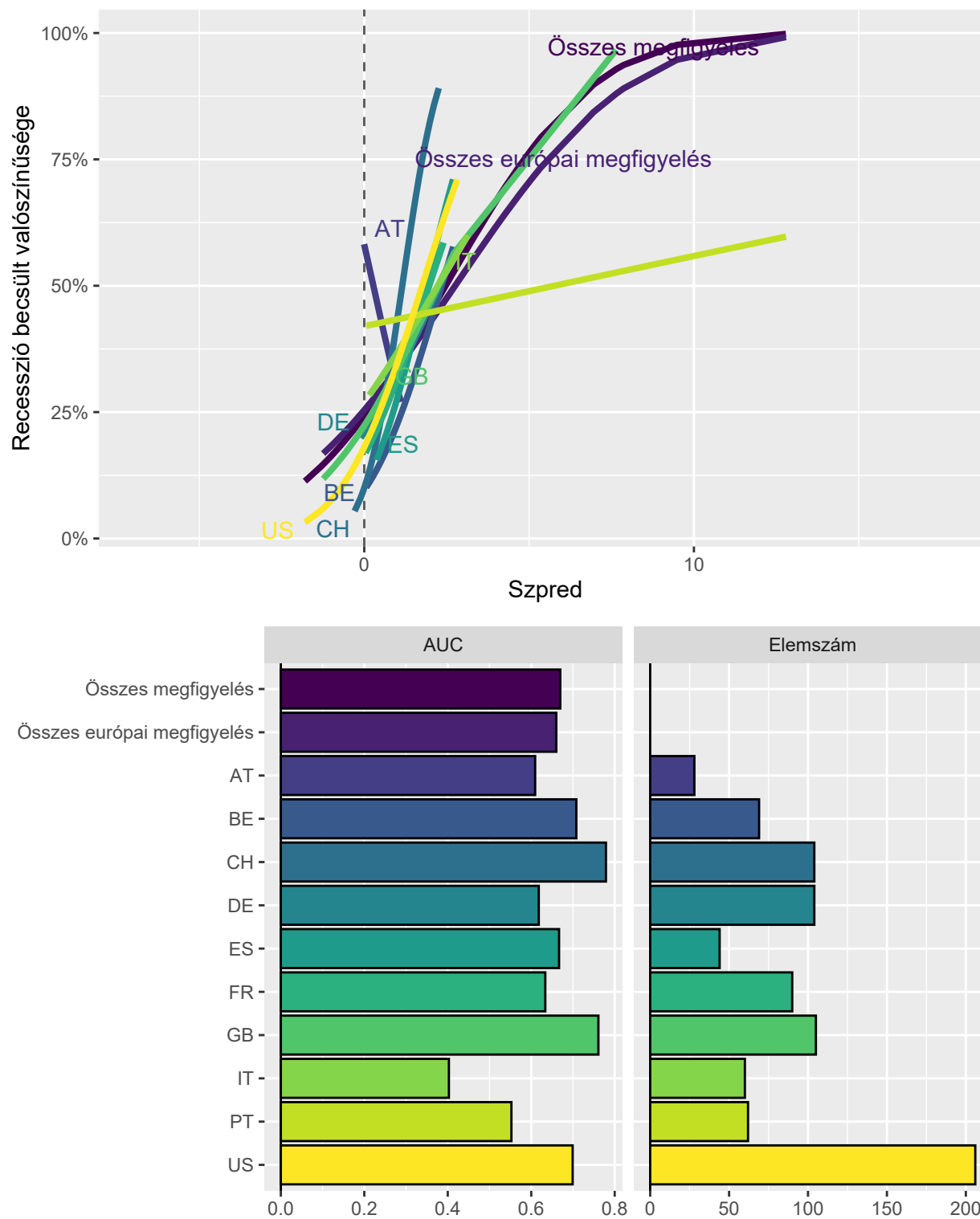
Az Egyesült Államok adatai alapján kapott eredmények alapján végeztük el a modell kiterjesztését európai országokra, tehát a 7 éves és 1 éves hozamok különbségét használtuk fel ugyanabban a modellben, amit az előzőekben használtunk, illetve a recessziókat a GDP ciklikus komponensének -0,46%-os küszöbértéke alapján definiáltuk. Az adatbázisunk tartalmazza Ausztria, Belgium, Bulgária, Svájc, Ciprus, Csehország, Németország, Spanyolország, Franciaország, Nagy-Britannia, Horvátország, Magyarország, Írország, Málta, Hollandia, Lengyelország, Portugália, Románia, Szerbia, Szlovénia, és Szlovákia különböző lejáratú állampapírjainak hozamait. A megfigyelések számait az országok és a lejáratok függvényében az 5. ábra mutatja.

