

Az erőszakos radikalizmus kockázatbecslése – elméleti háttér és kutatási eredmények

Haller József

Nemzeti Közszoigálati Egyetem, Kriminálpszichológia Tanszék, Budapest, Magyarország
E-mail: Haller.Jozsef@uni-nke.hu

Beérkezett: 2023. február 5.; elfogadva: 2023. február 28.

Összefoglalás

A tanulmány a terrorveszély felismerésének és kezelésének elméleti és technikai összefoglalását nyújtja. Kiemelten foglalkozik a kockázatbecslés technikájával, és bemutat egy új, mesterséges intelligencián alapuló eljárást, amelynek segítségével 90%-os sikerességgel lehet azonosítani azokat, akik terrortámadásokat hajthatnak végre. E mellett, az eljárás által szolgáltatott adatok felhasználásával sikerült leírni a radikálisok két típusát, amelyeket megközelítőleg az „alárendelt/erőszakos” és a „vezető/nem-erőszakos” szavakkal jellemezhetnénk. A két csoport között jelentős különbségek voltak a családi háttér, iskolázottság, radikalizálódási folyamat, állampolgársági múlt, bűnözői előélet, és szerepvállalási jellegzetességek tekintetében.

Kulcsszavak: adatbázis, radikálisok, terrorizmus, kockázatbecslés, mesterséges intelligencia

Risk matrix for violent extremism – theoretical background and research findings

József Haller

University of Public Service, Department of Criminal Psychology, Budapest, Hungary

Summary

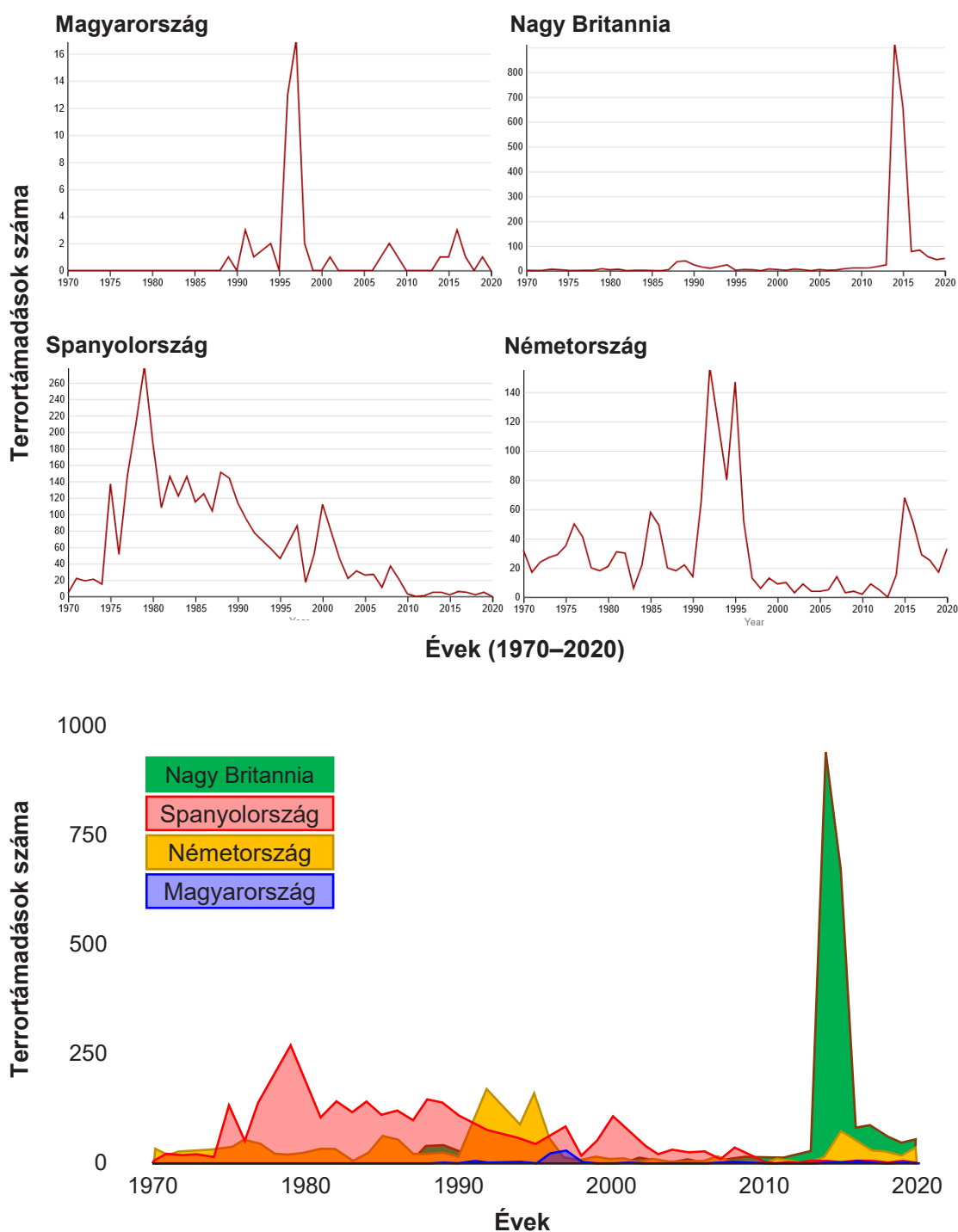
Although Hungary is in a privileged position regarding the threat of terrorism, the history of other countries suggests that similar good positions can be temporary. The threat of terrorism can be investigated by several scientific approaches. After reviewing these, we analyze the theoretical and technical background of risk assessment, and present the results of our recently concluded research. In this we examined the US database PIRUS, which contained 112 types of personal data of 2,148 radicals. About half of them did carry out terrorist attacks the other half did not. Based on the individual characteristics of the radicals, the XGBoost machine learning algorithm correctly identified the perpetrators of the terrorist attacks with a probability of 87%. By using the data provided by the software, it was also possible to describe two types of radicals, which could be roughly characterized by the words “subordinate/violent” and “leader/non-violent”. The former usually had a criminal but not a radical background. They converted late in life (if their radicalization was of a religious nature) and adopted radical ideas as adults (if their radicalization was nonreligious in nature). They played a subordinate role in terrorist groups, required training and were largely influenced by social media. They also belonged to low social classes and had many personal problems. In contrast, non-violent extremists were characterized by a family tradition of radicalism, mostly had no criminal past, belonged to higher social strata, and played leading roles in terrorist organizations. Instead of committing attacks, they engaged in illegal activity by supporting terrorist organizations. The two main types probably consist of subtypes. Compared to violent extremists who were radicalized in prison, for example, those who were not radicalized in prison were mostly foreigners, were often unemployed despite their higher education, and compared to those radicalized in prison, they committed lesser crimes before radicalization. Similar subgroups occurred in both main groups, but their detailed characterization requires further research. Our findings suggest that artificial intelligence can become a good tool for the risk assessment of radicals concerning their proneness to perform terrorist attacks. Moreover, the risk assessment tool employed here may be useful in typifying radicals, and studying their radicalization routes.

