

## ESG-SZEMPONTOK A KLÍMAKOCKÁZAT ELŐREJELZÉSÉBEN ESG CONSIDERATIONS FOR CLIMATE RISK FORECASTING

Napjainkban a fenntarthatóság egyre nagyobb szerepet kap a pénzügyekben és ezzel együtt a klímakockázat mérése is előtérbe került. Kutatásuk során a szerzők az ESG-indikátorok (Environmental, Social and Governance) és a Global Climate Risk Index (CRI) kapcsolatát vizsgálták meg, fókuszálva a környezeti faktorok, valamint az országok jövedelmi kategóriájának szerepére. Elemzésükben a Világbank országos szintű ESG-, valamint a Germanwatch klímakockázattal foglalkozó adatbázisait használták, amelyeken lineáris regresszió és neurális hálózat módszertant alkalmaztak a CRI előrejelzéséhez, amely az extrém időjárási események és a kapcsolódó társadalmi-gazdasági adatok következményeit számszerűsíti az emberáldozatok és a gazdasági veszteségek segítségével. A cikk fontos eredménye, hogy a klímakockázatot kevésbé jelzik előre a környezeti mutatók, inkább a társadalmi és kormányzati faktoroknak van jobb előrejelző képessége, illetve az országok jövedelmi szintje fordítottan arányos a klímaérzékenységgel. Eredményeik a nemzetközi és helyi politikai vezetésnek, valamint a befektetőknek lehetnek jelzésértékűek; minél alacsonyabb az ország jövedelmi helyzete, annál fokozottabb figyelmet kell fordítani az ESG-indikátorokra, ugyanis erősebben függnek össze a klímakockázattal.

**Kulcsszavak:** klímakockázat, neurális hálózat, fenntarthatóság, ESG-indikátorok (Environmental, Social and Governance)

Sustainability has been playing an increasingly important role in finance, as well as the measurement of climate risk. In this research, the authors examine the relationship between ESG indicators (Environmental, Social and Governance) and the Global Climate Risk Index (CRI), focusing on the role of environmental factors and countries with different income categories. This analysis uses the World Bank's countrywide ESG and Germanwatch climate risk databases, which uses linear regression and neural network methodology to predict CRI, which attempts to quantify the consequences of extreme weather events and related socioeconomic data. An essential result of the article is that climate risk is less predictable by environmental indicators, social and governmental factors are more predictive, and countries' income levels are inversely proportional to climate sensitivity. The results may allow international organizations and institutional investors to pay more attention to ESG indicators in low-income countries with a significant value.

**Keywords:** climate risk, neural networks, sustainability, ESG indicator (Environmental, Social and Governance)

### Finanszírozás/Funding:

Jelen publikáció az Európai Unió, Magyarország és az Európai Szociális Alap társfinanszírozása által biztosított forrásból az EFOP-3.6.3-VEKOP-16-2017-00007 azonosítószámú „Tehetségből fiatal kutató – A kutatói életpályát támogató tevékenységek a felsőoktatásban” című projekt keretében jött létre.

The present publication is the outcome of the project „From Talent to Young Researcher project aimed at activities supporting the research career model in higher education”, identifier EFOP-3.6.3-VEKOP-16-2017-00007 co-supported by the European Union, Hungary and the European Social Fund.

### Szerzők/Authors:

Dr. Naffa Helena, egyetemi docens, Budapesti Corvinus Egyetem, (helena.naffa@uni-corvinus.hu)

Dudás Fanni, PhD-hallgató, Budapesti Corvinus Egyetem, (fanni.dudas@uni-corvinus.hu)

Juhász Kitti, egyetemi hallgató, Budapesti Corvinus Egyetem, (juhasz8kitti@gmail.com)

A cikk beérkezett: 2021. 02. 22-én, javítva: 2021. 04. 23-án, elfogadva: 2021. 05. 06-án.

This article was received: 22. 02. 2021, revised: 23. 04. 2021, accepted: 06. 05. 2021.

**AZ** éghajlatváltozás okozta társadalmi, gazdasági és pénzügyi hatások mérése és értékelése egyre sürgetőbb feladat, melyet a 2021-ben hatályba lépő EU-s fenntarthatósági rendelet, illetve a felgyorsuló klímafolyamat mozdít elő, ugyanakkor egy kialakult módszer-

tan híján számos bizonytalanság övezi a klímakockázat mérését. Az éghajlatváltozás jelentős hatással lehet az államkockázatra az államháztartásra gyakorolt közvetlen és közvetett hatásokon keresztül, éppen ezért fontos az országok szintén vizsgálni a klímakockázatot. Volz, Be-

irne, Ambrosio, Preudhomme & Fenton (2020) munkája számos ponton bizonyítja, hogy a klímakockázat és a kockázatokkal szembeni ellenálló képesség jelentős hatással van a szuverén hitelfelvétel költségeire.

A klímakockázat és a kockázattal szembeni ellenállóképeség mérése azonban még nem kiforrott, a hagyományos éghajlat-gazdaságtani és pénzügyi kockázati modellek nem tudják kezelni az éghajlatváltozásból adódó kockázatokat, ezért új megközelítések kellenek, amelyek képesek a bizonytalanságot és a komplexitást kezelni (Monasterolo, Roventini & Foxon, 2019).

Napjainkban a befektetők és a legnagyobb hitelminősítők az országok kockázati értékelésekor a klímaváltozás hatásait az ESG (Environmental, Social and Governance) faktorok mentén ragadják meg (Volz et al., 2020). Számos kutatás vizsgálja a környezeti (E), a szociális (S) és a kormányzás (G) faktorok kapcsolatát (Primecz, Havran & Lakatos, 2019; Berlinger, Keresztúri & Tamásné Vőneki, 2019). Bizonyított, hogy az országok klímaérzékenysége egy hasonló méretű klímakatasztrófa során eltérő lehet a től függően, hogy milyen az ország társadalmi, gazdasági helyzete (WHO, 2011). A klímaérzékenység hátterében álló indikátorok megismerésével az országoknak lehetőségek van az érzékenység csökkentésére, illetve rövid távon a jövőbeli károkat is mérsékelni tudják.

Ebben a cikkben az ország szintű ESG-mutatók előrejelző erejének feltárására összpontosítunk a klímakockázat szempontjából. Kutatásunkban a Germanwatch által publikált CRI (Climate Risk Index) klímakockázati indexet használtuk fel a klímakockázat számszerűsítésére. A releváns szakirodalom alapján megalkotott elméleti háttér alapján lineáris regresszió, valamint neurális hálózat módszerrel elemezzük az egyes ESG-faktorok fontosságát a klímakockázat előrejelzése esetében. Négy hipotézisen keresztül teszteltük az ESG-indikátorok és a CRI-index kapcsolatát, külön megvizsgálva a környezeti faktorok, valamint a különböző jövedelmi kategóriák szerepét.

A cikk további része az alábbiak szerint tagolódik. Először a releváns szakirodalmat és a releváns kutatási háttérrel tárgyaljuk, majd a javasolt elméleti keretet mutatjuk be. Ezután részletesen áttekintjük az alkalmazott empirikus vizsgálatokat, majd az egyes hipotézisvizsgálatok részleteit és eredményeit közöljük.

## Szakirodalmi áttekintés

A klímapiénzügyek napjaink egyik legújabb irányzata a pénzügy szakirodalmában, mely időben lemaradt a társtudományoktól a klímaváltozás problémájának kutatásában (Naffa & Fain, 2020; Vőneki & Lamanda, 2020). Ezzel szemben a makroöngazdászok már korábban is foglalkoztak fenntarthatósággal és klímakockázattal (Naffa & Fain, 2020; Németh-Durkó, 2020). Az éghajlatváltozásból eredő pénzügyi kockázatok témaköre viszonylag keveset kutatott. Tanulmányunk ezt az irányt kívánja erősíteni, ugyanis a felgyorsult klímafolyamatok és a fenntarthatósági kockázat mérését és közzétételét előidéző európai uniós rendelet sürgetővé teszi a klímakockázatból eredő veszteségek mérésének és azok hatásának értékelését.

## Az ESG-faktorok és a klímakockázat kapcsolata

A befektetők érdeklődése az ESG-befektetések iránt rendkívüli ütemben nőtt az elmúlt években. Bertolotti (2020) tanulmánya szerint a 2016-2018-as időszakban az ESG-befektetések közel 31 milliárd dolláros eredményt értek el, ami közel 34%-os növekedést jelent a megjelölt időszakban. Ez a tendencia folytatódott, ugyanakkor a 2020-as koronavírus okozta pénzügyi visszaesés az ESG-alapok teljesítményén is meglátszott: a 2020 márciusi visszaesés következtében a negyedév végére -12%-os hozamszinten álltak az ESG-alapok, ugyanakkor a teljes befektetési alapuniverzum -18%-on állt. Ennek ellenére azonban a koronavírus-járvány, illetve a rasszizmus elleni, egyenjogúságot és társadalmi igazságosságot követelő tüntetések fokozottan felkeltették a befektetők érdeklődését az ESG-alapok iránt. Hale (2020) szerint 2020 első negyedévében az amerikai befektetők számára elérhető 314 nyílt végű és ETF ESG-alapba (exchange traded fund) irányuló tőke ebben az időszakban elérte a 10,5 milliárd dollárt, messze meghaladva az egy évvel korábbi azonos időszakban négy milliárd dollár körüli értéket (Hale, 2020).

Az ESG-indikátorok szerepét a pénzügyi döntéshozatalban számos cikk is vizsgálja a szakirodalomban, ugyanakkor elsősorban vállalati szinten (Friede, Busch & Bassen, 2015). Jelen cikk az ország szintű ESG-indikátorok szerepét vizsgálja, ennek megfelelően szeretnénk kiemelni a fontosabb forrásokat, külön kitérve az ESG-indikátorok és a klímapiénzügyek kapcsolatára. 2020-ban a koronavírus-járvány kitörése rámutatott arra, hogy egy regionális probléma hogyan nőhet világszintű válsággá. Annak ellenére, hogy a járvány kitörése csak kevés közvetlen hatást gyakorol az ESG-befektetési szemléletre, ugyanakkor rámutatott arra, ahhoz, hogy egy országról átfogó befektetési értékelést készítsünk, szükségünk van a környezeti (E), a szociális (S) és a kormányzás (G) tényezők mélyreható elemzésére. Ezen indikátorok segítségével részletes képet kaphatunk egy ország sebezhetőségéről és kitettségről a nem pénzügyi kockázatokkal szemben (RobecoSAM, 2020). E jellemzők azonban nem részei a hagyományos szuverén kockázati besorolásnak, de együtt alkalmazva a pénzügyi elemzésekkel, hatékony eszközök lehetnek az államkötvények kockázatelemzésének javítására.

Az ország szintű ESG-indikátorok fontosságát a Világbank is felismerte, ezért 2019-ben létrehozta az egyedülálló ország szintű ESG-adatbázisát. Céljuk az volt, hogy a jobb ESG-adatok hozzájáruljanak a részletes és átfogó befektetési értékelésekhez az országok szintjén. A Világbank ESG-adatbázisa a következő indikátorokat tartalmazza (1. táblázat) (The World Bank, 2019).