Jól látszik, hogy több ország esetében is problémát okoz az adathiány, emiatt a kiterjesztést csak bizonyos országok körében végeztük el, ezek a következők: Ausztria, Belgium, Svájc, Németország, Spanyolország, Franciaország, Nagy-Britannia, Olaszország, illetve Portugália. Miután a kiterjesztést leszűkítettük a felsorolt országokra, lefuttatuk ezen országok adatain is a probit modellt, melyben a magyarázóváltozóként használt hozamszprednek a 7 éves és 1 éves lejáratú állampapírhozamok különbségét választottuk a korábbi eredményeink alapján.

A 6. ábra felső panelje azt mutatja meg, hogy a különböző hozamszpred értékek mellett a modell alapján mekkora a valószínűsége egy négy negyedéves recesszióknak. Jól látható, hogy a kirajzolt görbe egyedül Ausztria esetében negatív meredekségű, ami az előzetes várakozásoknak ellentmondó kapcsolatra utal a hozamszpred és a recesszió valószínűsége között. Fontos azonban kiemelni, hogy az itt vizsgált országok körében Ausztria esetében rendelkezünk a legkevesebb megfigyeléssel, ami nagyban hozzájárulhat ehhez az eredményhez.



5. ábra. Megfigyelések száma országonként



6. ábra. Hozamszpred alapján recesszió előrejelzése az Európai országokra

A 6. ábra alsó paneljéről olvashatók le az egyes országokhoz tartozó AUC értékek, melyek alapján azt mondhatjuk, hogy a vizsgált európai hozamgörbék többségében esetében is megfigyelhető a jó recesszió előrejelző képesség. A belga, svájci és brit adatokon futtatott modell az Egyesült Államok modelljénél is jobban teljesít ezen mérőszám alapján, illetve az összes európai megfigyelésen futtatott modell teljesítménye alig marad el az Egyesült Államokétól.

Következtetések, összegzés

Tanulmányunkban egy probit modell segítségével először azt vizsgáltuk, hogy az Egyesült Államok esetében megfigyelt, 10 éves és 1 éves lejáratú állampapírhozamok különbségeként definiált hozamszpred négy negyedéves időtávon való előrejelzőképessége változott-e az elmúlt 25 évben az 1995 előtti időszakhoz képest. Azt találtuk, hogy bár enyhén, de csökkent a hozamszpredek előrejelzési képessége a második időszakra.

Ezután az Egyesült Államok adatait felhasználva kerestük meg a recessziókat leghatékonyabban előrejelző lejáratkombinációt. Az eredményeink alapján a 7 éves és 1 éves hozamok különbsége teljesít a legjobban az előrejelzésben.

Mielőtt a modellt kiterjesztettük, megkerestük a GDP ciklikus komponensének azt a 0,46%-os küszöbértékét, ami alatt elmondható, hogy egy gazdaság recesszióban van. Az eddigi eredményeket felhasználva lefuttattuk a modellt különböző európai országok esetében is, és azt találtuk, hogy egyes országok modelljei az Egyesült Államokénál is hatékonyabban jelez előre. Ezek alapján elmondható, hogy a modell nem csak az Egyesült Államok adatain működik.