Keywords: database, radicals, terrorism, risk assessment, artificial intelligence

A probléma mérete

A terrorizmus szempontjából Magyarország nem tartozik a veszélyeztetett országok közé, amint azt az 1. ábra szemlélteti. Az ábra felső négy panelje úgy jeleníti meg az országokra vonatkozó adatokat, ahogyan azok a Global Terrorism Database-ből (GTD) kinyerhetők (URL1). Ez az adatbázis része a National Consortium for the Study of Terrorism and Responses to Terrorism

programnak, amelyet nagyjából 50 egyetem és kutatóintézet hozott létre, hogy a terrorizmus alapvető kérdéseit tanulmányozza. A konzorcium kutatási adatbázisának két központi eleme a fent említett GTD, amely kétszáz-ezernél több terrorcselekmény adatait tartalmazza, és a Profiles of Individual Radicalization in the United States (PIRUS), amely viszont nem események, hanem radikálisok adatainak gyűjteménye. Mindkét adatbázis szabadon hozzáférhető és kutatható.



1. ábra | A terrorcselekmények számának alakulása néhány kiemelt országban

A GTD adatai talán a legátfogóbbak és legrészletesebbek a szabadon elérhető adatbázisok között, de a látványt tekintve kissé félrevezető, mert az y tengely skálája minden ország esetében igazodik a legrosszabb évek csúcserősségéhez (1. ábra). Bár egy figyelmetlen szemlélőnek – a skála különbözősége miatt – úgy tűnhet, hogy a terrorveszély a négy országban hasonló nagyságrendű, ez nem így van. Magyarországon például 1998-ban volt a legtöbb terrortámadás, de akkor is csak 17, míg a legrosszabb évben Nagy-Britanniában 907, Spanyolországban 269, míg Németországban 151 terrortámadást regisztráltak. Az arányok érzékeltetésére hoztuk létre az alsó panelt, amely ugyanazokat az adatokat egységes y tengelyen ábrázolja. A magyar adatok csak két évben vehetők észre ezen a skálán, nevezetesen 1997-ben és 1998-ban. Azon túl azonban, hogy Magyarországon a terrorizmus problémája elenyésző méretű más országokkal összehasonlítva, az ábra szolgál még egy tanulsággal, amely egyben azt is megmagyarázza, hogy miért kell a kérdéssel foglalkozni ott is, ahol a veszély jelenleg nem kiemelkedően nagy.

A terrorizmus problémája erősen ingadozó méretű. Azokban az években, amikor Magyarországon a legtöbb terrortámadás történt, Németországban és Nagy-Britanniában a korábbi terrorhullámok lecsengtek, vagy lecsengőben voltak, míg Magyarország felszálló ágban volt, a valódi tűzfészek pedig Spanyolország volt. A 2000-es évekre a helyzet megfordult: Magyarország és Spanyolország ekkorra már biztonságosnak tekinthető, Németországban a terrorveszély jelentőssé vált, Nagy-Britanniában pedig elképesztő méreteket öltött. A terrorizmus előretörése és visszahúzódása külön tanulmányt érdemelne, amelynek még a körvonalait sem tudjuk felrajzolni itt. Azonban ezekből az adatokból is lesűrhető, hogy nincs ország, amely a terrorveszély szempontjából véglegesen biztonságban érezhetné magát. A terrorizmussal leginkább akkor érdemes foglalkozni, amikor mintegy „csend van”, mert ezeket az időszakokat kihasználva lehet felkészülni azokra az időkre, amikor már nem készülni kell, hanem cselekedni.

A terrorveszély kutatásának fő útjai

A radikális mozgalmak által létrehozott biztonsági kockázatot alapvetően három oldalról, a radikalizálódás, a tipizálás és a kockázatbecslés oldaláról szokták megközelíteni.

Az első megközelítés kutatói a radikalizálódás folyamatát vizsgálják (Borum 2011). Élettörténeteket vizsgálnak meg, hogy felleljék azokat az egyéni jellemzőket, életeseményeket és társadalmi feltételeket, amelyek a radikalizálódás irányába hatnak, abban a reményben, hogy a folyamat megszakíthatóvá, sőt, akár visszafordíthatóvá is válik (McCaulley–Moskalenko 2008; Moghaddam 2005). A radikalizálódást gyakran fogják fel emeleteken való felfelé haladásként, amelynek „földszintjén” pusztán elégetlenség érzékelhető, egyfajta identitásprobléma és

marginalizálódásérzet. Az „első emeleten” a radikalizálódó személy már nemcsak elégetetlen, hanem kutatni kezdi és meglelni véli a bajok forrását, majd emeletenként tovább haladva megváltoztatja életmódját és szociális kapcsolatrendszerét, felveszi a kapcsolatot valamilyen terrorszervezettel, végül az ott átélt agyimosás folyamánként terrorcselekményben vesz részt. Mindegyik emelet sajátos megközelítést igényel; a „földszint” problémáin leginkább szociológiai megközelítéssel lehet segíteni, az „első emelet” egyfajta politikai kommunikációs problémaként is felfogható, a „második emelet” történései már jelek, amelyek pszichológiai megközelítést igényelhetnek, míg a harmadik és negyedik emelet már egyértelműen rendészeti kérdés. A radikalizálódás folyamatának más megközelítései nem a pszichikai, hanem a szervezeti utat vizsgálják, pontosabban azokat a társadalmi csomópontokat, amelyeken keresztül az izolált egyén eljut a terrorszervezethez. Ilyen szempontból kiemelt jelentőségű a radikálisok toborzása, vagyis bevonása az erőszakos szervezetekbe. Általában véve a radikalizálódás pszichikai és szervezeti útjainak felderítése kevésbé alkalmas konkrét egyének biztonsági kockázatának felmérésére. Ennél ez a megközelítés tágabb perspektívájú. Hasznos lehet azonban a szociális intézkedések szempontjából: minden törvény, társadalmi szabály vagy intézkedés, amely bizonyos csoportok frusztrációját és marginalizálódásérzetét csökkenti, egyben csökkenti a globális kockázatot is. A szervezeti út felderítése ugyanakkor a fő tevékenységi célpontok szempontjából mutat irányt. Ez a kérdés feltétlenül megérne egy külön tanulmányt, itt azonban ennél mélyebben nem foglalkozhatunk vele.

A terrorista tipológiák létrehozása – a második népszerű megközelítés – főként strukturált szakmai megítélésen alapul (Meloy 2018; Pressman–Flockton 2012; Sarma 2017), amelyet a terület néhány vezető képviselője előnyben részesít más megközelítésekkel szemben (Monahan 2012). A tipizálás végső célja azoknak a radikális típusoknak az azonosítása, akik terrorveszélyt jelentenek. Ez a megközelítés vegyíti az előző és a következő megközelítés elemeit, mert a tipizálásban szerepet játszik a radikalizálódás folyamata ugyanúgy, mint azok az egyéni tulajdonságok, amelyek a különböző radikálisokat megkülönböztetik egymástól.