Az ESG-faktorok és a klímakockázat kapcsolatát több kutató is vizsgálta az elmúlt években (Crabb, 2020; Matos, 2020). Matos (2020) tanulmányában részletesen kitért az ESG-indikátorok szerepére a klímapiénzügyek területén. Megfigyelései szerint az extrém klímaesemények, mint például a szélsőséges hőmérsékletek, vagy az egyre gyakoribb hurrikánok jelentősen befolyásolják a vállalatok és az emberek hétköznapi életét. Ez ráirányította a figyelmet a vállalatok éghajlatváltozásnak való kitettségére, amelyet

ESG-indikátorok a Világbank osztályozása alapján

Környezeti indikátorok	Szociális indikátorok	Kormányzati indikátorok
kibocsátás és szennyezés	oktatás és készségek	emberi jogok
a természeti tőke kezelése	foglalkoztatás	a kormány hatékonysága
energiafelhasználás és biztonság	demográfia	stabilitás és jogállamiság
környezeti kockázat és ellenálló képesség	szegénység és egyenlőtlenség	gazdasági környezet
élelmiszerbiztonság	egészség és táplálkozás	gender kérdések
	szolgáltatásokhoz való hozzáférés	innováció

A táblázat bemutatja a Világbank ESG-adatkategóriáit, amelyek a fenntarthatóság 17 kulcsfontosságú témájáról nyújtanak információt (The World Bank, 2019).  
 Forrás: saját szerkesztés a Világbank (The World Bank, 2019) alapján

nemcsak a környezeti, hanem a szociális és kormányzási faktorok mentén vizsgáltak meg. Van Dijk (2020) kutatásában a klímakockázat mérését és kezelését fejtette ki részletesen a holland nyugdíjalapok szempontjából. A szerző a klímakockázatot két részre bontja, átmeneti és fizikai kockázatra. A fizikai kockázat a konkrét anyagi veszteség egy-egy természeti katasztrófa miatt, az átmeneti kockázat pedig azt számszerűsíti, hogy az alacsony szén-dioxid-kibocsátású gazdaságra való áttérés milyen kihívásokkal jár a vállalatok részéről. A klímakockázat mérésével kapcsolatban három akadályozó tényezőt mutat be a szerző. Először is, mivel az éghajlati kockázatot nagy bizonytalanság övezi, ezért az eddig ismert szisztematikus kockázati típusokkal, mint a piaci, hitel- és likviditási kockázat, nem mérhető. Másodsor, a historikus adatok kevésbé használhatóak az éghajlati kockázat elemzéséhez, mivel nem tartalmazzák a szélsőséges éghajlatváltozás hatásainak felismerését. Harmadszor, a fizikai és az átmeneti kockázat számtalan módon kölcsönhatásba léphet, például egy gyors átmenet növelheti az átmeneti kockázatot, de csökkentheti a fizikai kockázatot, míg a fizikai kockázat váratlan felismerése együtt járhat nagyobb átmeneti kockázattal. Van Dijk elemzésében az ESG-szempontok is nagy szerepet kaptak, a szerző azt vizsgálta, hogy az éghajlatváltozásból fakadó pénzügyi kockázat mérséklésében milyen szerepet töltenek be ezek a mutatók. Eredményül azt kapta, hogy mind a fizikai, mind az átmeneti kockázat átfogó értékelése megköveteli annak megítélését, hogy a vállalat milyen klímaváltozási hatásokhoz való alkalmazkodási képességének kvalitatív mutatóira van szükség, azonban ezt kiegészíthetik a mennyiségi mutatók, mint például a különböző ESG-mutatók. Griffin (2020) munkájában szintén a klímakockázatra hívja fel a figyelmet, munkájában kiemeli, hogy a befektetők továbbra sem számolnak a klímakockázattal, pedig jelentős klímaesemények zajlottak le a közelmúltban, illetve az PG&E vállalat már jelentős károkat szenvedett el köszönhetően az extrém időjárásnak. Véleménye szerint az egyes éghajlati kockázati modellek segíthetnek jobban megérteni a klímakockázatot, ugyanakkor a szélsőséges időjárási kockázatok számszerűsítésére nem alkalmasak ezek a modellek. Ez részben köszönhető annak, hogy a klímaváltozással a múlt mintái nem iránymutatók a jövő számára, legyen az egy év, öt év vagy húsz év.

Volz et al. (2020) tanulmánya az éghajlatváltozással kapcsolatos kockázatokra fókuszál az országok szintjén. Az éghajlattal kapcsolatos szuverén kockázatok összehangolt csökkentésére és kezelése érdekében egy komplex cselekvési tervet definiáltak az országok számára. A legfontosabb lépés az országok átfogó klímakitetttségének és sebezhetőségének az értékelése. Utóbbihoz javaslatuk szerint szisztematikus értékelni kell a makrogazdaság, a pénzügyi rendszer és az államháztartás összes sebezhetőségét. Az éghajlati kockázatokkal szembeni kiszolgáltatottság mellett az ország kockázati kitetttségét is értékelni kell: ennek tartalmaznia kell az éghajlati és társadalmi-gazdasági változásokat, ehhez pedig az ESG-faktorokat ajánlják. Összeségében a kutatásuk megerősíti, hogy az éghajlati kitetttségnek jelentős hatása van az országkockázati felárakra tehát ahhoz, hogy egy országról átfogó befektetési értékelést készítsünk, szükségünk van az éghajlati kitettség mélyreható elemzésére.

**Kockázatkezelés**

A kockázatkezelés a pénzügyek egy, már régóta kutatott területe. A klímakockázat ugyanakkor egy új kérdéskör, egyelőre nincs kialakult módszertana. A klímakockázat mérésével kapcsolatban a három nagy hitelminősítő cég is foglalkozik, különböző modelleket használva (Volz et al., 2020).

A Standard & Poor's (S&P) nemzetközi hitelminősítő intézet országok besorolására vonatkozó modellje öt pilléren nyugszik: intézményi, gazdasági, külső, fiskális és monetáris értékelés. Az S&P jelenlegi szuverén minősítési módszertana az éghajlati kockázatot csak olyan közvetítő változóknak tekinti, amelyek befolyásolják a gazdasági, fiskális és külső teljesítmény legfontosabb mutatóit. A Moody's szuverén országkockázati minősítése négy csatornát azonosított, amelyen keresztül az éghajlatváltozás hatással lehet az országkockázati besorolásra: a gazdasági tevékenységre gyakorolt hatások, az infrastruktúra károsodása, a szociális költségek és az esetleges elvándorlások. A Moody's külön figyelmet fordított az ESG-kockázatok elemzésére az országkockázati besorolás szempontjából. A Fitch Ratings a szuverén országkockázat értékelését kvantitatív és kvalitatív indikátorok szintézisére alapozza, amely négy elemzési pillérből áll: strukturális jellemzők, makrogazdasági teljesítmény, politika és berendezkedés

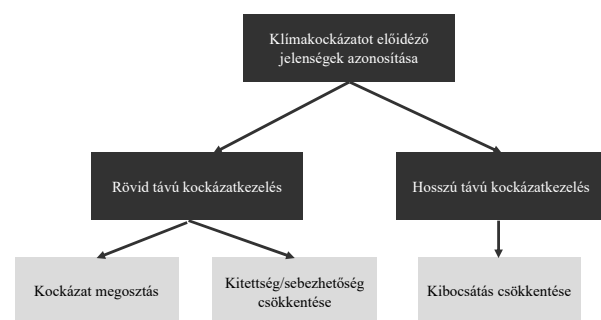
és a külső pénzügyek. A Fitch szintén nem tér ki külön az éghajlati kockázatokra, ugyanakkor számolnak az éghajlati és más ESG-tényezők jelentős befolyásoló erejével (Volz et al., 2020). Összességében kijelenthető, hogy a klímakockázatot eltérően veszik figyelembe a hitelminősítők, ugyanakkor az ESG-tényezőknek fontos szerep jut az értékelésekben.

Jelen tanulmányban a klímakockázat átfogó kezeléséhez Obersteiner, Azar, Kossmeier, Mechler & Moellersten (2001) modelljét vettük alapul. A modell a klímakockázatot előidéző kockázatok rövid és hosszú távú kezelésre ad választ. A World Economic Forum (2020) által közzétett Global Risks Report szerint a leggyakoribb és legjelentősebb kockázatok a világon környezeti problémákkal kapcsolatosak, ezek közül is első helyen szerepel az extrém időjárás, mint például az árvizek, viharok, erdőtüzek, hóhullámok. Ennek a kockázatnak a vesztségeit emberéletekben és pénzügyi kiadásokban lehet mérni (World Economic Forum, 2020). Obersteiner et al. (2001) modellje szerint hosszú távon a kockázatok globális csökkentése a megoldás, mint például az üvegházhatású gázok kibocsátásának mérséklése. Ugyanakkor a rövid távú kockázatkezelés is kiemelt szereppel bír: egyrészt a közös kockázatviselés, amely például megvalósul a fejlődő országok klímaváltozással kapcsolatos törekvéseinek támogatásában a fejlett országok által. Rövid távon azonban fontos figyelembe venni az országok sebezhetőségét, azaz, hogy az egyes klímaeseményeknek mennyire kitéttek az egyes országok. Jelen kutatás erre a területre és a CRI-index szerepére fókuszál, amelynek célja, hogy előre jelezzük az egyes országok klímaérzékenységét és feltárjuk, hogy tényezők befolyásolják ezt leginkább (Obersteiner et al., 2001).

Az 1. ábra összefoglalja Obersteiner et al. (2001) modelljét.

1. ábra

Átfogó klímakockázat-kezelési módszertan



Az ábra bemutatja az átfogó klímakockázat-kezelési módszertan lehetséges irányait rövid és hosszú távon.

Forrás: saját szerkesztés

Klímapénzügyek

A klímapénzügyek eddig egy kevésbé kutatott terület volt a pénzügyeken belül. Hong, Karolyi & Scheinkman (2020) munkájukban felhívták a figyelmet arra, hogy eddig kevés közgazdász végzett kutatást e területen és a legnépszerűbb folyóiratok sem fordítottak kellő figyelmet a klímapénzügyekre. A közelmúltban azonban számos cikk

született ebben a témában, amelyek hangsúlyozzák az éghajlatváltozással kapcsolatos pénzügyek egyre növekvő fontosságát.

Shive & Forster (2020) tanulmányában a kutatók a privát és tőzsdei vállalatok eltérő magatartását figyelték meg a környezeti szempontok odafigyelésére, kiemelten az üvegházhatású gázok kibocsátására, melyek alacsony tartása egyfajta társadalomért tett választásnak minősül. A vizsgálat eredményként azt kapták a kutatók, hogy a zárt tulajdonosi struktúrával rendelkező vállalatok szignifikánsan kevesebb üvegházhatású gázt bocsátanak ki, mint a tőzsdén szereplő cégek, ugyanakkor a szponzorok által finanszírozott magáncégek és az utóbbiak között nincs jelentős különbség. Továbbá azt észlelték, hogy a nagyobb igazgatósággal és nagyobb befektetési alap tulajdonosú vállalatok kisebb mértékben károsítják a környezetet az említett gázok kibocsátásával, így a vállalatirányítás egyértelműen befolyással van a cégek általi környezetszennyezésre (Shive & Forster, 2020).