Az eredményeink alapján Nagy-Britannia, Svájc és Belgium esetében kiemelkedő a modell klasszifikációs képessége, míg Olaszország és Portugália esetében az AUC mutató viszonylag alacsony értéket vett fel, a többi vizsgált ország modellje pedig nagyjából azonos, 0,6-os érték körüli AUC mutatóval dicsekedhet. Ezeket az eredményeket összevetettük az IMF [2021] Financial Development indexével, mely az adott gazdaságok pénzüpiaci fejlettségét hivatott mérni. Azt találtuk, hogy az eredményeink nagyrészt összhangban vannak azzal a feltételezéssel, hogy a fejlettebb pénzügyi piacok esetében jobb a hozamszpredek recesszió előrejelző képessége, mivel ezen index alapján Svájc és Nagy-Britannia kiemelkedően teljesít, míg pl. az olaszok és a portugálok alacsonyabb indexet értek el az évek során az IMF megítélése szerint. Belgium viszont a modellünk alapján jól teljesít, ennek ellenére viszonylag alacsony az FD indexe, ebből pedig arra következtethetünk, hogy a pénzüpiaci fejlettségen túl egyéb tényezők is befolyásolják a hozamszpredek előrejelző képességét.

További elemzések elvégzéséhez érdemes lenne a modellbe egyéb magyarázóváltozókat is bevonni, hogy teljesebb képet kapjunk arra vonatkozóan, hogyan alakultak a múltban a pénzügyi és reál mutatók a válságokat megelőzően. Egy ilyen kép hozzásegítheti a közgazdászokat ahhoz, hogy a jövőben időben észrevegyék, ha a gazdaság egy recesszió felé tart, és magabiztosan intervenáljanak a megfelelő eszközökkel.

Hivatkozások

- Ang, A., Piazzesi, M. & Wei, M. (2006), ‘What does the yield curve tell us about gdp growth?’, *Journal of econometrics* **131**(1-2), 359–403.
- Bauer, M. D. & Mertens, T. M. (2018), ‘Economic forecasts with the yield curve’, *FRBSF Economic Letter* **7**, 8–07.
- Bauer, M. D., Mertens, T. M. et al. (2018), ‘Information in the yield curve about future recessions’, *FRBSF Economic Letter* **20**, 1–5.
- Chauvet, M. & Potter, S. (2005), ‘Forecasting recessions using the yield curve’, *Journal of forecasting* **24**(2), 77–103.
- Chinn, M. D. & Kucko, K. J. (2010), The predictive power of the yield curve across countries and time, Technical report, National Bureau of Economic Research.
- De Grauwe, P. (2012), *Lectures on behavioral macroeconomics*, Princeton University Press.
- De Grauwe, P. & Grimaldi, M. (2018), *The exchange rate in a behavioral finance framework*, Princeton University Press.
- Estrella, A. & Mishkin, F. S. (1996a), The yield curve as a predictor of recessions in the united states and europe’, *The Determination of Long-Term Interest Rates and Exchange Rates and the Role of Expectations. Basel: Bank for International Settlements* .
- Estrella, A. & Mishkin, F. S. (1996b), The yield curve as a predictor of us recessions’, *Current issues in economics and finance* **2**(7).
- Estrella, A. & Mishkin, F. S. (1997), The predictive power of the term structure of interest rates in europe and the united states: Implications for the european central bank’, *European economic review* **41**(7), 1375–1401.
- Estrella, A. & Mishkin, F. S. (1998), ‘Predicting us recessions: Financial variables as leading indicators’, *Review of Economics and Statistics* **80**(1), 45–61.
- Estrella, A., Rodrigues, A. P. & Schich, S. (2003), ‘How stable is the predictive power of the yield curve? evidence from germany and the united states’, *Review of Economics and Statistics* **85**(3), 629–644.
- Haubrich, J. G. et al. (2006), Does the yield curve signal recession?’, *Federal Reserve Bank of Cleveland* **15**.
- International Monetary Fund (n.d.), ‘Financial development’.
URL: <https://data.imf.org>
- Keen, H. (1989), The yield curve as a predictor of business cycle turning points’, *Business Economics* pp. 37–43.
- Stevens, E. J. et al. (1989), ‘Is there a message in the yield curve?’, *Economic Commentary, Federal Reserve Bank of Cleveland*, (March 15, 1989) .
- Stevenson, B. & Wolfers, J. (2011), Trust in public institutions over the business cycle’, *American Economic Review* **101**(3), 281–87.
- Tamás, F. (2018), ‘A logisztikus regresszió és az általánosított lineáris modell’.
URL: http://www.medstat.hu/oktatas/okometriaI/FerenciTamas_OkonometriaI_ALogisztikusRegresszioEsAzAltalanositottLinearisModell_lecturenote.pdf
- Wooldridge, J. M. (2012), ‘Introductory econometrics: a modern approach (upper level economics titles)’, *Southwestern College Publishing* **41**, 673–690.
- Wright, J. H. (2006), The yield curve and predicting recessions’.