A harmadik fő megközelítés a kockázati tényezőket keresi, hogy a gyakorlatban közvetlenül vizsgálható, és később felhasználható adatokhoz jusson (Cook 2014; Lloyd–Dean, 2015; Meloy 2018; Pressman–Flockton 2012). Nem azt vizsgálja, hogy milyen utakon jut el valaki az erőszakos radikalizmushoz, mint az első megközelítés, és azt sem, hogy az erőszakos terroristák milyen típusokba sorolhatók, mint a második, hanem azt, hogy milyen jellegzetességekkel bírnak azok a radikálisok, akik erőszakos terrorcselekményeket követnek el. A végső cél a terrorveszélyt jelentő radikálisok azonosítása még azelőtt, hogy a terrorcselekményre sor kerülne. Ideális esetben a kockázatbecslés empirikus alapot szolgáltat a

másik két megközelítés számára; hozzájárulhat mind a radikalizálódási útvonalakkal kapcsolatos nézeteink, mind a szakértői véleményeken alapuló terrorista tipológiák fejlődéséhez. Ebben a tanulmányban elsősorban ezzel a harmadik megközelítéssel foglalkozunk, amely az elsővel szemben nem a radikalizálódás általános törvényszerűségeinek felismerése által próbálja meg kezelni a terrorizmus kérdését, hanem arra a kérdésre keresi a választ, hogy hogyan lehet megjósolni egy konkrét radikális jövőbeni viselkedését, pontosabban részvételét egy terrortámadásban.

Kockázatbecslés: alapelvek és buktatók

A koncepció

Szakirodalmi álláspont szerint a kockázat értékelésének négy lépésből kell állnia: (1) azonosítani kell azokat a tényezőket, amelyek relevánsak a kockázat szempontjából, (2) ki kell dolgozni e tényezők kvantifikálásának módszerét, (3) meg kell alkotni azt a módszert, amellyel a különböző kockázati tényezők hatásai egymással összefüggésben értékelhetők, és végül (4) ki kell dolgozni a kockázat becslésének eljárását (*Skeem–Monahan 2011*). Ha sikerül végigmennünk a négy lépésen, egy eszközhöz jutunk, amelynek alapján meg lehet állapítani, hogy egy tetszőlegesen kiválasztott személy mekkora kockázatot jelent az erőszakos terrorizmus szempontjából. E programterv logikus, és tulajdonképpen bármilyen bűnügyi kockázat becslésére alkalmazható. Meg kell állapítani, hogy melyek azok a tényezők, amelyek a kockázatot előre jelzik, a tényezőket elemzésre alkalmas formába kell hozni, majd meg kell alkotni azt az algoritmust, amely a tényezők részhatásait összesíti, és egy akár százalékban is kifejezhető kockázati értéket generál. Ez felhasználható a gyakorlatban akkor, amikor radikálisok jövőbeni cselekedeteit próbáljuk megjósolni.

A kockázatbecslés technikája

A kutatásnak szükségszerűen retrospektívnek kell lennie, mert egy prospektív megközelítés csak a nagyon távoli jövőben vezetne sikerre. A cél egy olyan algoritmus kidolgozása, amely ismert kockázatot jelentő radikálisokat szét tud válogatni az erőszakra való hajlandóságuk alapján, abban bízva, hogy ugyanezt meg lehet tenni ismeretlen kockázatot jelentő radikálisok esetében is. A kockázatbecslés kiindulópontja tehát egy adatbázis, amely erőszakos (terrorcselekményeket végrehajtó) és nem erőszakos (terrorcselekményekben közvetlenül nem érintett) radikálisok adatait tartalmazza.

Számtalan olyan adatbázis érhető el az interneten, amely felhasználható a kutatásban. Az egyik a fent említett GTD, amely kétszázezernél is több terrorcselekmény adatait tartalmazza meglehetősen részletességgel (*URL1*), a másik pedig a PIRUS, amely több mint kétezer terrorista száznál is több személyes adatát tartal-

mazza, kezdve a radikális viselkedés jellegzetességeitől a demográfiai adatokon át a radikálisok családjának és ismeretségi körének ideológiai beállítottságáig (*URL2*). Mindkét adatbázis rendszeresen frissül. Az elérhető adatforrások természetesen nem korlátozódnak erre a kettőre. Egy viszonylag friss munka (frissebbet sajnos nem találtam) összesen 23 kutatható adatbázist sorol fel, az elérési útvonalakkal együtt (*Bowie 2018*). Még ez sem kimerítő, mert továbbiak is fellelhetők az interneten. Az egyes adatbázisok mérete, megbízhatósága és elérhetősége változó. Vannak viszonylag kis, és meglehetősen nagy adatbázisok; van olyan, amelynek adataihoz csak előszelektált és fizetőképes kutatók férhetnek hozzá, és olyan is, amely bárki által szabadon letölthető. Végül vannak olyan adatbázisok, amelyek egy-egy földrajzi régióra koncentrálnak. E sokféleség előnye nyilvánvalóan az, hogy lehetővé teszi a különböző országokban működő radikálisok összehasonítását. A PIRUS például csak az Egyesült Államokban tevékenykedő radikálisok adatait tartalmazza, de vannak európai, közel-keleti és távolkeleti adatbázisok is, a GTD pedig az egész világot lefedi.

Az erőszak kockázatának becslését célzó kutatások során az adatbázis radikálisait két csoportra osztják: az egyik csoportba azok kerülnek, akik terrorcselekményeket hajtottak végre, míg a másikba azok, akik ugyanúgy radikálisok, de közvetlenül nem vettek részt támadásokban. A két csoport közötti különbségek lennének azok a tényezők, amelyek a kockázatbecslés alapjául szolgálnak.

A csoportok közötti különbségek értékelése azonban nem egyszerű feladat. Bármely két, tetszőlegesen kiválasztott csoport között szükségszerűen vannak különbségek, de ezek egy része véletlenszerű, míg mások valamilyen törvényszerűséget képviselnek. Hogyan lehet ezeket szétválogatni? A két csoport között lehetnek továbbá nagy különbségek olyan tényezőkben, amelyek ritkák, míg más tényezők gyakoriak ugyan, de csoportkülönbségeik kicsik. Saját kutatásunkban például az erőszakos bűnözők körében 10-szer annyian voltak azok, akik a börtönben radikalizálódtak, mint a nem-erőszakos radikálisok körében, de a radikálisoknak csak töredékét ítélték börtönbüntetésre a terrortámadás előtt (*Ivaskевичs–Haller 2022*). Egyszerűbben: a börtönviselt radikálisok elsöprő többsége erőszakos volt, de ezt a kritériumot csak a radikálisok kis részére lehetett alkalmazni. Ugyanakkor a radikálisok többségénél meg lehetett állapítani, hogy milyen szerepet töltöttek be egy terror szervezetben belül, és az is kiderült, hogy a nem-erőszakos radikálisok között több volt a vezető, mint az erőszakos radikálisok között. Ez a különbség azonban kicsi volt, mert az erőszakos radikálisok között is voltak vezetők, még ha kevesebben is. Melyik típusú változó, milyen mértékben jelzi előre azt, hogy valaki terrorcselekményt hajtott végre? A válasz nem egyszerű, mert a tényezők száma nagy, és az egyes tényezők között kölcsönhatások is vannak. A PIRUS adatbázis például radikálisonként több mint 100 tényezőt tart számon. Az ilyen komplex össze-

függések értékelésére az emberi elme csak akkor képes, ha számítógépes segítséget kap hozzá.