Choi, Gao, & Jiang (2020) elemzésükben arra keresték a választ, hogy nemzetközi szinten a befektetők másképp reagálnak-e a globális felmelegedés tényére, ha helyi szinten abnormálisan magas a hőmérséklet. Ezt a reakciót többféleképpen mérték: egyrésztől felhasználták a Google-keresések számát a globális felmelegedés szóra, amely így alkalmas a befektetők figyelmének számszerűsítésére, másrészt a részvényárakban kerestek magyarázatokat. Fontos megérteni az embereket, a befektetők meggyőződéseit és cselekedeteit, hiszen amellett, hogy befolyásolják a tőkepiacokat a környezetpolitikai döntésekben is segítségül szolgálnak ezek az információk. Eredményül azt kapták a Google-keresések tekintetében, hogy meghatározóan magasabb a globális felmelegedésre való keresés a városokban abban az időszakban, amikor szokatlanul magas a hőmérséklet a korábbi tapasztalatokhoz képest. A részvénypiacon való vizsgálódáshoz két csoportot képeztek: alacsony és magas klímaérzékenységű vállalatokra osztották a cégeket, az IPCC által magas szén-dioxid-kibocsátásúnak ítélt iparágak alapján, illetve, hogy a felelős befektetők elkerülik-e az adott részvények tartását. A kutatásaik azt mutatták, hogy a magas szén-dioxid-kibocsátású cégek szignifikánsan alacsonyabb érdeklődést keltettek a piacon és alacsonyabb hozamot értek el abban az időszakban, amikor abnormális helyi hőmérsékletet mértek. További eredmények érdekében befektetői csoportokat képeztek, amely alapján a retail befektetőkre jellemző, hogy ebben az időszakban eladják a magas szén-dioxid-kibocsátású részvényeiket és inkább alacsonyabb kibocsátású cégekbe fektetnek. A többségi részvénytulajdonosok ezzel ellentétesen viselkednek, az intézményi befektetőket pedig ez nem befolyásolja (Choi et al., 2020).

Sarkodie (2018) 17 afrikai ország környezeti degradációját vizsgálta, amelyek összefüggésben álltak például az energiafogyasztással, az élelmiszer-előállítással, a gazdasági növekedéssel, a termékenység rátával, a mezőgazdasági területek arányával, illetve fontos megemlíteni, hogy Afrika ugyan a legkevésbé szennyezi a környezetet, mégis a legérzékenyebb kontinens a klíma-



változásra. Ez azt mutatja, hogy az országok fejlettsége és a klímaérzékenység között kapcsolat állhat fenn (Sarkodie, 2018). A WHO is kiemeli a szociális különbségek hatását egy-egy klímakatasztrófa során elszenvedett károokra: 2008-ban a Nargis ciklon miatt 140 ezer ember vesztette életét Myanmaron, míg Kubában az elmúlt 50 év legerősebb hurrikánja sújtott, másik három hurrikán mellett, ott mégis csupán pár ember halt meg a katasztrófák miatt. Az olyan különbségeknek tudják ezt be, mint az egészség és az életkörülmények. A szegény emberek sok esetben nem tudják megengedni maguknak, hogy biztonságosabb helyen éljenek, a munkanélküliség, az alacsony jövedelmek és a szociális rendszerek hiánya miatt (WHO, 2011). Thomas Albert & Perez (2013) cikkében azt olvashatjuk, hogy a klímakatasztrófák ugyan a fejlődő és a fejlett országokat is sújtják, az elszenvedett kár mértéke mind emberéletekben, mind a GDP-ben történő csökkenésben sokkal drasztikusabb az alacsonyabb jövedelemkategóriájú országokban Ázsia és Óceánia területén (Thomas et al., 2013).

Ezt erősíti meg a világ 73 országára Kahn (2005) tanulmánya is. Ez többek között valószínűleg annak köszönhető, hogy a gazdagabb nemzetek több eszközzel, például számítógépes modellel rendelkeznek a hurrikánok előrejelzéséhez, illetve a lakóhelyeik biztonságosabb környezetben helyezkednek el és tartósabb anyagokból épülnek (Kahn, 2005). Barr, Fankhauser, & Hamilton (2010) eredményei alapján a minél alacsonyabb a függő korosztály (a fiatalok és az idősek) aránya a dolgozó korosztályhoz képest, annál magasabb az alkalmazkodó képesség a klímaváltozáshoz. Minél magasabb a választási és szólásszabadság mértéke (voice and accountability), azaz alacsony az országon belüli konfliktus, annál jobb az alkalmazkodóképesség, illetve a nők iskolázottsága, az írástudás is pozitív kapcsolatot mutat az alkalmazkodóképességgel. Ezzel szemben az egyenlőtlenség mérésére használt GNI-index magas értéke alacsonyabb alkalmazkodóképességre utal. Ezek azonban nem közvetlenül az érzékenységet és a klímakatasztrófák bekövetkezésének előzményeit mérik, hiszen az alkalmazkodóképesség az inkább egy-egy klímaesemény bekövetkezése utáni helyreállítási képességet méri. Ugyanakkor az alkalmazkodóképesség egyfajta előjelnek is tekinthető, hogy jobban fel vannak készülve ezek az országok a klímaváltozás hatásaival szembeni védekezésre (Barr et al., 2010). Wheeler (2011) szintén kiemelte a kormányzati indikátorok jelentőségét: legszignifikánsabbnak a választási és szólásszabadságot azonosította Barr et al. (2010) tanulmányhoz hasonlóan, illetve a szén-dioxid-koncentrációt is jelentősnek ítélte meg a klímaérzékenység becslésében 233 államra készített kutatásában.

A klímaérzékenység becslésére Busby, Smith, & Krishnan (2014) egy indexet hoztak létre, amelyben az afrikai országok fizikai kitettséget, a népsűrűséget, a háztartások és a közösség ellenálló képességét (egészség, oktatás, táplálkozás, egészségügyhöz való hozzáférés), illetve a kormányzatot és politikai helyzetet vették figyelembe (Busby et al., 2014). Az eredményeik összefüggnek Kahn (2005) kutatásaival, hogy a demokratikus országok és

azok a nemzetek, ahol kisebb a jövedelmi egyenlőtlenség kevesebb halálozási számmal tudnak átvészelni egy-egy klímakatasztrófát. A kormányzati minőséggel való összefüggés egyik magyarázataként azt emeli ki, hogy a korrupció növekedésével például az építkezéseket kevésbé szabályozzák és alacsonyabb minőségű ezáltal az infrastruktúra (Kahn, 2005). Toya & Skidmore (2006) 151 nemzet adatait alapul véve szintén azt vizsgálta, hogy melyek azok az országok, amelyek a katasztrófák során kisebb halálozási számot és GDP-beli veszteséget jegyezhetnek: eredményeik alapján a magas jövedelem mellett a magas iskolázottság, a nyitottság, az erős pénzügyi szféra és a kisebb méretű kormány is szerepet játszik (Toya & Skidmore, 2006).

Brooks, Adger, & Kelly (2005) az érzékenységet a klímakatasztrófák által okozott halálozási számokkal mérték és számos ESG-faktor között megtalálható indikátort is felhasználtak annak magyarázására. A magyarázó változók között szerepeltek a gazdasággal, egészséggel és táplálkozással, oktatással, infrastruktúrával, kormányzással, földrajzi elhelyezkedéssel, mezőgazdasággal, technológiával és ökológiával kapcsolatos indikátorok is. Összesen 46 faktort használtak fel, mint lehetséges vezérlőt a klímaérzékenységre, ezek közül 11 korrelált 10%-os szignifikanciaszinten az évtizedes halálozási számmal, melyek közül 1%-os szignifikanciát a szennyvízhozáféréssel rendelkezők aránya, az írástudók aránya és a születéskori halálozások mutattak (Brooks et al., 2005). Az írástudás fontosságát Barr et al. (2010) is alátámasztotta. Rubin & Rossing (2012) tanulmánya szintén a természeti katasztrófák általi halálozási számok magyarázatára a latin-amerikai régióra alkalmazott szociális, gazdasági és kormányzati indikátorokat: 5 év alatti halálozások 1000 főre jutó aránya, napi újságok száma 1000 emberre, az alultápláltság relevanciája, a szántóföldek területe, az egy főre jutó GDP, GINI-index, HDI-index (human development) politikai jogok felhasználásával. Ezek közül negatív összefüggés van az egy főre jutó GDP és a fejlettséget mérő HDI-index és a halálozások száma között, és pozitív kapcsolat fedezhető fel a szántóföldek arányával (Rubin & Rossing, 2012).

Több tanulmány statikus adatokat használ fel az érzékenység meghatározásához, mint például a GDP, az aktuális politikai helyzet, a jövedelmi szintek (Brooks et al., 2005; Toya & Skidmore, 2006; Rubin & Rossing, 2012), ugyanakkor vannak, akik az egyes faktorokban lévő változást is beépítik a modelljeikbe (Liu, Golding & Gong, 2008; Eriksen & Silva, 2009), hiszen a dinamikus változás is nagy szerepet játszhat abban, hogy hogyan tudnak megbirkózni az országok a klímaváltozás hatásaival.

A felsorakoztatott tanulmányok arra adnak bizonyítékot, hogy a klímaváltozást és a pénzügyi szférát nem lehet elválasztani egymástól, valamint nemcsak vállalati, de ország szinten is foglalkozni kell a klímakitettsége mérésével, valamint a klímakockázat kezelésével. Fontos kezelni így a klímaváltozásból eredő kockázatokat és nem csak hosszú távon, hanem rövid távon is. A releváns szakirodalmat a 2. táblázat foglalja össze.

Klímapénzügyek releváns szakirodalmá

Szerzők	Módszertan	Eredményváltozó	Magyarázóváltozó
Barr et al. (2010)	Leíró statisztika	Klíma	Alkalmazkodóképesség
Brooks et al. (2005)	Monte Carlo szimuláció, korrelációs számítás	Éghajlatváltozás okozta halálesetek	Szociális, gazdasági és kormányzati indikátorok
Busby et al. (2014)	Panel regresszió	Klíma	Az éghajlattal kapcsolatos veszélynek való kitettség népsűrűség, a háztartások és a közösségek rugalmassága, irányítás
Choi et al. (2020)	Többváltozós lineáris regresszió, klasszifikáció	Befektetők figyelve (Google-keresések számát a globális felmelegedés szóra, részvényárak)	Szén-dioxid-kibocsátás
Eriksen & Silva (2009)	Kvalitatív módszerek	Klíma	Éghajlati és gazdasági tényezők
Kahn (2005)	Logit és probit regressziók	Katasztrófák okozta halálesetek száma	Gazdasági fejlődés és intézményrendszer
Liu et al. (2008)	Kvalitatív módszerek	Vízhiány miatti sebezhetőség	Vezetők és innovátorok szerepe
Rubin & Rossing (2012)	Többváltozós lineáris regresszió	Katasztrófák adatai (emberi veszteség)	Szociális, gazdasági és kormányzati indikátorok
Sarkodie (2018)	Több különböző ökonometriai módszer (panel regresszió, panel oksági teszt, Westerlund hibajavító modell)	Környezeti degradáció	Energiafogyasztás, élelmiszer-termelés, gazdasági növekedés, tartós növények, mezőgazdasági területek, környezeti szennyezés, születési arány és termékenységi ráta
Shive & Forster (2020)	Többváltozós lineáris regresszió	Környezetszennyezés (üvegházhatású gázok kibocsátása)	Vállalatirányítás, tulajdonosi struktúra
Thomas et al. (2013)	Panel regresszió	Természeti katasztrófa kockázat	Lakossági kitettség, sebezhetőség, az éghajlattal kapcsolatos veszélyek (különösen a vízzel kapcsolatos rendellenességek)
Toya & Skidmore (2006)	Többváltozós lineáris regresszió	Katasztrófák adatai (emberi és gazdasági veszteség)	Jövedelem, iskolai végzettség, nyitottság, pénzügyi rendszer, kormányzati viszonyok
Wheeler (2011)	Panel regresszió	Klíma	Az időjárással összefüggő katasztrófák, a tengerszint emelkedése, a mezőgazdasági termelékenység csökkenése, szólásszabadság, szén-dioxid-kibocsátás

A táblázat bemutatja a releváns szakirodalmat, a klímapénzügyek területén jelentős szakirodalmat, kitérve az alkalmazott modellekre, magyarázó és eredményváltozókra.