Függelék: R kódok

```
1  # Set up -----
2
3  ## Packages =====
4
5  library(tidyverse)
6  library(patchwork)
7  library(knitr)
8  library(ggthemes)
9  load("C:/school/szem_8/TDK-yieldcurve/yieldcurve/dat.RData")
10 # find the cleaning process in data_cleaning.R
11
12 ## Gg theme =====
13
14 update_geom_defaults("point", list(fill = "#595959",
15                                     shape = 21,
16                                     color = "black",
17                                     size = 1.4))
18 update_geom_defaults("line",
19                       list(color = "#E3120B", size = .9))
20
21 update_geom_defaults("smooth", list(color = "red4", size = .9))
22
23 update_geom_defaults("density",
24                       list(color = "#B6B6B6", fill = "#B6B6B6",
25                             alpha = .3, size = 1.4))
26
27 extrafont::loadfonts(device="win")
28
29 theme_set(
30   theme_economist_white(gray_bg = F) + theme(
31     axis.ticks.length = unit(5, "points"),
32     axis.ticks.y = element_line(colour = "gray", size=1.1),
33     axis.ticks.length.y = unit(.3, "cm"),
34     panel.grid.major = element_blank(),
35     plot.title = element_text(margin = margin(t = 0, r = 0, b = 10, l = 0)),
36     axis.title = element_text(margin = margin(t = 10, r = 10, b = 0, l = 0)),
37     legend.position = 'bottom'
38   )
39 )
40
41 library(rvest)
42 dat_NBER <- read_html(
43   'https://www.nber.org/research/data/us-business-cycle-expansions-and-contractions') %>%
44   html_table(fill = T) %>%
45   .[[1]] %>%
46   janitor::clean_names() %>%
47   tibble() %>%
48   {
49     df <- .
50     df[-1, ] %>%
51       set_names(as.character(df[1,]))
52   } %>%
```

```
53 janitor::clean_names() %>%
54 transmute(
55   start = lubridate::ym(paste(peak_year, peak_month)),
56   end = lubridate::ym(paste(trough_year, trough_month))
57 ) %>%
58 na.omit() %>%
59 apply(1, function(x) {
60   seq.Date(from = lubridate::ymd(x[1]), to = lubridate::ymd(x[2]), by = "month")
61 }) %>%
62 reduce(c) %>%
63 {tibble(date = lubridate::ymd(.))}
64
65 dat_US_yield %>%
66   transmute(
67     date,
68     napi = DGS10 - DGS1,
69     havi = GS10 - GS1
70   ) %>%
71   pivot_longer(-1) %>%
72   na.omit() %>%
73   ggplot(aes(date, value, color = name)) +
74   geom_hline(yintercept = 0, color = '#D7D7D7') +
75   geom_vline(data = dat_NBER, mapping = aes(xintercept = dat_NBER$date,
76                                             linetype = 'Recesszió'),
77             color = '#EBE9E0')
78   ) +
79   geom_line() +
80   scale_color_discrete(direction = -1) +
81   labs(x = NULL, y = 'Szpread', color = NULL, linetype = NULL)
82
83 dat_NBER %>%
84   mutate(recession = T) %>%
85   merge(dat_US_yield, all.y = T) %>%
86   mutate(recession = ifelse(is.na(recession), F, T)) %>%
87   mutate(
88     date = lubridate::yq(paste0(str_sub(as.character(date), end = 4), 'Q',
89                                ((as.numeric(str_sub(as.character(date), start = 6,
90                                                         end = 7)) - 1) %/% 3 + 1)))
91   ) %>%
92   group_by(date) %>%
93   summarise(recession = sum(recession), GS1 = mean(GS1, na.rm = T),
94             GS10 = mean(GS10, na.rm = T)) %>%
95   ungroup() %>%
96   mutate(
97     recession = ifelse(recession > 0, T, F),
98     spread = GS10 - GS1,
99     spread = lag(spread, 4),
100    date_interval = ifelse(date < lubridate::ymd('1995-04-01'), '95 előtt', '95 után')
101  ) %>%
102  {rbind(., mutate(., date_interval = 'teljes'))} %>%
103  group_by(date_interval) %>%
104  group_map(~ .x) %>%
105  lapply(function(x) {
```

```

106   glm(data = x, formula = recession~spread,
107        family = binomial(link = "probit")) %>%
108     broom::augment(newdata = tibble(spread = c(1.21, 0.76, 0.46, 0.22, 0.02, -0.17,
109                                                -0.5, -0.82, -1.13, -1.46, -1.85, -2.4)),
110        type.predict = "response") %>%
111     select(.fitted)
112 }) %>%
113 reduce(cbind) %>%
114 set_names('95 előtt', '95 után', 'Teljes időszak') %>%
115 mutate(
116   Szspread = c(1.21, 0.76, 0.46, 0.22, 0.02, -0.17,
117               -0.5, -0.82, -1.13, -1.46, -1.85, -2.4)/100
118 ) %>%
119 select(Szspread, everything()) %>%
120 mutate_all(function(x) scales::percent(x, accuracy = .01, decimal.mark = ',')) %>%
121 knitr::kable(caption = paste0(
122   'Recesszió valószínűsége különböző hozamszpreadek mellett a ',
123   'négy negyedéves késletéssel készített logit modell alapján'
124 ), align = c('c', 'c', 'c', 'c'))
125
126 USA_1_10_roc <- dat_NBER %>%
127   mutate(recession = T) %>%
128   merge(dat_US_yield, all.y = T) %>%
129   mutate(recession = ifelse(is.na(recession), F, T)) %>%
130   mutate(
131     date = lubridate::yq(paste0(str_sub(as.character(date), end = 4), 'Q',
132                                ((as.numeric(str_sub(as.character(date), start = 6,
133                                                         end = 7)) - 1) %/% 3 + 1)))
134   ) %>%
135   group_by(date) %>%
136   summarise(recession = sum(recession), GS1 = mean(GS1, na.rm = T),
137             GS10 = mean(GS10, na.rm = T)) %>%
138   ungroup() %>%
139   mutate(
140     recession = ifelse(recession > 0, T, F),
141     spread = GS10 - GS1,
142     spread = lag(spread, 4)
143   ) %>%
144   glm(formula = recession ~ spread,
145        family = binomial(link = "probit")) %>%
146   broom::augment(type.predict = "response") %>%
147   {pROC::roc(.$recession, .$fitted)}
148
149 USA_1_10_roc %>%
150   {tibble(spec = .$specificities, sens = .$sensitivities)} %>%
151   arrange(spec, sens) %>%
152   ggplot(aes(x=1-spec, y=sens)) +
153   geom_ribbon(aes(ymin = 0, ymax = sens), color = '#E3120B', fill = '#E3120B',
154             alpha = .3) +
155   geom_line() +
156   scale_color_viridis_d() +
157   geom_abline(slope = 1, linetype = 2, color = '#595959') +
158   ggtext::geom_textbox(