Az adatelemzésnek alapvetően két fő útja van. Az úgynevezett többváltozós regresszió eljárása alkalmas arra, hogy a rendelkezésre álló tényezők közül kiválogassa azokat, amelyeknél a csoportkülönbségek nem véletlenszerűek, és azt is ki tudja számolni, hogy a vizsgált tulajdonság milyen mértékben függ ezektől a tényezőktől. Szoros értelemben vett, például százalékos kockázatbecslést ugyan nem ad, de feltárja a releváns változókat, azokat rangsorolja, és a köztük fennálló összefüggésekre vonatkozóan is nyújt információt. A mesterséges intelligencia különböző szoftverei ennél továbbmennek: mindent „tudnak”, amit a többváltozós regresszió tud, ugyanakkor pedig százalékos kockázatbecslést is adnak. Meg tudják mondani például, hogy mekkora a valószínűsége annak, hogy valaki erőszakos cselekményeket hajt végre akkor, ha a kockázati tényezők valamilyen kombinációja fennáll. Ráadásul sokkal kevésbé érzékenyek a hiányzó adatokra, mint a többváltozós regresszió, és statisztikai erejük is kevésbé függ a mintamérettől. Bár a mesterséges intelligencia előnyei nyilvánvalók, többváltozós regressziót vagy hasonló eljárásokat ma is használnak, a korábbi munkák pedig szinte kizárólag ilyen eljárásokat alkalmaztak.

A releváns változók kiválasztásának buktatói

Bármilyen logikus és első pillantásra talán egyszerűnek tűnő is a kockázat értékelésének fent vázolt folyamata, jelen pillanatban még azt sem állíthatjuk biztossággal, hogy az 1-es számú feladatot sikerült megoldanunk (lásd *A koncepció* című fejezetet). Hogyan választjuk ki azokat a tényezőket, amelyeket egyáltalán vizsgálni érdemes? A szakirodalom erre jelenleg két megoldást ismer. Az egyiket a hipotézisek, a másikat a matematika vezérli.

A hipotézis-vezérelt megközelítés

Ez a megközelítés az erőszak magyarázó elméleteit veszi alapul, és ezek alapján mintegy előválogatja a rendelkezésre álló adatokat. Ezt követően valamilyen algoritmus segítségével megvizsgálja, hogy ezek közül melyik, és milyen mértékben jelzi előre az erőszakos terrorista cselekedeteket (*LaFree et al. 2018*). Az alkalmazott hipotézisek a tudomány legkülönbözőbb területeiről származnak. A tényezőket például előválogatták már a kommunikációtudomány (*Youngblood 2020*), kriminológia (*LaFree–Jiang–Portert 2020*), gazdaságtan (*Varaine 2019*), politológia (*Abrahms 2012*), szociálpszichológia (*Jasko–LaFree–Kruglanski 2017*) és szociológia (*Becker 2019*) terrorizmuselméletei szerint is. Az elemző munka végeredményeképpen az elmélet magyarázó tényezőinek egy része kockázati tényezővé vált, és ekként felhasználhatóvá vált a kockázatelemzés gyakorlatában.

E megközelítés a fő előnye a szilárd elméleti keret, amely révén elkerülhetők a „zavarosban halászás” statisztikai buktatói. Ezzel a kifejezéssel a *fishing expedition*

angol kifejezést magyarítottam, amely pejoratív, és arra utal, hogy a kutató találmásra választja ki a vizsgálandó tényezőket, abban bízva, hogy akár véletlenül is eredményeket produkál anélkül, hogy a vizsgálandó kérdést ténylegesen megértette vagy megvilágította volna.

A szilárd elméleti keret ellenére a hipotézisvezérelt megközelítés sem mentesít a buktatóktól. Ezt három tanulmány összehasonlító elemzésével illusztrálom.

Becker a társadalmi kontroll és szociális tanulás elméleti alapján választott ki 23 tényezőt a PIRUS adatbázisból, és ezek közül 5-ről állapította meg, hogy fokozza, és további 3-ról azt, hogy csökkenti az erőszakos radikalizmus kockázatát. Jasko 29 változót választott ki ugyanabból az adatbázisból a „jelentőségre törekvés” pszichológiai elmélete alapján, és ezek közül 6-ról állapította meg, hogy fokozza, és 5-ről, hogy csökkenti a kockázatot. Végül LaFree kriminológiai szempontból válogatta ki a maga 21 PIRUS változóját, és ezek között 10 kockázatot fokozó, és 3 kockázatot csökkentő változót talált. Bár a 23, 29, illetve 21 tényező nem kevés, mindössze egyötödét tették ki azoknak a változóknak, amelyek a PIRUS-ban előfordulnak. Ugyanis aki elméletekből indul ki, szelekcióra kényszerül, nevezetesen azokat a változókat kell felhasználnia, amelyeket az elmélet relevánsnak talál. Ennélfogva a rendelkezésre álló változók zöme (jelen esetben négyötöde) kívül reked az elemzésen. Talán ennél is fontosabb, hogy a tényezők kevés átfedést mutattak a vizsgálatok között, mert a kiinduló elméletek különböztek. A Becker által kiválasztott tényezőknek például csak 30%-a fordult elő LaFree elemzésében, ez utóbbi pedig csak 38%-ban volt fedésben a Jasko által kiválasztott változókkal. A hipotézisek nemcsak egyszerűen szelekcióra kényszerítenek, hanem különböző szempontú szelekciókra. Nem csoda, hogy mindössze 2 olyan tényező volt, amelyet mindhárom tanulmány azonosított, 12-t csak egyetlenegy ismert fel, míg az „aspirations” változó, amely az életcélok elérésére vonatkozik, Jasko szerint növelte, míg Becker szerint csökkentette a kockázatot. Ez talán meglepőnek tűnhet, de tudni kell, hogy az ilyen elemzésekben a vizsgált tényezők kölcsönhatásban vannak egymással, és egy változó, amely egy másikkal társulva kockázatot fokoz, egy harmadikkal társulva a kockázatot csökkentheti. Egyszerű példával élve: a magasság segíti a kosárlabdázót, de a tornász számára probléma. Ugyanaz a változó más szerepet játszik, ha a kontextus más, és ha elméletet választunk, óhatatlanul kontextust is választunk hozzá.