Forrás: saját szerkesztés

Modell és hipotézisek

Kutatásunk célja megvizsgálni mennyire magyarázható a klímakockázat ország szintű ESG-indikátorok segítségével. A klímakockázat számszerűsíti az egy-egy klímakatasztrófa által okozott károkat mind emberéletben, mind GDP-ben. A szakirodalom alapján az ESG-indikátorok megfelelő előrejelző képességgel rendelkezhetnek a CRI-indexre. Ennek megfelelően az alábbi hipotéziseket fogalmaztuk meg az ESG-indikátorok előrejelző erejét illetően:

- H1: A tárgyévi CRI-indexet előrejelzik a korábbi évek környezeti indikátorai

(1)

$$CRI_t = \beta_i + \sum_{e=1}^E \beta_{ie} x_{ie(t-1)} + \varepsilon_{i(t-1)}$$

ahol  $X_{ie}$  a regresszióba

bevont 8 darab E környezeti indikátort jelöli az i-dik országra vonatkozóan, a (t-1) időszakban,

$CRI_t$  pedig a tárgyévi klímakockázati mutató.

$$H_0: \beta_e = 0$$

$$H_1: \beta_e \neq 0$$

Ezen hipotézis elméleti háttérét Thomas, Albert & Perez (2013) tanulmánya adta, akik Ázsia és Óceánia területére vizsgálták, hogy az üvegházhatású gázok kibocsátása hogyan hat a természeti katasztrófákra. Eredményül azt kapták, hogy a növekvő mértékű üvegházhatású gázkibocsátás növekvő természetikatasztrófa-számmal párosul.

- H2: A tárgyévi CRI-index előrejelzésében mind környezeti, mind társadalmi és kormányzati változók is magyarázóerővel bírnak.

$$CRI_t = \beta_i + \sum_{e=1}^E \beta_{ie} x_{ie(t-1)} + \sum_{s=1}^S \beta_{is} x_{is(t-1)} + \sum_{g=1}^G \beta_{ig} x_{ig(t-1)} \quad (2)$$

ahol az  $i$ -dik ország E környezeti (environmental), S társadalmi (social) és G kormányzati (governance) témájú  $x$  indikátorait jelöli.

$$H_0: \beta_{esg} = 0$$

$$H_1: \beta_{esg} \neq 0$$

Korábbi kutatások belátták, hogy számos egyéb tényező is hat a klímaváltozásra való érzékenységre a környezeti indikátorokon túl (Brooks et al., 2005; Kahn, 2005; Toya & Skidmore, 2006; Barr et al., 2010; Rubin & Rossing, 2012). Ezen eredményekre alapozva a második hipotézisben azt vizsgáltuk, hogy a társadalmi és kormányzati indikátorok hogyan változtatják a modellünk magyarázó erejét az első hipotézis eredményeihez képest.

- H3: Az ESG-faktorokban történő ötéves változással pontosabban előrejelezhető a CRI-indikátor, mintha az előző év ESG-indikátorait használjuk.

$$CRI_t = \beta_i + \sum_{esg=1}^{ESG} \beta_{iesg} * \Delta x_{iesg(t-1)} + \varepsilon_{i(t-1)} \quad (3)$$

ahol  $\Delta x_{iesg}$  az  $i$ -dik országra vonatkozó ESG-indikátor ötéves változását,  $t$  pedig azt a tárgyévet jelöli, amelyre a CRI-indexet szeretnénk előrejelezni.

Christiansen, Voie, Winther, & Høgsberg (2014) alapján a modellek teljesítményét a hibatagból számítható átlagos négyzetes hibák alapján össze lehet vetni. Korábban azonban ennek a négyzetgyökével, a standard hibával (RMSE) értelmeztük a modellek jóságát, így ezt használtuk a modellek összehasonlítására.

Kovács (2014) alapján:

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2} = \sqrt{\frac{SSE}{n-p-1}} \quad (4)$$

$$= \sqrt{MSE} = RMSE$$

ahol  $n$  a megfigyelések száma,  
 $p$  a magyarázó változók száma,  
 $y_i$  a függő változó  $i$ -edik eleme,  
 $\hat{y}_i$  a függő változó  $i$ -edik eleméhez tartozó becslés a regressziós egyenlet alapján.

Jelölje  $RMSE_{\Delta ESG}$  az ESG dinamikát felhasználó 3. egyenlet standard hibáját,  $RMSE_{ESG}$  pedig az ESG abszolút értékeket felhasználó 2. egyenlet standard hibáját.

$$H_0: RMSE_{\Delta ESG} \geq RMSE_{ESG}$$

$$H_1: RMSE_{\Delta ESG} < RMSE_{ESG}$$

A szakirodalomban megoszlik a statikus és dinamikus adatok használata a klímaérzékenység mérésével kapcsolatban, Liu et al. (2008), Eriksen & Silva (2009) dinamikus változásokat is alkalmaztak, Brooks et al. (2005), Toya & Skidmore (2006), Barr et al. (2010), illetve Rubin & Rossing (2012) statikus adatok alapján végezték el a vizsgálatokat. Mivel a felhasznált adatok és a kutatás

témája az utóbbi irodalmakhoz áll közelebb, így az első két hipotézist statikus faktorok segítségével teszteltük, de a változások magasabb szignifikanciájának lehetőségét is érdemes megvizsgálni.

- H4: Hipotézis: Az országokat jövedelemkategóriánként megbontva pontosabb előrejelzés készíthető a CRI-indexre, mint megbontás nélkül.

$$CRI_{ijt} = \beta_{ij} + \sum_{esg=1}^{ESG} \beta_{esgij} * x_{ij(t-1)} + \varepsilon_{ij(t-1)} \quad (5)$$

ahol az  $i$  az ország, a  $j$  a különböző jövedelemkategóriákat jelöli: alacsony, alsó-közép, felső-közép, magas,  $t$  a tárgyévet jelöli, amelyre a CRI-indexet előre szeretnénk előrejelezni,  $x_{esgij}$   $x_1, \dots, x_{27}$  a  $j$  jövedelemkategóriába tartozó  $i$ -dik ország ESG-indikátorát jelöli.

Jelölje a második egyenlet standard hibáját, amelyben nem szerepelt jövedelemkategóriánként megbontás, pedig a  $j$  jövedelemkategóriára felírt regressziós egyenlet standard hibáját.

$$H_0: RMSE_{ESG} \leq RMSE_j$$

$$H_1: RMSE_{ESG} > RMSE_j$$

Kahn (2005), WHO (2011), IPCC (2012), Thomas (2017) és számos más cikk is foglalkozik azzal, hogy az egyes országok elkülönülnek a klímaérzékenységben az alapján, hogy fejlett vagy fejlődő országokról van-e szó. Az IPCC (2014) pedig említi is, hogy a különböző jövedelemkategóriákra lehetnek specifikus érzékenységi faktorok. Ehhez a vizsgálathoz a World Bank által szolgáltatott jövedelemkategóriák álltak rendelkezésünkre, amely az IPCC (2014) szerint alkalmas az országok fejlettség alapján történő csoportosítására.

## Adatok és módszertan

### Adatok

Kutatásunk során a Germanwatch (2019) és a Világbank (The World Bank, 2019) adatait használtuk fel. A klímakockázatot CRI-index-szel számszerűsítettük, amelyet a Germanwatch által évente kiadott publikációk mellékleteiből nyertük ki (Eckstein, Künzel, & Schäfer, 2017; Eckstein, Hutfils, & Wings, 2018; Eckstein, Künzel, Schäfer & Wings, 2019). A szélesebb körű információk, valamint a magyarázó változók rendelkezésre állása miatt, így a 2016-os és 2017-es CRI-index értékeket használtuk fel a kutatásunkhoz. A Germanwatch állította össze a Global Climate Risk Indexet (CRI), amely az extrém időjárási események és a kapcsolódó társadalmi-gazdasági adatok következményeit próbálja számszerűsíteni az emberáldozatok és a gazdasági veszteségek segítségével ma már közel 180 országban. Múltbeli adatok alapján alapul, nem tartalmaz előrejelzéseket és nem a klímaváltozást méri, hanem az országok kitettséget és érzékenységet értékel a klímaváltozás tekintetében. Az adatok viszont csak a rövid távú és közvetlen hatásokat tudják interpretálni, a hosszú távú hatások, mint például a tengerszint-emelkedés és a közvetett hatások, mint például a szárazság vagy

az élelmiszerhiány, mérésére nem alkalmas a CRI-index (Eckstein et al., 2019). Az adatokat a Germanwatch a MunichRe biztosító NatCatSERVICE adatbázisának felhasználásával gyűjtötte össze, amelyek megbízható forrást je-

ve a normalizálást. 1/6 súllyal a halálozások számának rangsorát, 1/3 súllyal a 100000 lakosra jutó halálozások számának rangsorát, 1/6 súllyal az abszolút veszteségnek a vásárlóerő-paritásban (USD-ben) mért rangsorát és 1/3

3. táblázat

Kutatásunkban felhasznált ESG-indikátorok

Környezeti (E)	Társadalmi (S)	Kormányzati (G)
Tiszta gázhoz és technológiákhoz való hozzáférés a főzéshez (a népesség százalékában)	Mezőgazdaság, erdőirtás és halászat hozzáadott értéke (GDP százalékában)	Korrupció kontrollja: Becslés
Elektromossághoz való hozzáférés (a népesség százalékában)	GDP-növekedés (éves %)	Kormányzati hatékonyság: Becslés
Mezőgazdasági területek aránya	Termékenységi ráta, teljes (egy nőre jutó születések száma)	Politikai stabilitás és az erőszak, terrorizmus hiánya: Becslés
PM2.5 levegőszennyezettség éves átlagos kitétsége (microgramm/köbméter)	Internethasználók aránya a népességen belül	Törvény ereje: Becslés
Népsűrűség (emberek száma a földterületek négyzetkilométerére)	Munkaerő-piaci részvétel, teljes (15-64 év közötti korosztály százalékában)	Szabályozói minőség: Becslés
Egy főre jutó szén-dioxid-kibocsátás (tonnában)	Születéskor várható élettartam, teljes (években)	Választási és szólásszabadság: Becslés
Erdőterületek aránya	5 év alatti halálozások aránya (1000 élve születésre)	
	65 év feletti népesség aránya	
	Túlsúly dominanciájának (a felnőtt népesség százalékában)	
	Nők aránya a parlamentben	
	Női és férfi munkaerő-piaci részvétel aránya	
	Tudományos és technikai cikkek száma	
	Munkanélküliségi ráta (a munkaerő százalékában)	

A táblázat bemutatja az empirikus tesztek során felhasznált indikátorokat. A különböző adathiányok miatt összesen 27 változót tudunk használni a Világbank adatbázisából, 8 környezeti indikátort, 6 kormányzati és 13 társadalmi, gazdasági indikátort.