```

```

159   aes(x = .6, y = .1),
160   label = paste('Görbe alatti terület (AUC) =', format(as.numeric(USA_1_10_roc$auc),
161                                                         digits = 2)),
162   size = 3, show.legend = F, color = '#121212',
163   fill = "cornsilk", box.color = "black", width = unit(5, 'cm'),
164   box.padding = unit(.04, 'cm')
165 ) +
166 scale_x_continuous(expand = c(0,0)) +
167 scale_y_continuous(expand = c(0,0)) +
168 theme_bw() +
169 labs(x = '1 - Specificitás', y = 'Szenzitivitás')
170
171 dat_NBER %>%
172   mutate(recession = T) %>%
173   merge(dat_US_yield, all.y = T) %>%
174   mutate(recession = ifelse(is.na(recession), F, T)) %>%
175   mutate(
176     date = lubridate::yq(paste0(str_sub(as.character(date), end = 4), 'Q',
177                                   ((as.numeric(str_sub(as.character(date), start = 6,
178                                                         end = 7)) - 1) %/% 3 + 1)))
179   ) %>%
180   group_by(date) %>%
181   summarise_all(.funs = function(x) mean(x, na.rm = T)) %>%
182   ungroup() %>%
183   mutate(
184     recession = ifelse(recession > 0, T, F)
185   ) %>%
186   mutate_at(-c(1:2), function(x) lag(x)) %>%
187   select(-GS10, -GS1) %>%
188   {
189     combinations <- expand.grid(short = names(.)[-c(1, 2)], long = names(.)[-c(1, 2)],
190                                 stringsAsFactors = F) %>%
191     mutate_all(.funs = function(x) {
192       ifelse(str_detect(x, 'M'), paste(str_remove_all(x, '\\D'), 'M'),
193             paste(str_remove_all(x, '\\D'), 'Y')) %>%
194       factor(levels = c(paste(1:12, 'M'), paste(1:50, 'Y')), ordered = T)
195     }) %>%
196     filter(long > short)
197
198     apply(combinations, 1, function(x) {
199       df <- rename_at(., -c(1:2), .funs =
200         function(x) ifelse(str_detect(x, 'M'),
201                             paste(str_remove_all(x, '\\D'), 'M'),
202                             paste(str_remove_all(x, '\\D'), 'Y'))) %>%
203       select(date, recession, x[1], x[2]) %>%
204       na.omit() %>%
205       mutate(spread = long - short)
206       auc <- glm(data = df, formula = recession~spread,
207                 family = binomial(link = "probit")) %>%
208       broom::augment(type.predict = "response") %>%
209       {pROC::roc(.$recession, .$fitted)} %>%
210       .$auc
211       tibble(short = x[1], long = x[2], n = nrow(df), auc = as.numeric(auc))