Összességében a hipotézisalapú megközelítés jelentősen hozzájárult a terrorizmus megértéséhez. Segített megérteni a motivációkat (*Jasko–LaFree–Kruglanski 2017*), felvázolta a kriminológiai velejárokát (*LaFree et al. 2018*), feltárta a társadalmi kontroll és a szociális tanulás szerepét (*Becker 2019*), segített megérteni a társadalmi jelenségek és az egyéni tényezők közötti kölcsönhatásokat (*Youngblood 2020*), sőt lehetővé tette öt terroristatípus leírását is (*Ligon et al. 2019*). Feltárta továbbá a terrorista ideológiák közötti különbségeket

(Jensen–James–Tinsley 2015), felvázolta a börtönben történő radikalizálódás sikerét befolyásoló tényezőket (LaFree–Jiang–Porter 2020), valamint a bűnözői és terroristacsoportok közötti különbségeket (Pyrooz et al. 2017). E sikerek ellenére azonban úgy tűnik, hogy nem alkalmas maradéktalanul a kockázati tényezők gyakorlati szempontú kiválasztására, sőt, ezt a munkát akár félre is vezetheti.

A matematika által vezérelt megközelítés

E megközelítés alapfeltevése, hogy a radikális egyének jellemzői matematikailag leírható és előrejelzésre használható mintázatokba szerveződnek. Ennek az irányzatnak a képviselői feltételezik, hogy az adatok közt olyan rejtett összefüggések vannak, amelyek akkor is felhasználhatók a viselkedés előrejelzésére, ha a felhasznált tényezők szerepe tisztázatlan (Basuchoudhary–Bang 2018; Tolan–Soliman 2015). Bár sokan egyenletekkel kísérleteztek, ezen a területen egyre inkább a mesterséges intelligencia veszi át a szerepet.

A matematikai modelleken alapuló eljárásoknak az a legnagyobb gyengeségük, hogy nincs szilárd elméleti háttérük az erőszakos viselkedés kockázati tényezőinek viszonylatában. Ebből a szempontból elmaradnak a hipotézis-vezérelt megközelítésektől. Alapvetően minden rendelkezésre álló adatot felhasználnak, függetlenül attól, hogy van-e tudományosan magalapozott okunk arra, hogy szerepet tulajdonítsunk ezeknek az erőszakos viselkedésben, vagy nincs. Ebben az értelemben hasonlítanak ahhoz a bizonyos zavarosban való halászáshoz, amelyről fent írtam. Ugyanakkor előnyként tarthatjuk számon, hogy az adatokat nem kell előszelektálni valamilyen elmélet alapján, tehát a merítés nagyobb: olyan összefüggések vizsgálatára is sor kerülhet, amelyeket egy hipotézis-vezérelt megközelítés nem tenne lehetővé. Az elméleti háttér hiánya nem zárja ki a gyakorlati felhasználhatóságot, sőt, lehetővé teszi egy átfogóbb elemzés lefuttatását.

Mesterséges intelligencia segítségével vizsgáltak például egy végrehajtott támadásért felelőssé tehető csoportot (Talreja et al. 2017); egy új támadás kockázatát az internetes kommunikáció függvényében (Pelzer 2018); megbecsülték az új terrortámadások várható helyét, időpontját és a várható fegyvert, amit a terroristák használni fognak, stb. (Ding et al. 2017; Verma–Malhotra–Verma 2018). Két tanulmány a PIRUS adatbázist használta az iszlamista radikálisok azonosítására olyan adatok alapján, amelyek nem álltak kapcsolatban az ideológiai háttérrel (Al-Zewairi–Naymat, 2017), egy másik pedig a vegyi vagy biológiai fegyverek bevetésének valószínűségét becsülte meg (Guarrieri–Meisel 2019). Ezekben a tanulmányokban az előrejelzés pontossága 80% körül mozgott, tehát jónak mondható. Bár a szilárd elméleti háttér hiánya megnehezíti a tanulmányok tágabb perspektívából való értékelését, az eredmény gyakorlati alkalmazhatósága eléggé meggyőző. Sőt, az sem zárható ki, hogy az előrejelzés változói hozzájárulnak majd egy új elméleti keret megalkotásához.

Bármilyen meglepő, a mesterséges intelligenciát korábban még nem használták fel az erőszakos radikalizmus kockázatának becslésére. Ezt a hiányt igyekezett pótolni tavaly megjelent tanulmányunk (Ivaskevics–Haller 2022).

Terrorcselekmények kockázata – kutatási összefoglaló

Módszertani részletek

A fent hivatkozott kutatásban vizsgált adatok a PIRUS adatbázis 2018. évi verziójából származtak. Az adatbázis olyan személyekről tartalmaz információkat, akik (1) az Egyesült Államokban fejtették ki tevékenységüket, (2) radikális ideológiai nézeteket vallottak, (3) ideológiai indíttatású cselekményekben vettek részt, és (4a) akiket letartóztattak / vád alá helyeztek / meggyilkoltak terrortámadások miatt vagy során, vagy (4b) olyan terror-szervezethez kötődtek, amelyek ideológiai indíttatású erőszakos cselekményekben vettek részt (Jensen–LaFree 2016).

Az adatbázis 2148 szélsőségesről tartalmazott olyan információkat, amelyeket 112 változóba soroltak. A változólista bemutatására itt nem térhetünk ki, az megtalálható az eredeti publikációban (Ivaskevics–Haller 2022), de a változók egy része megjelenik a 2. ábrán, ahol az olvasó tájékozódhat jellegükről.

A függő változó (amelynek előrejelzését megcéloltuk) az „Erőszakosság” volt, amely két csoportra osztotta a mintát. Az erőszakos radikálisok tevékenesen vettek részt olyan ideológiailag motivált cselekményekben, amelyek fizikai sérüléseket okoztak másoknak, vagy amelyeknek egyértelműen ez volt a céljuk, bár a kivitelezés nem sikerült. Egyszerűbben: tevékenesen szerepet vállaltak terrortámadásokban. A nem-erőszakos radikálisok nem vettek részt ilyen cselekményekben, de ők is folytattak jogellenes tevékenységet, szélsőséges szervezeteket támogattak, tagokat toboroztak stb. A nem-erőszakos csoport 908, míg az erőszakos csoport 1240 személyt számlált.

A fennmaradó 111 változót kockázati tényezőként vettük figyelembe. Ezek közül 32-t kizártunk, mert: (1) A változó közvetlenül az erőszakra utalt. Például a „Cselekmény és következmények” változó csoport közvetlenül jelezte, hogy az egyén erőszakos volt-e, vagy sem. (2) A változó adatai nagyon hiányosak voltak, ezért nem alkalmasak reális képet nyújtani az adott sajátosságról. A kizárások után 79 változó maradt meg az adatbázisban. Minden változó több egyéni tulajdonságot írt le; a „vallási hovatartozás” változó például 12 vallást fedett le (ezek egyike az „egyéb” volt). Még az egyszerűbb változók is legalább két választást tettek lehetővé (például „Nem: férfi – nő”). A 79 változó összesen csaknem 300 egyéni jellegzetességet tartalmazott.