Forrás: saját szerkesztés

lentenek a természeti katasztrófák kockázatelemzéséhez. 1999 és 2018 között közel 12000 extrém időjárási esemény azonosítható világszinten, melynek következtében 495000 ember halt meg 3540 milliárd USD veszteséget realizáltak a vásárlóerő-paritásokban. A leggyakoribb események a hőhullámok, amelyek százszor sűrűbben fordulnak elő, mint száz évvel ezelőtt (Eckstein et al., 2019). Az UNEP által készített pénzügyi adaptációs riportban (UNEP, 2016) olvasható, hogy az extrém időjárási eseményekkel való megbirkózás pénzügyileg sokkal nagyobb terhet fog róni az országokra, mint azt korábban várni lehetett: két év alatt az előrejelzések jelentős mértékben növekedtek: 2030-ra a maximális kiadás háromszor magasabb lehet, 2050-re pedig ötször magasabb, mint azt 2014-ben megbecsülték. A magas kockázat, amely alacsony CRI-pontszámmal jár együtt, két dolgot jelenthet: az adott országban vagy gyakran fordulnak elő extrém időjárási események, vagy ritkán, de jelentős katasztrófák történtek. A CRI-index előállításakor négy tényezőt súlyoznak össze. Itt nem az abszolút értékeket veszik figyelembe, hanem az országok rangsorát egy-egy tényező mentén, ezzel helyettesít-

súllyal az egy főre jutó GDP-veszteségnek a rangsorát vették figyelembe. Az index tulajdonképpen a halálozások és az USD-ban elszendvedett veszteségek mutatóit használja egy abszolút és egy relatív értékben elért helyezést felhasználva, melyben a relatív változóknak elért eredmények kaptak nagyobb hangsúlyt (Eckstein et al., 2019).

Az ESG-indikátorokat a Világbank (The World Bank, 2019) nyilvánosan elérhető adatbázisából nyertük ki. Ez egy széles körű adatbázis, összesen 193 országra szolgáltat éves adatokat 1960 és 2019 közötti időszakra, 67 indikátort tartalmaz, az elmúlt évekre, azonban csak ennél kevesebb faktorra vannak értékek: 2013-2017 között ez az érték 41 és 54 között ingadozik, a legtöbb érték 2015-re ismert, azonban azt is figyelembe kellett vennünk a faktorok kiválasztásakor, hogy több évben is elérhetőek legyenek az utótesztelés miatt, illetve kellő mennyiségű országra tartalmazzanak adatot, hogy minél reprezentatívabbak legyenek a levont következtetések az esetlegesen adathiány miatt kihagyott országok tekintetében is (The World Bank, 2019). A számítások során az adott év adatait a megel-



őző év ESG-indikátoraival, illetve a megelőző ötéves változással vizsgáltuk. Ennek megfelelően a 2017-es CRI-indexet és a 2016-ra vonatkozó ESG-indikátorokat használtuk, míg a harmadik hipotézis esetében a 2017-es CRI-indexet és az ESG-indikátorok 2011 és 2016 közötti változását használtuk fel. A számításoknál 173 országot vettünk figyelembe minden esetben. A különböző adathiányok miatt összesen 27 változót tudunk használni a Világbank adatbázisából, 8 környezeti indikátort, 6 kormányzati és 13 társadalmi, gazdasági indikátort, amelyek a 3. táblázatban láthatók.

javaslata alapján csupán egy rejtett réteget alkalmaztunk a neurális hálómban és kisebb neuron számmal kezdtük meg a modell tesztelését. Ehhez Kavzoglu & Mather (2003) által javasolt módszert választottuk, tehát körülbelül a bemeneti réteg neuronjainak számát és a kimeneti réteg neuronjainak számát összegeztük és megfeleztük. A legerjedtebb aktiválási függvénynek a ReLu-t választottuk (Wang, Li, Song, & Rong, X 2020), illetve a legjobban teljesítő optimalizálót az Adam-et (Tato & Nkambou, 2018). Az adatok 80%-án tanult a modellt, 20% volt az utótesztelésre. A tanulási idő meghatározásához

4. táblázat

**A lineáris regresszió eredményei csak környezeti indikátorok bevonásával**

Változók	Standardizált koeficiensek	t-érték	Szignifikanciaszint	Glejser-teszt eredmény (Szig.)
	Beta			
Konstans		31,746	0	0
Mezőgazdasági területek aránya	-0,163	-2,164	0,032	0,528

A táblázat bemutatja a csak környezeti indikátorokkal lefuttatott regresszió eredményét. Forward módszert alkalmazva csak a mezőgazdasági területek aránya került bele a modellbe, ezt az első három oszlop mutatja be. Az utolsó oszlop a Glejser-teszt eredményeit ábrázolja. A teszt során a heteroszkedaszticitást teszteltük a modellben. A nullhipotézis minden esetben elvetettük, mivel a szignifikanciaszintek  $p > 0,05$ , azaz nincs heteroszkedaszticitás a modellben.

Forrás: saját szerkesztés

A kutatásunkhoz ezen kívül felhasználtuk a Világbank jövedelemkategóriáit: a 2019-es bruttó nemzeti jövedelem (GNI) egy főre jutó értékét vették alapul a kategória meghatározásához: 1035 dollár alatt alacsony (low income), 4045 dollárig alsó közép (lower middle income), 12535 dollárig felső közép (upper middle income), afelett pedig magas jövedelemkategóriáról (high income) beszélhetünk (The World Bank, 2019).

Az országokat ezen kívül kockázati kategóriákba soroltuk az alapján, hogy melyik harmadba tartoznak kockázati szempontból. Alacsony CRI-indexszel rendelkeztek azon országok, ahol magas volt a klímakockázat, míg azok az országok, ahol nem volt klímasesemény, ott magas a CRI-index értéke. Az országok besorolását annak megfelelően végeztük el, hogy legalább az országok egyharmada a magas kockázati kategóriába essen.

**Alkalmazott módszertan**

Jelen kutatás során kétféle módszertant alkalmaztunk, lineáris regressziót és neurális hálózat módszertant, ami a gépi tanulás módszerek közé sorolható. A lineáris regressziós számításokat SPSS-ben végeztük el, míg a neurális hálózat módszert Google TensorFlow-ban, Python nyelvet alkalmazva. Az egyes modellek jóságát lineáris regresszió esetében  $R^2$  és a standard hiba segítségével mértük, míg a neurális hálózat esetében  $R^2$ -et, illetve a hibák esetében az átlagos négyzetes eltérést (MSE) vizsgáltunk (Gu, Kelly, & Xiu, 2020).

A neurális hálózatoknál számos különböző modell építhető fel a rejtett rétegek, a neuronok, az aktiválási függvény, az optimalizálók, a tanulási idő, a validációs hányad és a teszt hányad megválasztásával. Mivel a rendelkezésre álló országok száma alacsony, Gu et al. (2020)

alkalmaztuk az Early stopping módszertant (Prechelt, 1998), ahol a tanító adatbázis 10%-át leválasztotta és azon validálta a modellt az eredményeket: megállt a tanulási folyamat, ha a modell hibája elkezdett növekedni ezeken az adatokon.

**Eredmények**

**Első hipotézis**

Az első hipotézis tesztelése esetében az aktuális CRI-index előrejelzéséhez az előző évi nyolc darab környezeti indikátor felhasználásával készítettük el SPSS-ben a lineáris regressziót Forward módszerrel, mind a 173 országra. A környezeti változók közül csak a mezőgazdasági terület arányát vonta be a regresszió 5%-os szignifikanciaszinten. Az eredményváltozó 2017-re volt értelmezve (4. táblázat).

A 4. táblázatban látható negatív béta alapján az mondható el, hogy ahol magas a mezőgazdasági területek aránya, ott alacsonyabb CRI-pontszámot ér el az ország, tehát nagyobb kockázattal rendelkezik. Rubin & Rossing (2012) ugyan a szántóföldek arányát használta a modellében, de náluk is szignifikánsnak bizonyult ez a változó és a latin-amerikai régióban pozitív kapcsolatot azonosítottak a klímakatasztrófák során elhunyt emberek számával. Eredményeink ez alapján megegyeznek. A modell magyarázó ereje alacsony, az  $R^2$  alacsony értéke (2,7%) azt mutatja meg, hogy a modell keveset tartalmaz az eredményváltozó varianciáját valóban mozgó magyarázó változókból. A modellben a heteroszkedaszticitás nem áll fenn, ezt Glejser-teszttel igazoltuk (Glejser, 1969).

A neurális hálós vizsgálat során hasonló eredményeket kaptunk, amelyek az 5. táblázatban láthatók.

5. táblázat

**A neurális hálózattal való számítások, valamint a lineáris regresszió eredményeinek összevetése az első hipotézis esetén**

	Lineáris regresszió	Csak környezeti indikátorok tanuló adatbázis	Utótesztelés 20%-on azonos évben	Utótesztelés a 2016-os adatbázison
Korrigált R <sup>2</sup>	2,7%	15,8%	24,9%	10,5%
Standard hiba	32,8	30,6	27,6	28,94

A táblázat bemutatja a neurális hálózattal való számítások, valamint a korábban lefuttatott lineáris regresszió eredményeit. Látható, hogy a neurális hálózat módszertan alkalmazása során a modell magyarázó ereje magasabb, mint a lineáris regresszió esetén. A standard hiba szintén alacsonyabb a neurális hálózat esetén.

Forrás: saját szerkesztés

A kapott eredmények alapján elutasítottuk a nullhipotézist a lineáris regresszió alapján. A környezeti indikátorok közül a mezőgazdasági területek bétája nem nulla, tehát összefügg a klímakockázattal. A neurális hálózat esetén kimutatott eredmény megerősítette a nullhipotézis elvetését a továbbiakban.

**Második hipotézis**

A második hipotézis vizsgálatokor mindhárom ESG-faktorhoz tartozó változókat bevontuk a modellekbe, amelyek eredményei a 6. táblázatban leírtak szerint alakultak. Az összes ESG-indikátor felhasználása mellett futtatott Forward lineáris regresszió magyarázó erő 21,4%-ra növekedett és a standard hiba is csökkent, azonban a változók között fellépő multikollinearitást is kezelni kellett. Egyesével elhagytuk a legmagasabb Variancia Infláló Faktorról (VIF) rendelkező változókat. Először a korrupció kontrollja került elhagyásra és több változót már nem is kellett elhagyni, mert a be-

vont indikátorok VIF-mutatója 1 körüli értékre csökkent. Így azonban a modell magyarázó ereje is csupán 12,1% lett 31,16 standard hibával. Az eredményváltozó 2017-re volt értelmezve. A heteroszkedaszticitást ebben az esetben is teszteltük, nem találtunk bizonyítékot a heteroszkedaszticitás jelenlétére a modellben a Glejser-teszt alapján (Glejser, 1969).