```

```

212   })
213 } %>%
214 reduce(rbind) %>%
215 mutate_at(1:2, .funcs = function(x) {
216   ifelse(str_detect(x, 'M'), paste(str_remove_all(x, '\\D'), 'M'),
217         paste(str_remove_all(x, '\\D'), 'Y')) %>%
218   factor(levels = c(paste(1:12, 'M'), paste(1:50, 'Y')), ordered = T)
219 }) %>%
220 ggplot() +
221   geom_tile(aes(short, long, fill = auc), color = 'black') +
222   geom_text(aes(short, long, label = n, color = 'Megfigyelések száma')) +
223   scale_fill_viridis_c(direction = -1, guide = guide_colorbar(
224     frame.colour = 'black',
225     ticks.colour = 'black')) +
226   scale_color_manual(values = c('red')) +
227   guides(
228     color = guide_legend(
229       override.aes = aes(label = "78")
230     )
231   ) +
232   labs(fill = 'AUC', x = 'Rövid távú államkötvény lejárat',
233        y = 'Hosszú távú államkötvény lejárat', color = NULL)
234
235 dat_gdp <- dat_gdp %>%
236   arrange(date) %>%
237   group_by(country) %>%
238   group_modify(~ mutate(.x,
239                         trend = mFilter::hpfiler(values, freq = 1600)$trend[,1],
240                         cycle = mFilter::hpfiler(values, freq = 1600)$cycle))
241
242 tune_nber_df <- dat_gdp %>%
243   filter(country == 'US') %>%
244   mutate(cycle = (cycle + trend)/trend - 1) %>%
245   merge(mutate(dat_NBER, nber = T), all.x = T) %>%
246   mutate(nber = ifelse(is.na(nber), F, T)) %>%
247   select(cycle, nber) %>%
248   {pROC::roc(.$nber, .$cycle)} %>%
249   {tibble(threshold = .$thresholds, spec = .$specificities, sens = .$sensitivities)} %>%
250   mutate(total = spec + sens)
251
252 tune_nber_df %>%
253   pivot_longer(-1) %>%
254   mutate(ymin = ifelse(name == 'total', 1, 0)) %>%
255   mutate(value = ifelse(name == 'total' & value < 1, 1, value)) %>%
256   filter(threshold != Inf & threshold != -Inf) %>%
257   ggplot(aes(threshold, value, color = name, fill = name)) +
258   scale_x_continuous(expand = c(0, 0)) +
259   geom_ribbon(aes(ymin = ymin, ymax = value), show.legend = F) +
260   geom_blank(data =
261     data.frame(name = c('spec', 'spec', 'sens', 'sens', 'total', 'total'),
262                value = c(0, 1, 0, 1, 1, 1.4),
263                threshold = rep(0, 6))) +
264   scale_y_continuous(expand = c(0, 0)) +