Az adatok elemzésére az XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) gépi tanulási algoritmust használtuk. E program sok szempontból kiemelkedik a hasonló szoftverek

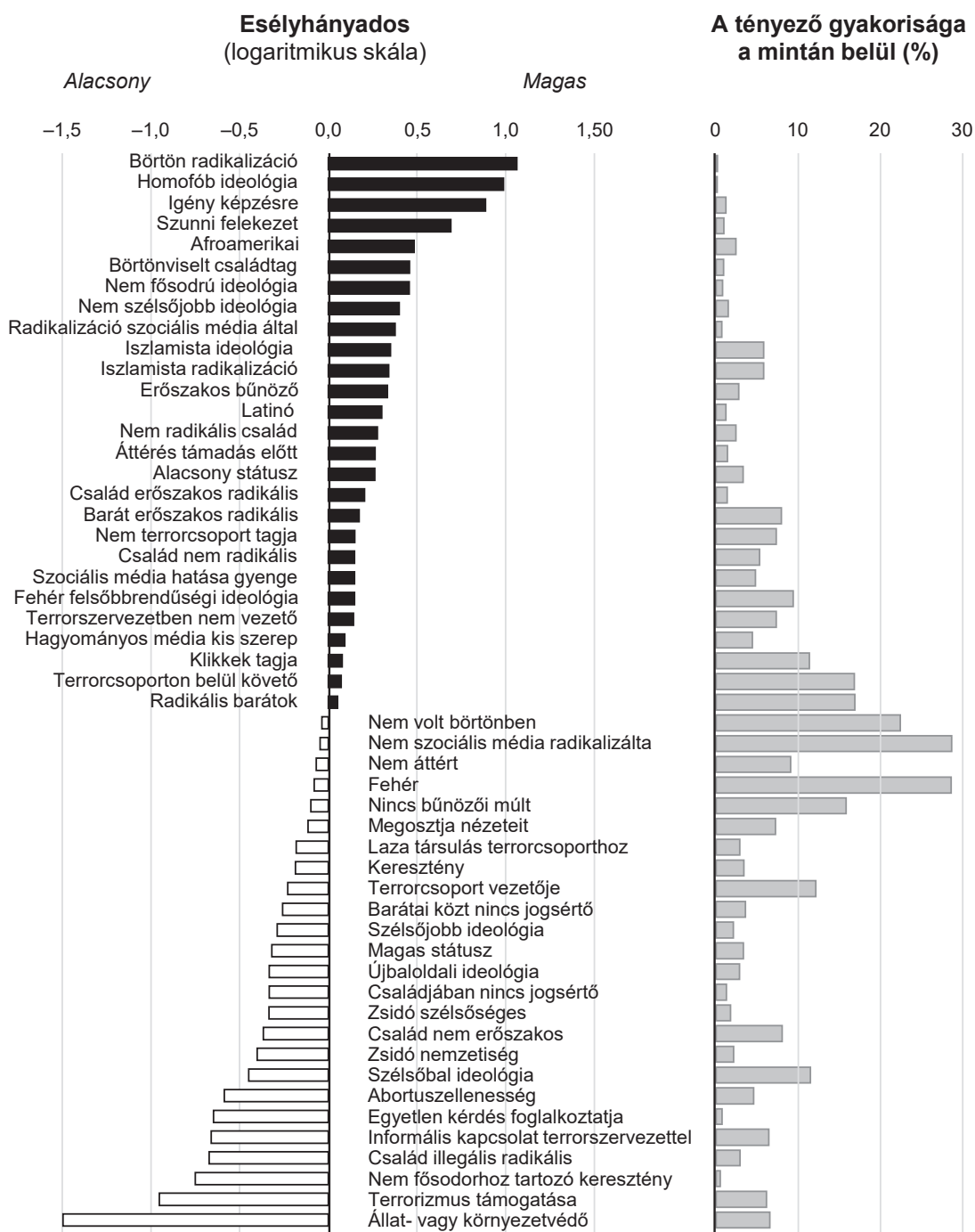
közül, és többször használták tudományos vizsgálatokban (Torlay et al. 2017). A tanulmányban többváltozós regresszioelemzést is végeztünk. Ennek eredménye hasonló volt ahhoz, amit a gépi tanulási algoritmus szolgáltatott, de annál kevésbé volt hatékony, ezért ezzel itt nem foglalkozunk.

Kiemelt eredmények

Először azonosítottuk a változókat, amelyeket az XG-Boost kritikusnak jelzett a támadások előrejelzése szem-

pontjából, majd megvizsgáltuk, hogy a változókhoz tartozó egyéni jellegzetességek milyen gyakorisággal fordultak elő az erőszakos, illetve a nem-erőszakos csoportban (2. ábra). Az ábrán csak azok az egyéni jellegzetességek szerepelnek, amelyek esetében a csoportkülönbségek szignifikánsak voltak.

Az ábra bal oldalán „Esélyhányadosokat” tüntettünk fel. Ez lényegében azt mutatja meg, hogy egy jellegzetesség hányszor gyakoribb az egyik csoportban, mint a másikban (esélyhányados = gyakoriság az erőszakos csoportban osztva a gyakoriság a nem-erőszakos csoport-



2. ábra

ban). A jobbra mutató fekete oszlopok azokat a jellegzetességeket jelölik, amelyek az erőszakos csoportban voltak gyakoribbak. Az oszlop magassága az esélyhányados értékével arányos. Az erőszakos csoporthoz tartozó személyek például 10-szer gyakrabban radikalizálódtak börtönben, mint a nem-erőszakos csoporthoz tartozók ($\log(10) = 1$). A fehér, balra mutató oszlopok azoknak a jellegzetességeknek az esélyhányadosát jelzik, amelyek a nem-erőszakos csoportban voltak gyakoribbak. Az állat- és környezetvédők például 30-szor gyakrabban fordultak elő a nem-erőszakos, mint az erőszakos csoportban ($\log(30) = 1,47$).

Az esélyhányadosok akár kockázati tényezőnek is megfelelnek, de ez még sincs így, mert egyes egyéni jellegzetességek ritkák. A jellegzetességek előfordulásának gyakoriságát a jobb oldali ábra tünteti fel. Az esélyhányadosok alkalmatlanságát példákön keresztül érzékeltejük. A börtön-radikalizáció elég nagy biztonsággal jelezte előre a terrortámadásban való részvételt, de a szélsőségeseknek csak ~1%-a radikalizálódott börtönben, tehát 99%-nál ez a kritérium nem volt alkalmazható. Az állat- és környezetvédők esetében a terrortámadások kivitelezése egészen valószínűtlen volt, de ők csak a radikálisok 5%-át tették ki. A radikálisok között sokan voltak, akik nem a szociális médián keresztül radikalizálódtak (~30%), ugyanakkor a két csoport között kicsi volt a különbség: a nem-erőszakos csoportban alig 1,5-szer több ilyen egyén volt, mint az erőszakos csoportban.