Neurális hálózat módszertan segítségével is teszteltük, hogy a társadalmi és kormányzati változók beépítésével jobban előrejelezhető-e a CRI-index értéke. A tanítási és tesztelési metódusok kiválasztása a korábbiakkal azonos volt, egyedül a modell input rétegén és köztes rétegén változtattunk, a 27 input változóhoz a köztes réteg esetében 13 neuront alkalmaztunk Kavzoglu & Mather (2003) képlete alapján. A modell magyarázó ereje 61,3% lett, amely jóval magasabb a környezeti indikátorok által elért 15,8%-os eredményhez képest. Az utótesztelések eredménye azonban csak 16%-os, illetve 13,4%. Az eredményeket a 7. táblázat foglalja össze.

6. táblázat

**Lineáris regresszió Forward módszerrel minden ESG-indikátor figyelembevételével**

Változók	Standardizált koefficiensek (beta)	t-érték	Szignifikanciaszint	Collinearity Statistics (VIF)	Glejser-teszt (Szig.)
Konstans		35,439	0		
Tudományos és technikai cikkek száma	-0,332	-4,6	0	1,144	0,189
Korrupció kontrollja: Becslés	0,775	5,07	0	5,118	0,099
Szabályozói minőség: Becslés	-0,375	-2,583	0,011	4,606	0,378
Nők aránya a parlamentben	-0,158	-2,233	0,027	1,102	0,838
Munkaerő-piaci részvétel, teljes (15-64 év közötti korosztály százalékában)	-0,165	-2,228	0,027	1,207	0,546
Választási és szólásszabadság: Becslés	-0,218	-2,083	0,039	2,391	0,686

A táblázat bemutatja az összes ESG-indikátorral lefuttatott regresszió eredményét. Forward módszert alkalmazva a környezeti indikátorok nem kerültek bele a modellbe, az első három oszlop mutatja be a szignifikáns változókhoz tartozó statisztikát. A VIF-mutató alapján a korrupció kontrollját elhagytuk a modelltől. Az utolsó oszlop a Glejser-teszt eredményeit mutatja be. A teszt során a heteroszkedaszticitást teszteltük a modellben. A nullhipotézis minden esetben elvetettük, mivel a szignifikanciaszintek  $p > 0,05$ , azaz nincs heteroszkedaszticitás a modellben.

Forrás: saját szerkesztés (2020)

Neurális hálózat és lineáris regressziós számítások eredményei

	Lineáris regresszió	Neurális háló tanuló adatbázis	Utótesztelés 20%-on azonos évben	Utótesztelés a 2016-os adatbázison
Korrigált R <sup>2</sup>	12,1%	61,3%	16%	13,4%
Standard hiba	31,16	20,71	29,32	24,48

A táblázat bemutatja a neurális hálózattal való számítások, valamint a korábban lefutott lineáris regresszió eredményeit. Látható, hogy a neurális hálózat alkalmazása során a modell magyarázó ereje magasabb, mint a lineáris regresszió esetén. A standard hiba szintén alacsonyabb a neurális hálózat esetén.

Forrás: saját szerkesztés

A nullhipotézist elutasítottuk, mivel a társadalmi indikátorok is meghatározóak a CRI előrejelzésében, hat változó is nullától eltérő bétával került a regressziós modellbe. A modelleket összevetve jobb eredmény érhető el, ha minden ESG-indikátort felhasználunk, mintha csak a környezeti faktorokat. Magasabb lett a magyarázó erő és alacsonyabb standard hiba mind lineáris regresszió, mind neurális hálózat módszertannal.

Harmadik hipotézis

A harmadik hipotézis vizsgálatakor azt teszteltük, hogy az ESG-faktorokban történő ötéves változással jobban előrejelezhető a CRI-indikátor, mintha az előző év ESG-indikátorait használjuk fel. Az előző hipotézisben minden abszolút értékű ESG-indikátor felhasználásával, a CRI-index értékének becslésére 31,16 pontos standard hibát kaptunk. Ehhez képest, ha ugyanúgy Forward módszerrel futtattuk a regressziót, de az ESG-indikátorok ötéves változását használtuk fel magyarázó változónak, akkor a standard hiba 30,59 pontra csökkent (8. táblázat). Ez a minimális javulás azonban nem elég meggyőző, érdemes neurális hálóval is tesztelni a hipotézist a standard hiba javulását illetően.

A regresszió ebben az esetben is három változót vont be a modellbe: 1 környezeti és 2 társadalmi indikátort. Közülük a túlsúly dominanciája szerepelt az abszolút értékek felhasználó modellben is. Míg az értékek használatánál ez pozitív összefüggést mutatott a CRI-index pontszámával – tehát minél nagyobb az elhízás egy-egy országban annál alacsonyabb ott a klímakockázat –, addig a változó dinamikája negatív kapcsolatot mutat, tehát minél jobban nőtt a túlsúly dominanciája, annál kockázatosabb volt az az ország klímakockázat szempontjából. A Glejser-teszt alapján ebben az esetben is elutasítottuk a heteroszkedaszticitásra vonatkozó nullhipotézist (Glejser, 1969) (9. táblázat).

Neurális hálózat módszertant alkalmazva hasonlóan a korábban interpretált eredményekhez 20 pont körüli standard hibát és 60% körüli magyarázó erőt kaptunk a modell tanulásakor. Azonban az utótesztelés eredménye mind a 20%-os utótesztelés, mind a 2016-os adatbázison való utótesztelés során jóval nagyobb standard hibát: 41,8, illetve 34,68 pontot és negatív R<sup>2</sup>-et mutatott (10. táblázat). Ez az R<sup>2</sup> képletéből adódóan lehetséges, hiszen a következőképpen határozható meg:  $1 - \text{SSE/SST}$ . A negatív R<sup>2</sup> tehát ebben az esetben azt jelenti, hogy a modell nem jól illeszkedik az adatokra.

Lineáris regressziós számítások összevetése

	Minden ESG-indikátor abszolút szintje	Minden ESG-indikátor ötéves változása
Korrigált R <sup>2</sup>	12,1%	15,2%
Standard hiba	31,16	30,59

A táblázat bemutatja a két lineáris regressziós számítás eredményeit: a harmadik oszlopban szereplő, minden ESG-indikátor ötéves változásával számoló regresszió magasabb magyarázó erővel és alacsonyabb standard hibával rendelkezik, azaz jobb, mint a második hipotézis során használt modell.

Forrás: saját szerkesztés

Lineáris regresszió Forward módszerrel ötéves ESG-indikátor változások felhasználásával

Változók	Standardizált koeficiens	t-érték	Szignifikanciaszint	Glejser-teszt eredmény (Szig.)
Konstans		34,115	0	0
PM2.5 levegőszennyezettség éves átlagos kitettsége	0,276	3,571	0	0,428
Túlsúly dominanciája	-0,311	-4,193	0	0,208
65 év feletti népesség aránya	-0,182	-2,379	0,018	0,09

A táblázat bemutatja az összes ESG-indikátor ötéves változásával lefutott regresszió eredményét. Forward módszert alkalmazva egy környezeti indikátor és két szociális indikátor került bele a modellbe, az első három oszlop mutatja be a szignifikáns változókhoz tartozó statisztikát. Az utolsó oszlop a Glejser-teszt eredményeit mutatja be. A teszt során a heteroszkedaszticitást teszteltük a modellben. A nullhipotézis minden esetben elvetettük, mivel a szignifikanciaszintek  $p > 0,05$ , azaz nincs heteroszkedaszticitás a modellben.

Forrás: saját szerkesztés

A lineáris regresszió és a neurális hálózat módszertanok eredményei a harmadik hipotézisre

		Minden ESG- indikátor – értékek	Minden ESG-indikátor – öt éves változások
Neurális háló tanuló adatbázis (80%)	Korrigált R <sup>2</sup>	61,30%	59,90%
	Standard hiba	20,71	20,54
Utótesztelés 20%-on	Korrigált R <sup>2</sup>	16%	-37,30%
	Standard hiba	29,32	41,8
Utótesztelés a 2016-os adatbázison	Korrigált R <sup>2</sup>	13,40%	-28,40%
	Standard hiba	24,48	34,68
Lineáris regresszió	Korrigált R <sup>2</sup>	12,10%	15,20%
	Standard hiba	31,16	30,59

A táblázat bemutatja a két lineáris regressziós számítás, valamint a neurális hálózatok eredményeit: míg a lineáris regresszió esetében az öt éves változásokkal számoló regresszió teljesített jobban, addig a neurális hálózatok esetében a második hipotézisben használt modell volt a jobb szinte minden paraméterében. Forrás: saját szerkesztés

A nullhipotézist a lineáris regresszió alapján el tudjuk utasítani: a két modell közül a dinamikát felhasználó modell hibája lett alacsonyabb. Ezt a hipotézist azonban a neurális háló segítségével megvizsgálva más döntést kellett hoznunk. Azért találtuk mérvadóbbnak a neurális háló eredményét, mert ott a tanítás folyamán az adatok illeszkedése erősebb, a standard hiba értéke pedig alacsonyabb volt, tehát jobb modellt tudtak felépíteni. Emiatt választottuk mindig a neurális hálózatot az utótesztelési vizsgálatok elvégzéséhez. A neurális hálózat módszertan alapján a nullhipotézist nem tudjuk elutasítani, az utótesztelés során a modell standard hibája magasabb lett (10 ponttal), mint az

abszolút értékeket használó modell esetében. Tehát az előzetes várakozásokkal ellentétben az ESG-indikátorokban bekövetkező öt éves változások vizsgálatával nem jelezhető jobban előre a CRI-index értéke, mintha egyszerűen az előző év ESG-indikátorértékeit vesszük figyelembe.

**Negyedik hipotézis**

A negyedik hipotézis során a különböző jövedelemkategóriákba való tartozás jelentőségét vizsgáltuk meg a CRI-index előrejelzésével kapcsolatban. Az alacsony jövedelemkategóriába sorolt országoknál a lineáris regresszió szerint az ESG-indikátorok nem magyarázzák a

Jövedelemkategóriánkénti lineáris regressziók eredményei

Jövedelemkategóriák	Megbontás nélkül	Alacsony	Alsó-közép	Felső-közép	Magas
Korrigált R <sup>2</sup>	12,1%	0%	41%	38,4%	29,9%
Standard hiba	31,16		26,45	26,34	26,97
Standardizált koefficiensek					
Népsűrűség			-0,381	0,26	
Munkanélküliségi ráta			0,297		-0,346
Politikai stabilitás és erőszak/terrorizmus hiánya			0,359		
Munkaerő-piaci részvétel 15-64 év között			-0,28	-0,293	
Élelmiszertermelési index				- 0,281	
GDP-növekedés (éves %)				-0,414	
Termékenységi ráta				0,319	
Tudományos és technikai cikkek száma	-0,297				-0,463
Nők aránya a parlamentben	-0,147				
A túlsúly dominanciája	0,167				
Országok száma	173	23	48	48	54

A táblázat bemutatja az egyes jövedelemkategóriánkénti regresszió eredményeit. Látható, hogy más-más indikátorok lettek szignifikánsak, ugyanakkor itt is jellemző a szignifikáns környezeti indikátorok hiánya. A modellek magyarázó ereje monoton csökkenő a jövedelemszint emelkedésével. Az alacsony jövedelemkategória esetén nem került be egyetlen változó sem a modellbe.