```

```

265 facet_wrap(~ name, nrow = 1, scales = 'free_y',
266             labeller = as_labeller(c('spec' = 'Specifícitás',
267                                     'sens' = 'Szenzítívitás',
268                                     'total' = 'Specifícitás + Szenzítívitás'
269                                     ))) +
270 theme_bw() +
271 scale_fill_economist() +
272 scale_color_economist() +
273 labs(x = 'Küszöbérték', y = NULL) +
274 geom_vline(data = data.frame(name = 'total',
275                               threshold = tune_nber_df$threshold[tune_nber_df$total ==
276                               max(tune_nber_df$total)]),
277            aes(xintercept = threshold), linetype = 3, color = '#E3120B', size = 1.4) +
278 ggtext::geom_textbox(
279   data = tibble(threshold = -.03, value = 1.3, name = 'total'),
280   label = paste0('A specifícitás és szenzítívitás összegét a ',
281                 scales::percent(
282                   tune_nber_df$threshold[tune_nber_df$total ==
283                   max(tune_nber_df$total)],
284                   accuracy = .01, decimal.mark = ','),
285                 '-os küszöbérték mellett maximalizáljuk. '),
286   size = 2.1, show.legend = F, color = '#121212',
287   fill = "cornsilk", box.color = "black", width = unit(3, 'cm'),
288   box.padding = unit(.04, 'cm')
289 )
290
291 dat_yields %>%
292   group_by(country, maturity) %>%
293   summarise(n = n()) %>%
294   ungroup() %>%
295   pivot_wider(names_from = maturity, values_fill = 0, values_from = n) %>%
296   pivot_longer(-1, names_to = 'maturity', values_to = 'n') %>%
297   mutate(maturity = factor(maturity, levels = c(paste(1:12, 'M'), paste(1:50, 'Y')),
298                            ordered = T)) %>%
299   ggplot(aes(maturity, country, fill = n)) +
300   geom_tile(color = '#121212') +
301   scale_x_discrete(labels = function(x) ifelse(x %in% c('1 M', '9 M', '1 Y', '50 Y'), x,
302                                                str_remove_all(x, '\\D'))) +
303   scale_fill_viridis_b(breaks = 1:4*2000, labels = paste(1:4*2, 'k')) +
304   theme(legend.key.width = unit(1, 'cm'), axis.text.x = element_text(size = 8)) +
305   labs(y = NULL, x = 'Lejárat', fill = 'Megfigyelések száma (nap)')
306
307 dat_parsed <- pivot_longer(dat_US_yield, -1) %>%
308   filter(str_detect(name, 'DGS')) %>%
309   transmute(date, country = 'US',
310             maturity = ifelse(str_detect(name, 'M'),
311                               paste(str_remove_all(name, '\\D'), 'M'),
312                               paste(str_remove_all(name, '\\D'), 'Y')) %>%
313             factor(levels = c(paste(1:12, 'M'), paste(1:50, 'Y')), ordered = T),
314             value = value
315   ) %>%
316   rbind(
317     dat_yields %>%