Úgy tűnik, hogy a radikálisok egyéni tulajdonságainak megoszlása és gyakorisága kedvezőtlenül alakult a kockázatbecslés szempontjából. A tulajdonságok egy része jól jelezte a kockázatot, de ritkán fordult elő, egy másik része ugyan gyakori volt, de nem jelezte jól előre a támadásban való részvételt. A változókat tehát tanácsosabb együtt vizsgálni, mint egyesével. Az ilyen helyzeteket leghatékonyabban a mesterséges intelligencia révén lehet megoldani.

A tanulási algoritmus kockázatbecsléseinek pontosságát az 1. táblázat foglalja össze.

Az algoritmus tehát csaknem 90%-os valószínűséggel becsülte meg helyesen a terrortámadások valószínűségét. Tette ezt annak ellenére, hogy sok adat hiányzott, mert

1. táblázat | Az XGBoost tanulási algoritmus kockázatbecslésének pontossága

Eredeti adatok (hiányosak)	
Változók típusa	Előrejelzés %-os pontossága (hibahatár)
Előrejelzésre alkalmas változók	87,2 (2,2)
Többi változó	69,1 (3,7)
Hiányzó adatok matematikai pótlása után	
Változók típusa	Előrejelzés %-os pontossága (hibahatár)
Előrejelzésre alkalmas változók	87,2 (3,0)
Többi változó	66,6 (5,9)

mint minden adatbázis, a PIRUS kitöltöttsége is hagy kívánnivalót maga után. A teljesítményt nem befolyásolta a hiányzó adatok számításokon alapuló pótlása egy olyan eljárással, amelyet széles körben alkalmaznak (Multiple Imputation with Chained Equations; *van Buuren–Groothuis-Oudshoorn 2011*). Ez igazolja a tanulási algoritmusok adathiány-toleranciáját. Végül az eredmények azt is igazolták, hogy az algoritmus helyesen választotta ki a változókat az előrejelzésre, hiszen a többi adat ~65% körüli valószínűséggel jelezte előre helyesen a terrortámadásokat. Ez első pillantásra magasnak tűnik, de ha az előrejelzés véletlenszerű, akkor a hatékonyságnak 50% körülinek kell lennie, hiszen a véletlen a „vagy igaz (50%), vagy nem igaz (50%)” minta szerint jelez előre. A 65% körüli előrejelzés azt mutatja, hogy a többi változóban is volt előrejelzési potenciál, de ez alig volt jobb a véletlennél.

Következtetések

Az XGBoost algoritmus 85% fölötti valószínűséggel kategorizálta a PIRUS adatbázisban szereplő radikálisokat erőszakos és nem-erőszakos személyekre, igazolva azt, hogy ez a megközelítés használható a gyakorlatban. A kutatásnak talán ennél is érdekesebb következtetése az, hogy a szoftver által a kockázatbecslésre kiválasztott változók alapján jól körvonalazható a radikálisoknak két alaptípusa.

Az erőszakos radikálisok általában bűnözői, de nem radikális háttérűek voltak. Életük késői szakaszában radikalizálódtak, vagyis felnőttként tették magukévá a radikális eszméket. A terrorista csoportokban alárendelt szerepet játszottak, kiképzést igényeltek, és nagyrészt a közösségi média hatása alatt álltak. Emellett alacsony társadalmi rétegekhez tartoztak, és számtalan személyes problémával kellett megküzdeniük.

Ezzel szemben a nem-erőszakos, de illegális tevékenységre hajlamos szélsőségeseket a radikalizmus családi hagyományai jellemezte, többnyire nem volt bűnözői múltjuk, magasabb társadalmi rétegekhez tartoztak, vezető szerepet töltöttek be terrorszervezetekben, és ahelyett, hogy támadásokat követtek volna el, támogatták a terrorista szervezeteket.

Az adatok elemzése tehát azt sugallja, hogy a radikálisoknak két nagy csoportja van, amelyek közül az egyiket az „alárendelt/erőszakos”, a másikat a „vezető/nem-erőszakos” kifejezésekkel jellemezhetnénk. A két fő típus valószínűleg altípusokból áll. A börtönben radikalizálódott erőszakos szélsőségesekhez képest például azok, akik nem börtönben radikalizálódtak, többnyire külföldiek voltak, magasabb iskolai végzettségük ellenére gyakran voltak munkanélküliek, és a börtönben radikalizálódókhoz képest kisebb bűncselekményeket követtek el a radikalizálódás előtt. Hasonló alcsoportok mindkét főcsoportban előfordultak, de ezek részletes jellemzéséhez további kutatások szükségesek.