Forrás: saját szerkesztés



CRI-index értékét. A többi jövedelemkategória esetében viszont erősebb magyarázó erőt kaptunk, mint a megbon-  
tás nélkül elért 12,1%-os magyarázó erő. A legmagasabb az alsó-közép kategória esetén: 41%. A Forward regresz-  
zió négy változót használt fel, melyek közül egyik sem szerepelt a megbon-  
tás nélküli regresszióban. A jöved-  
elemkategóriákat figyelembe véve az eredeti regresszióban szereplő három változóból csak egy jelent meg a magas jövedelemkategória esetében: ez a tudományos és techni-  
kai cikkek száma. Az eredményváltató 2017-re volt értel-  
mezve (11. táblázat).

A heteroszkedaszticitást ebben az esetben is teszteltük Glejser-tesztel, de nem találtunk bizonyítékot heteroszke-  
daszticitás jelenlétére a modellekben (Glejser, 1969) (12. táblázat).

vedelemcsoportok klímaérzékenységét más tényezők be-  
folyásolhatják.

Az eredeti regresszióhoz képest itt más változók is belekerültek a modellbe, ezek közül a népsűrűséget Bus-  
by et al. (2014) használták fel a klímaérzékenység mé-  
résére, pozitív kapcsolatot feltételezve, ez az eredmény az alsó-közép kategória esetében megmutatkozik (a fel-  
ső-közép kategória esetében viszont ellentétes). Kahn (2005) modelljei viszont nem tartják szignifikáns indiká-  
tornak. A munkanélküliséget a WHO (2011) mint negatív faktort ítélte meg, ez megmutatkozik a magas jövedelmű országok regressziójában (az alsó-közép kategória ese-  
tében viszont ellenkezően alakult). A politikai stabilitást, illetve az erőszak és terrorizmus hiányát Wheeler (2011) használta fel, de nem volt szignifikáns indikátora

12. táblázat

Heteroszkedaszticitás tesztelése Glejser-tesztel

Glejser-teszt eredményei			
	Alsó-közép jövedelmi kategória	Felső-közép jövedelmi kategória	Magas jövedelmi kategória
Népsűrűség	0,329	0,634	
Munkanélküliségi ráta	0,462		0,403
Politikai stabilitás és erőszak/terrorizmus hiánya	0,546		
Munkaerő-piaci részvétel 15-64 év között	0,878	0,544	
Élelmiszer-termelési index		0,811	
GDP-növekedés (éves %)		0,423	
Termékenység ráta		0,161	
Tudományos és technikai cikkek száma			0,731

A táblázat a Glejser-teszt eredményeit mutatja be. A teszt során a heteroszkedaszticitást teszteltük a modellben. A nullhipotézist minden esetben elvetettük, mivel a szignifikanciaszintek  $p > 0,05$ , azaz nincs heteroszkedaszticitás a modellben.

Forrás: saját szerkesztés

A lineáris regressziós eredmények alapján a nullhipotézist elvetjük különböző változók, különböző mértékű össze-  
függésben állnak a CRI-index értékével.

A különböző jövedelemkategóriák esetében van-  
nak változók, amelyek ellentétes előjellel szerepelnek a regressziókban. Például ilyen a népsűrűség, amely az alsó-közép kategória esetében még negatív előjellel sze-  
repel, tehát ha nagyobb a népsűrűség, akkor alacsonyabb pontszámot és magasabb kockázatot lehet előrejelezni az országnak. Ellentétben a felső-közép kategóriával, ahol a pedig pozitív előjellel szerepel ez a változó. Szintén el-  
térő előjellel szerepel a munkanélküliség, mely szerint az alsó-közép kategóriában minél nagyobb, annál maga-  
sabb a CRI-pontszám és annál alacsonyabb a kockázat, míg a magas jövedelemkategória esetében negatívan hat a nagy munkanélküliségi ráta a klímaérzékenységre.

A szakirodalom nagy hangsúlyt fektet arra, hogy az alacsonyabb jövedelemkategóriával rendelkező, fejlő-  
dő országok klímaérzékenysége magasabb (Kahn, 2005; WHO, 2011; IPCC, 2012; Thomas, 2017). Azonban azt nem vizsgálják, hogy ennek következtében az egyes jö-

a klímaérzékenységnek, Busby et al. (2014) viszont je-  
lentősnek találták: a stabil politikával rendelkező orszá-  
gok kevésbé érzékenyek – ahogy ez az eredményeinkben is látható. Az élelmiszertermelési indexet Brooks et al. (2005) korábbi adatokon vizsgálva nem találták szignifi-  
kánsnak.

Az eredményeket ismét ellenőriztük neurális hálózat módszertannal is. A jövedelemkategóriák szerinti meg-  
bontás nélkül a modell magyarázó ereje a tanító adatbá-  
zison 61% lett, ennél jobb illeszkedést érte el az alsó-kö-  
zép és a felső-közép kategória. Az utótesztelések során, azonban csak a felső jövedelemkategória ért el alacso-  
nyabb standard hibát. Az alsó-közép kategória ugyan jobb illeszkedést mutatott, de a standard hibája nőtt, azaz lehetséges, hogy túlságosan az adott évi eredményekre specifikálódott a modell. Az eredményeket a 13. táblázat foglalja össze.

A neurális hálózat eredményéből is levonható az a következtetés, hogy érdemes jövedelemkategóriánként külön vizsgálni az országokat a klímakockázat előrejel-  
zésében.

## Jövedelemkategóriánkénti neurális hálózat eredménye

Jövedelemkategóriák	Megbontás nélkül	Alacsony	Alsó-közép	Felső-közép	Magas
Korrigált R <sup>2</sup>	61%	41,1%	95,7%	84,6%	56,4%
Standard hiba	20,7	25,32	7,04	13,03	21,06
Utótesztelés korrigált R <sup>2</sup>	13,4%	10,6%	31,2%	7%	10,5%
Utótesztelés standard hiba	24,8	30,02	28,07	29,8	24,67

A táblázat bemutatja a neurális hálózatszámítások eredményeit jövedelemkategóriánként. Látható, hogy az alsó-közepes jövedelemkategóriájú országoknál voltak a legjobb eredmények, közel minden szempontból.

Forrás: saját szerkesztés

## Konklúzió

A kutatásban arra kerestük a választ, hogy mely ország-szintű ESG-indikátorok jelzik előre a klímakockázatot mérő CRI-indexet. A klímakockázatot a Germanwatch intézet által készített mérőszám a klímaesemények következtében az adott ország adott évében elszenvedett anyagi és emberélet veszteségét számszerűsíti. Empirikus vizsgálatunkat lineáris regresszióval és gépi tanulási módszert alkalmazva neurális hálózat segítségével végeztük el a Germanwatch és Világbank 173 ország ESG- és klímakockázat-adatbázisain.

Először megvizsgáltuk, hogy a klímakockázati indexet magyarázzák-e az országokra vonatkozó környezet-indikátorok. A mezőgazdasági területek aránya pozitív összefüggést mutatott a klímakockázattal, amely erősebb volt az alacsonyabb jövedelmi szintű országok esetében. Várakozásainkkal ellentétben a szén-dioxid-kibocsátás és a levegőszennyezés nem volt szignifikáns, mint azt Thomas et al. (2013) megmutatták Ázsia esetében. A környezeti indikátorokat tömörítő modellek magyarázó ereje alacsony volt, ennek lehetséges oka a környezeti indikátorok externáliákkal való összefüggése, ugyanis a klímakockázatot kevésbé befolyásolja mit tesz egyénileg az adott ország a klímaváltozással szembeni védekezésért. Ez a közgazdaságtanban ismert potyautas probléma és a Coase-tétellel magyarázható: lehet, hogy kimarad az adott ország a klímavédelemből, de ha a többi ország csökkenti a levegőszennyezettséget, akkor ő is profitál ebből. Tehát a környezeti indikátorok között található szén-dioxid-kibocsátás egy globális probléma, egy közös kockázat, amely országokon átível, nem az adott országra specifikus (Ostrom, 2009).

A második hipotézisben azt vizsgáltuk, hogy ha a környezeti szempontok mellett további társadalmi és kormányzati indikátorokat is figyelembe veszünk, akkor erősebb magyarázó erejű modellt lehet-e felállítani. Eredményképpen azt kaptuk, hogy a lineáris regresszió és a neurális háló segítségével jobb előrejelzés készíthető, amennyiben valamennyi ESG-indikátort bevontunk, a csupán környezeti indikátorokkal szemben. Ezt az eredményt a szakirodalom is alátámasztja (Brooks et al., 2005).

A harmadik hipotézis esetében azt vizsgáltuk, hogy ha az ESG-indikátorok abszolút értékei helyett az indiká-

torok dinamikáját használjuk, akkor magasabb magyarázó erővel bír a modell. A hipotézist végül az utótesztelés eredményei alapján elvetettük, mivel az abszolút szintű ESG-indikátorok jelentősen alacsonyabb becslési hibát vétettek. Ez a megállapítás azért meglepő, mert a vállalati szintű ESG-mutatók vizsgálatánál a szakirodalomban az indikátor változását tekinti fontos tényezőnek.

Az is megvizsgáltuk, hogy ha különböző jövedelmi szintek mentén nézzük az országokat, akkor más ESG-indikátorok jelzik előre a CRI-indexet, eltérő magyarázó erővel. Eredményeink azt mutatták, hogy egy bizonyos létminimumot meghaladóan (az egy főre jutó GNI értéke >1035 dollár, ez a mintában szereplő országok 86%-át lefedi): az alsó-közép jövedelemkategóriától felfelé monoton csökkenő a modellek magyarázó ereje: tehát minél gazdagabb egy ország, annál kevésbé hatnak az ESG-indikátorok a klímakockázatra. Ez az eredmény arra utalhat, hogy a magasabb jövedelemmel az országok jobban tudnak védekezni a klímakockázattal szemben (pl. gátépítés, infrastruktúra-helyreállítás) ezért lehet alacsonyabb a klímaérzékenységük a szegényebb országokénál. Emellett fontos kiemelni az egyes országok földrajzi elhelyezkedését is: az alacsony jövedelmű országok földrajzilag olyan régiókban helyezkedhetnek el, amelyek eleve érzékenyebbek a klímakockázatra, mint például Afrikában az extrém szárazság.

Kutatásunk fontos eredménye, hogy a klímakockázatot kevésbé jelzik előre a környezeti mutatók, inkább a társadalmi és kormányzati faktorok bírnak jobb előrejelző képességgel. Ráadásul, a mutatók abszolút értéke számít, nem a változásuk. Az országok jövedelmi szintje pedig fordítottan arányos a klímaérzékenységgel. Ez utóbbi eredmény a nemzetközi szervezeteknek (ENSZ, Világbank) és az intézményi befektetőknek lehet jelzésértékű, alacsonyabb jövedelmű országok esetén fokozottabb figyelmet kell fordítani az ESG-indikátorokra, ugyanis erősebben függ össze a klímakockázattal.