```

```

318   select(date, country, maturity, value = price) %>%
319   mutate(
320     maturity = ifelse(str_detect(maturity, 'M'),
321                       paste(str_remove_all(maturity, '\\D'), 'M'),
322                       paste(str_remove_all(maturity, '\\D'), 'Y')) %>%
323     factor(levels = c(paste(1:12, 'M'), paste(1:50, 'Y')), ordered = T)
324   )
325 ) %>%
326   mutate(
327     date = lubridate::yq(paste0(str_sub(as.character(date), end = 4), 'Q',
328                                ((as.numeric(str_sub(as.character(date), start = 6,
329                                                         end = 7)) - 1) %/% 3 + 1)))
330   ) %>%
331   group_by(date, country, maturity) %>%
332   summarise(value = mean(value, na.rm = T)) %>%
333   ungroup() %>%
334   mutate(
335     maturity = as.character(maturity),
336     maturity = paste0(str_remove_all(maturity, '\\d'),
337                       str_remove_all(maturity, '\\D')) %>%
338     trimws()
339   ) %>%
340   pivot_wider(names_from = maturity, values_from = value) %>%
341   merge(dat_gdp) %>%
342   mutate(
343     cycle = (cycle + trend) / trend - 1,
344     recession = ifelse(cycle < -.0046, T, F)
345   )
346 eu_mods <- dat_parsed %>%
347   filter(country %in% c('US', 'PT', 'NL', 'IT', 'GB', 'FR', 'ES', 'DE', 'CH',
348                        'BE', 'AT')) %>%
349   {rbind(rbind(., mutate(., country = 'total')), mutate(filter(., country != 'US'),
350                                                         country = 'EU'))} %>%
351   mutate(
352     spread = Y7 - Y1,
353     recession = factor(recession)
354   ) %>%
355   select(date, country, spread, recession) %>%
356   na.omit() %>%
357   group_by(country) %>%
358   group_map(
359     ~ glm(formula = recession~spread,
360            family = binomial(link = "probit"), data = .x) %>%
361     {list(model = ., country = .x$country[1])}, .keep = T
362   )
363
364 mod_output <- lapply(eu_mods, function(x) {
365   mod_augment <- x$model %>%
366   broom::augment(type.predict = "response")
367   mod_augment$auc <- mod_augment %>%
368   {pROC::roc(.$recession, .$fitted)} %>%
369   .$auc %>%
370   as.numeric()

```

```

371 mod_augment$country <- x$country
372 mod_augment
373 }) %>%
374   reduce(rbind) %>%
375   mutate(country = case_when(
376     country == 'total' ~ 'Összes megfigyelés',
377     country == 'EU' ~ 'Összes európai megfigyelés',
378     T ~ country
379   ),
380   country = factor(country, levels = c('Összes megfigyelés', 'Összes európai megfigyelés',
381     'AT', 'BE', 'CH', 'DE', 'ES', 'FR', 'GB', 'IT',
382     'NL', 'PT', 'US')
383     , ordered = T)
384 )
385 mod_output_labels <- tibble(
386   country = c("AT", "BE", "CH", "DE", "ES", "FR", "GB", "IT", "PT",
387     "US", 'Összes európai megfigyelés', 'Összes megfigyelés'),
388   point = c(1,1,1,1,1,1,100,50,50,100,1,660,870)
389 ) %>%
390   left_join(mod_output) %>%
391   arrange(spread) %>%
392   group_by(country) %>%
393   group_modify(~ filter(.x, row_number() == point))
394 p <- ggplot(mod_output) +
395   geom_vline(xintercept = 0, linetype = 2, color = '#595959') +
396   geom_line(aes(spread, .fitted, color = country), size = 1.4, show.legend = F) +
397   labs(x = 'Szpred', y = 'Recesszió becsült valószínűsége') +
398   scale_color_viridis_d() +
399   scale_y_continuous(labels = scales::percent) +
400   scale_x_continuous(expand = c(.4, .4)) +
401   theme_grey()
402
403 ggpubr::ggarrange(
404   # directlabels::direct.label(p, method="last.points"),
405   p + ggrepel::geom_text_repel(data = mod_output_labels,
406     aes(x = spread, y = .fitted, color = country,
407       label = country), show.legend = F),
408   mod_output %>%
409     group_by(country) %>%
410     summarise(AUC = mean(auc), 'Elemzés' = n()) %>%
411     ungroup() %>%
412     pivot_longer(-1) %>%
413     filter(!(country %in% c('Összes európai megfigyelés', 'Összes megfigyelés') &
414       name == 'Elemzés')) %>%
415     ggplot() +
416     aes(x = value, y = country, fill = country) +
417     geom_vline(xintercept = 0) +
418     geom_col(color = 'black', show.legend = F) +
419     facet_wrap(~name, scales = 'free_x') +
420     scale_y_discrete(limits=rev) +
421     scale_fill_viridis_d() +
422     labs(x = NULL, y = NULL), ncol = 1
423 )

```