Irodalomjegyzék

- Abrahams, M. (2012) The political effectiveness of terrorism revisited. *Comparative Political Studies*, Vol. 45. pp. 366–393. <https://doi.org/10.1177/0010414011433104>
- Al-Zewairi, M., Naymat, G. (2017) Spotting the Islamist radical within: religious extremists profiling in the United States. *Procedia Computer Science*, Vol. 113. pp. 162–169. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.336>
- Basuchoudhary, A., Bang, J. T. (2018) Predicting terrorism with machine learning: lessons from “predicting terrorism: a machine learning approach”. *Peace Economics, Peace Science and Public Policy*, Vol. 24. pp. 1–8. <https://doi.org/10.1515/peps-2018-0040>
- Becker, M. H. (2019) When extremists become violent: examining the association between social control, social learning, and engagement in violent extremism. *Studies in Conflict & Terrorism*, Vol. 44. Issue 12. pp. 1–21. <https://doi.org/10.1080/1057610X.2019.1626093>
- Borum, R. (2011) Radicalization into violent extremism I: a review of social science theories. *Journal of Strategic Security*, Vol. 4. No. 4. pp. 7–36. <https://doi.org/10.5038/1944-0472.4.4.1>
- Bowie, N. G. (2018) 30 Terrorism databases and data sets: a new inventory. *Perspectives on Terrorism*, Vol. 12. No. 5. pp. 51–61. <https://www.universiteitleiden.nl/binaries/content/assets/customsites/perspectives-on-terrorism/2018/issue-5/bowie.pdf>. Accessed on 17 July 2023.
- Cook, A. N. (2014) *Risk Assessment and Management of Group-Based Violence*. Ph.D. thesis. Burnaby, BC: Simon Fraser University
- Ding, F., Ge, Q., Jiang, D., Fu, J., Hao, M. (2017) Understanding the dynamics of terrorism events with multiple-discipline datasets and machine learning approach. *PLoS ONE*, Vol. 12. No. 6. e0179057. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0179057>
- Guarrieri, T. R., Meisel, C. J. (2019) Extremists and unconventional weapons: examining the pursuit of chemical and biological agents. *Behavioral Sciences of Terrorism and Political Aggression*, Vol. 13. pp. 23–42. <https://doi.org/10.1080/19434472.2019.1698633>
- Ivaskevics, K., Haller, J. (2022) Risk Matrix for Violent Radicalization: A Machine Learning Approach. *Frontiers in Psychology*, Vol. 13. Art No. 745608. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.745608>
- Jasko, K., LaFree, G., & Kruglanski, A. (2017) Quest for significance and violent extremism: the case of domestic radicalization. *Political Psychology*, Vol. 38. Issue 5. pp. 815–831. <https://doi.org/10.1111/pops.12376>
- Jensen, M., James, P., Tinsley, H. (2015) Profiles of Individual Radicalization in the United States: Preliminary Findings. START Research Brief. https://www.start.umd.edu/pubs/PIRUS%20Research%20Brief_Jan%202015.pdf [Letöltve: 2023. 01. 30.]
- Jensen, M., LaFree, G. (2016) *Empirical Assessment of Domestic Radicalization (EADR)*. Final Report of the PIRUS Project, National Consortium for the Study of Terrorism and Responses to Terrorism (START), College Park, MD. <https://www.ncjrs.Gov/Pdffiles1/Nij/Grants/250481.Pdf> [Letöltve: 2023. 01. 30.]
- LaFree, G., Jensen, M. A., James, P. A., Safer-Lichtenstein, A. (2018) Correlates of violent political extremism in the United States. *Criminology*, Vol. 56. Issue 2. pp. 233–268. <https://doi.org/10.1111/1745-9125.12169>
- LaFree, G., Jiang, B., & Porter, L. C. (2020) Prison and violent political extremism in the United States. *Journal of Quantitative Criminology*, Vol. 36. pp. 473–498. <https://doi.org/10.1007/s10940-019-09412-1>
- Ligon, G., Windisch, S., Braun, C. L., Logan, M. K., Derrick, D. C., & Armstrong, G. (2019) Salafi Jihadist Inspired Profiles and Radicalization Clusters (SPARC). In: Armstrong, G., Derrick, D., Hienz, J., Ligon, G., & Southers, E. (eds) *Characteristics of Home-grown Violent Extremist Radicalization*. Final Report to the United States Department of Homeland Security. Los Angeles, CA: University of Southern California. pp. 32–64. <https://sci.usc.edu/wp-content/uploads/2019/04/CREATE-Characteristics-of-Home-grown-Violent-Extremist-Radicalization.pdf> [Letöltve: 2023. 02. 02.]
- Lloyd, M., Dean, C. (2015) The development of structured guidelines for assessing risk in extremist offenders. *Journal of Threat Assessment and Management*, Vol. 2. No. 1. pp. 40–52. <https://doi.org/10.1037/tam0000035>
- McCauley, C., Moskalenko, S. (2008) Mechanisms of political radicalization: pathways toward terrorism. *Terrorism and Political Violence*, Vol. 20. Issue 3. pp. 415–433. <https://doi.org/10.1080/09546550802073367>
- Meloy, J. R. (2018) The operational development and empirical testing of the terrorist radicalization assessment protocol (TRAP-18). *Journal of Personality Assessment*, Vol. 100. Issue 5. pp. 483–492. <https://doi.org/10.1080/00223891.2018.1481077>
- Moghaddam, F. M. (2005) The staircase to terrorism: a psychological exploration. *American Psychologist*, Vol. 60. No. 2. pp. 161–169. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.60.2.161>
- Monahan, J. (2012) The individual risk assessment of terrorism. *Psychology, Public Policy, and Law*, Vol. 18. No. 2. pp. 167–205.
- Pelzer, R. (2018) Policing of terrorism using data from social media. *European Journal of Security Research*, Vol. 3. pp. 163–179. <https://doi.org/10.1007/s41125-018-0029-9>
- Pressman, D. E., Flockton, J. (2012) Calibrating risk for violent political extremists and terrorists: the VERA 2 structured assessment. *The British Journal of Forensic Practice*, Vol. 14. Issue 4. pp. 237–251. <https://doi.org/10.1108/14636641211283057>
- Pyrooz, D. C., LaFree, G., Decker, S. H., James, P. A. (2017) Cut from the same cloth? A comparative study of domestic extremists and gang members in the United States. *Justice Quarterly*, Vol. 35. Issue 1. pp. 1–32. <https://doi.org/10.1080/07418825.2017.1311357>
- Sarma, K. M. (2017) Risk assessment and the prevention of radicalization from nonviolence into terrorism. *American Psychologist*, Vol. 72. No. 3. pp. 278–288. <https://doi.org/10.1037/amp0000121>
- Skeem, J. L., & Monahan, J. (2011) Current directions in violence risk assessment. *Current Directions in Psychological Science*, Vol. 20. Issue 1. pp. 38–42. <https://doi.org/10.1177/0963721410397271>
- Talreja, D., Nagaraj, J., Varsha, N. J., & Mahesh, K. (2017) Terrorism analytics: learning to predict the perpetrator. In: *Proceedings of the 2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics. Piscataway, IEEE*. pp. 1723–1726. <https://doi.org/10.1109/ICACCI.2017.8126092>
- Tolan, G. M., Soliman, O. S. (2015) An experimental study of classification algorithms for terrorism prediction. *International Journal of Knowledge Engineering*, Vol. 1. No. 2. pp. 107–112. <https://doi.org/10.7763/IJKE.2015.V1.18>
- Torlay, L., Perrone-Bertolotti, M., Thomas, E., & Baciú, M. (2017) Machine learning–XGBoost analysis of language networks to classify patients with epilepsy. *Brain Infection*, Vol. 4. pp. 159–169. <https://doi.org/10.1007/s40708-017-0065-7>
- van Buuren, S., Groothuis-Oudshoorn, K. (2011) Multivariate imputation by chained equations in R. *Journal of Statistical Software*, Vol. 45. pp. 1–68. <https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03>
- Varaine, S. (2019) Revisiting the economics and terrorism nexus: collective deprivation, ideology and domestic radicalization in the US (1948–2016). *Journal of Quantitative Criminology*, Vol. 36. pp. 667–699. <https://doi.org/10.1007/s10940-019-09422-z>

- Verma, C., Malhotra, S., & Verma, V. (2018) Predictive modeling of terrorist attacks using machine learning. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, Vol. 119. No. 15. pp. 49–61.
- Youngblood, M. (2020) Extremist ideology as a complex contagion: the spread of far-right radicalization in the United States between 2005-2017. *Humanities and Social Sciences Communications*, Vol. 7. Art. No. 49. <https://doi.org/10.1057/s41599-020-00546-3>
- URL1: National Consortium for the Study of Terrorism and Responses to Terrorism (USA): Global Terrorism Database. <https://www.start.umd.edu/gtd/> [Letöltve: 2023. 01. 30.]
- URL2: National Consortium for the Study of Terrorism and Responses to Terrorism (USA): Profiles of Individual Radicalization in the United States (PIRUS). <https://www.start.umd.edu/data-tools/profiles-individual-radicalization-united-states-pirus> [Letöltve: 2023. 01. 31.]

A cikk a Creative Commons Attribution 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) feltételei szerint publikált Open Access közlemény, melynek szellemében a cikk bármilyen médiumban szabadon felhasználható, megosztható és újraközölhető, feltéve, hogy az eredeti szerző és a közlés helye, illetve a CC License linkje és az esetlegesen végrehajtott módosítások feltüntetésre kerülnek. (SID_1)