## Felhasznált irodalom

- Barr, R., Fankhauser, S., & Hamilton, K. (2010). Adaptation investments: A resource allocation framework. *Mitigation & Adaptation Strategies for Global Change*, 15(8), 843–858.  
<https://doi.org/10.1007/s11027-010-9242-1>

- Berlinger, E., Keresztúri, J., & Tamásné Vőneki, Zs. (2018). A cross-country analysis of operational risk: The effect of the freedom of press. In Dömötör Barbara (Ed.), *PRMIA Hungary Chapter Éves Konferenciája, 2018: A Magyar kockázatkezelési kutatások legújabb eredményei* (p. 8). Budapest: PRMIA Hungary.
- Bertolotti, A. (2020). Effectively managing risks in an ESG portfolio. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 13(3), 202–211.
- Brooks, N., Neil Adger, W., & Mick Kelly, P. (2005). The determinants of vulnerability and adaptive capacity at the national level and the implications for adaptation. *Global Environmental Change Part A: Human & Policy Dimensions*, 15(2), 151–163. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2004.12.006>
- Busby, J. W., Smith, T. G., & Krishnan, N. (2014). Climate security vulnerability in Africa mapping 3.0. *Political Geography*, 43, 51–67. <https://doi.org/10.1016/j.polgeo.2014.10.005>
- Choi, D., Gao, Z., & Jiang, W. (2020). Attention to global warming. *The Review of Financial Studies*, 33(3), 1112–1145. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3180045>
- Christiansen, N. H., Voie, P. E. T., Winther, O., & Høgsberg, J. (2014). Comparison of neural network error measures for simulation of slender marine structures. *Journal of Applied Mathematics*, 2014, Article ID 759834. <https://doi.org/10.1155/2014/759834>
- Crabb, J. (2020). ESG: the financial costs of climate change. *International Financial Law Review*, 2020. <https://www.iflr.com/article/bl1mx4n8t9626x/esg-the-financial-costs-of-climate-change>
- Eckstein, D., Künzel, V. & Schäfer L. (2017). *Global Climate Risk Index 2018* [on-line]. Germanwatch. <https://germanwatch.org/sites/germanwatch.org/files/publication/20432.pdf>
- Eckstein, D., Hutfils, M.-L., & Wings, M. (2018). *Global Climate Risk Index 2019* [on-line]. Germanwatch. [https://germanwatch.org/sites/germanwatch.org/files/Global%20Climate%20Risk%20Index%202019\\_2.pdf](https://germanwatch.org/sites/germanwatch.org/files/Global%20Climate%20Risk%20Index%202019_2.pdf)
- Eckstein, D., Künzel, V., Schäfer L. & Wings, M. (2019). *Global Climate Risk Index 2020* [on-line]. Germanwatch. [https://www.germanwatch.org/sites/germanwatch.org/files/20-2-01e%20Global%20Climate%20Risk%20Index%202020\\_14.pdf](https://www.germanwatch.org/sites/germanwatch.org/files/20-2-01e%20Global%20Climate%20Risk%20Index%202020_14.pdf)
- Eriksen, S., & Silva, J. A. (2009). The vulnerability context of a savanna area in Mozambique: Household drought coping strategies and responses to economic change. *Environmental Science & Policy*, 12(1), 33–52. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2008.10.007>
- Friede, G., Busch, T., & Bassen, A. (2015). ESG and financial performance: Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 5(4), 210–233. <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>
- Glejser, H. (1969). A new test for heteroskedasticity. *Journal of the American Statistical Association*, 64(325), 316–323. <https://doi.org/10.1080/01621459.1969.10500976>
- Griffin, P. A. (2020). Energy finance must account for extreme weather risk. *Nature Energy*, 5(2), 98–100. <https://doi.org/10.1038/s41560-020-0548-2>
- Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *Review of Financial Studies*, 33(5), 2223–2273. <https://doi.org/10.3386/w25398>
- Hale, J. (2020). *Despite the Downturn, U.S. Sustainable Funds Notch a Record Quarter for Flows*. <https://www.morningstar.com/articles/977328/despite-the-downturn-us-sustainable-funds-notch-a-record-quarter-for-flows>
- Hong, H., Karolyi, G. A., & Scheinkman, J. A. (2020). Climate finance. *The Review of Financial Studies*, 33(3), 1011–1023. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3478737>
- IPCC. (2012). *Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation* [on-line]. New York: Cambridge University Press. [https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/03/SREX\\_Full\\_Report-1.pdf](https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/03/SREX_Full_Report-1.pdf)
- IPCC (2014). *Climate Change 2014 Impacts, Adaptation, and Vulnerability* [on-line]. New York: Cambridge University Press. [https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/WGIIAR5-PartA\\_FINAL.pdf](https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/WGIIAR5-PartA_FINAL.pdf)
- Kahn, M. E. (2005). The Death Toll from Natural Disasters: The Role of Income, Geography, and Institutions. *Review of Economics and Statistics*, 87(2), 271–284. <https://doi.org/10.2139/ssrn.391741>
- Kavzoglu, T., & Mather, P. M. (2003). The use of backpropagating artificial neural networks in land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 24(23), 4907–4938. <https://doi.org/10.1080/0143116031000114851>
- Kovács, E. (2014). *Többváltozós adatelemzés*. Budapest: Typotex.
- Liu, C., Golding, D., & Gong, G. (2008). Farmers' coping response to the low flows in the lower Yellow River: A case study of temporal dimensions of vulnerability. *Global Environmental Change Part A: Human & Policy Dimensions*, 18(4), 543–553. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2008.09.002>
- Matos, P. (2020). *ESG and Responsible Institutional Investing Around the World: A Critical Review*. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3668998>
- Monasterolo, I., Roventini, A., & Foxon, T. J. (2019). Uncertainty of climate policies and implications for economics and finance: An evolutionary economics approach. *Ecological Economics*, 163, 177–182. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.05.012>
- Naffa, H., & Fain, M. (2020). Performance measurement of ESG-themed megatrend investments in global equity markets using pure factor portfolios methodology. *PLoS ONE*, 15(12), 1–34. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0244225>
- Németh-Durkó, E. (2020). Környezet és pénzügyek: A pénzügyi fejlettség emissziót befolyásoló szerepe. *Gazdaság és Pénzügy*, 7(4), 434–449. <https://doi.org/10.33926/gp.2020.4.4>

- Obersteiner, M., Azar, C., Kossmeier, S., Mechler, R., Moellersten, K., Nilsson, S., ... Yan, J. (2001). Managing climate risk. *Science*, 294(5545), 1282. <https://doi.org/10.1126/science.294.5545.1282>
- Ostrom, E. (2009). *A polycentric approach for coping with climate change*. World Bank Policy Research Working Paper No. 5095. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1934353>
- Prechelt, L. (1998). Automatic early stopping using cross validation: Quantifying the criteria. *Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, 11(4), 761–767. [https://doi.org/10.1016/s0893-6080\(98\)00010-0](https://doi.org/10.1016/s0893-6080(98)00010-0)
- Primecz, H., Havran, D., & Lakatos, Z. (2019). How Does Female Presence on the Management and Supervisory Boards Impact the Performance in CEE? *Academy of Management Annual Meeting Proceedings, 2019*(1), 1–1. <https://doi.org/10.5465/ambpp.2019.10602abstract>
- ROBECOSAM (2020). *Country ESG Ranking Update – July 2020*. Retrieved from [https://www.robecosam.com/media/a/5/6/a565154e6efcd25e1197da40b69c1238\\_202008-robecosam-country-esg-ranking-robecosam\\_tcm1011-25282.pdf](https://www.robecosam.com/media/a/5/6/a565154e6efcd25e1197da40b69c1238_202008-robecosam-country-esg-ranking-robecosam_tcm1011-25282.pdf)
- Rubin, O., & Rossing, T. (2012). National and Local Vulnerability to Climate-Related Disasters in Latin America: The Role of Social Asset-Based Adaptation. *Bulletin of Latin American Research*, 31(1), 19–35. <https://doi.org/10.1111/j.1470-9856.2011.00607.x>
- Sarkodie, S. A. (2018). The invisible hand and EKC hypothesis: What are the drivers of environmental degradation and pollution in Africa? *Environmental Science and Pollution Research International*, 25(22), 21993–22022. <https://doi.org/10.1007/s11356-018-2347-x>
- Shive, S. A., & Forster, M. M. (2020). Corporate governance and pollution externalities of public and private firms. *The Review of Financial Studies*, 33(3), 1296–1330. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3339517>
- Tamásné Vőneki, Z., & Lamanda, G. (2020). Content analysis of bank disclosures related to ESG risks. *Economy and Finance: English-Language Edition of Gazdaság és Pénzügy*, 7(4), 412–424. <https://doi.org/10.33908/EF.2020.4.3>
- Tato, A. & Nkambou R. (2018). *Improving Adam Optimizer* [on-line]. ICLR 2018 Workshop Submission. <https://openreview.net/pdf?id=HJfpZq1DM>
- The World Bank (2019). *Environment, Social and Governance Data* [on-line]. New York: The World Bank. <https://datacatalog.worldbank.org/dataset/environment-social-and-governance-data>
- Thomas, V., Albert, J. R., & Perez, R. (2013). *Climate-related disasters in Asia and the Pacific*. Asian Development Bank Economics Working Paper Series, (358). Mandaluyong: Asian Development Bank. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2295783>
- Thomas, V. (2017). *Climate change and natural disasters: transforming economies and policies for a sustainable future*. New York: Routledge Taylor & Francis. <https://doi.org/10.4324/9781315081045>
- Toya, H., & Skidmore, M. (2007). Economic Development and the Impacts of Natural Disasters. *Economics Letters*, 94(1), 20–25. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2006.06.020>
- UNEP (2016). *The Adaptation Finance Gap Report 2016* [on-line]. New York: United Nations Environment Programme (UNEP). <https://climateanalytics.org/media/agr2016.pdf>
- van Dijk, M. A. (2020). *Assessing climate risk for investment portfolios*. Rotterdam: Rotterdam School of Management, Erasmus University. [https://www.rsm.nl/fileadmin/Images\\_NEW/Erasmus\\_Platform\\_for\\_Sustainable\\_Value\\_Creation/Assessing\\_climate\\_risk\\_for\\_investment\\_portfolios\\_\\_oct20.pdf](https://www.rsm.nl/fileadmin/Images_NEW/Erasmus_Platform_for_Sustainable_Value_Creation/Assessing_climate_risk_for_investment_portfolios__oct20.pdf)
- Volz, U., Beirne, J., Ambrosio Preudhomme, N., Fenton, A., Mazzacurati, E., Renzhi, N., & Stampe, J. (2020). *Climate change and sovereign risk*. London: SOAS Centre for Sustainable Finance, SOAS University of London. [https://eprints.soas.ac.uk/33524/1/Climate%20Change%20and%20Sovereign%20Risk\\_final.pdf](https://eprints.soas.ac.uk/33524/1/Climate%20Change%20and%20Sovereign%20Risk_final.pdf)
- Wang, Y., Li, Y., Song, Y., & Rong, X. (2020). The influence of the activation function in a convolution neural network model of facial expression recognition. *Applied Sciences*, 10(5), 1897. <https://doi.org/10.3390/app10051897>
- Wheeler, D. (2011). *Quantifying vulnerability to climate change: Implications for adaptation assistance*. Washington, D.C.: Center for Global Development. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1824611>
- WHO (2011). *The Social Dimensions of Climate Change* [on-line]. World Health Organization (WHO). <https://www.who.int/globalchange/mediacentre/events/2011/social-dimensions-of-climate-change.pdf>
- World Economic Forum (2020). *The Global Risks Report 2020* [on-line]. [http://www3.weforum.org/docs/WEF\\_Global\\_Risk\\_Report\\_2020.pdf](http://www3.weforum.org/docs/WEF_Global_Risk_Report_2020.pdf)