AZ INFRASTRUKTÚRA ÉS A GAZDASÁG TÁVLATAI 2020 ELŐTT



Edutus Egyetem
Tatabánya, Stúdium tér 1.

Főszerkesztő:
Némethné Dr. Gál Andrea

Felelős szerkesztő:
Forrai Márta

Szerkesztette:
Vigh László PhD

MINDEN JOG FENNTARTVA

A mű egészének, vagy bármely részének másolása, sokszorosítása,
valamint információszolgáltató rendszerben történő tárolása
és továbbítása csak a kiadó engedélyével megengedett

Lektorált

ACTA PERIODICA 17. KÖTET

EDUTUS EGYETEM KIADÁSA

www.edutus.hu

ISSN 2063-501X

2019. augusztus

Tartalomjegyzék

EGYÉNRE SZABOTT ORVOSI IMPLANTÁTUM TERVEZÉSI KÉRDÉSEI
FICZERE PÉTER PHD - BORBÁS LAJOS PhD 4

AZ OKOZATI ÖSSZEFÜGGÉS ÉRTÉKELÉSE AZ ÖNVEZETŐ JÁRMŰVEK VONATKOZÁSÁBAN, KÜLÖNÖS TEKINTETTEL A DEEP LEARNING MŰKÖDÉSÉRE
DR. CSITEI BÉLA..... 19

PIACSZEGMENTÁLÁS A VÁLASZTÁSOKON – A VÁLASZTÓI MAGATARTÁS MODELLJE
DR. DEÉS SZILVIA 34

A KOMPLEX ITS ÖKOSZISZTÉMA ALAPJAI
BÓDI ANTAL - DR. MAROS DÓRA PhD 48

EGY REGIONÁLIS FELSŐOKTATÁSI INTÉZMÉNY SIKEREI A VÁLLALKOZÓ EGYETEM MEGVALÓSÍTÁSÁBAN
AZ EDUTUS EGYETEM MŰSZAKI INTÉZETÉNEK PÉLDÁJA
DR. PEREDY ZOLTÁN..... 71

DIE AUSWIRKUNGEN DES EINDRINGENS DER AUTONOMEN FAHRZEUGEN HINSICHTLICH WIRTSCHAFT UND GESELLSCHAFT
SZUJÓ KRISZTINA..... 96

VERSENYHELYZET A BUDAPEST-ZALAEGERSZEG VASÚTI ÉS AUTÓBUSZKÖZLEKEDÉSBEN
ÁCS BALÁZS..... 118

JÁRMŰKOMMUNIKÁCIÓ JELENTŐSÉGE A TEAMMATE KONCEPCIÓBAN
KNAPP ÁDÁM – JAKÓ ZOLTÁN PhD 143

A V2G ÉS OCPP ALAPÚ OKOSTÖLTÉS KONCEPCIÓJA ÉS KONFORMANCIA VIZSGÁLATA
KNAPP ÁDÁM – JAKÓ ZOLTÁN PhD 155

AZ OKOZATI ÖSSZEFÜGGÉS ÉRTÉKELÉSE AZ ÖNVEZETŐ JÁRMŰVEK VONATKOZÁSÁBAN, KÜLÖNÖS TEKINTETTEL A DEEP LEARNING MŰKÖDÉSÉRE[1]

DR. CSITEI BÉLA , egyetemi tanársegéd
Nemzeti Közszolgálati Egyetem
Államtudományi és Közigazgatási Kar, Civilisztikai Intézet
csitei.bela@uni-nke.hu

Absztrakt

E tanulmány célja, hogy általános képet adjon a mesterséges intelligencia (MI) – különös tekintettel a mélytanulás – működéséről, majd választ adjon arra a kérdésre, hogy az önvezető járművek által okozott káresemények elbírálása során megállapítható-e az okozati összefüggés a károkozó magatartása és a kár között.

Abstrakt

Objective of the present study is to give a general overview on the function of artificial intelligence (AI) with special emphasis on the function of deep learning. Furthermore, the essay aims to give a respond to the following question: is there any causality to verify between the behaviour of the person involved and the damage itself in the course of the evaluation of the damage caused by self-driving vehicles.

1. A mesterséges intelligencia (MI) fogalma és működése

A fogalmi tisztánlátás érdekében először célszerű megadni a mesterséges intelligencia definícióját. A mesterséges intelligencia a számítástechnika részterülete; célja olyan számítógépek fejlesztése, amelyek az ember által végzett – és kifejezetten az emberre jellemző – feladatok ellátására alkalmasak, ide értve különösen azokat a feladatokat, amelyek az emberi intelligencián alapulnak (Hammond, 2015). A mesterséges intelligenciával kapcsolatban John McCarthy a következőket mondta: *„an attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer* (McCarthy – Minsky – Rochester – Shannon, 2006, 12.)*.”* Magát a kifejezést is McCarthy alkotta meg 1956-ban az ún. dartmouthi konferencián (Hammond, 2015).

[1] A tanulmány a "Nemzetköziesítés, oktatói, kutatói és hallgatói utánpótlás megteremtése, a tudás és technológiai transzfer fejlesztése, mint az intelligens szakosodás eszközei a Széchenyi István Egyetemen" című (azonosító szám: EFOP-3.6.1-16-2016-00017) projekt keretében készült.
A tanulmány a GINOP-2.3.4-15-2016-00003 azonosítószámú, Felsőoktatási és Ipari Együttműködési Központ a Széchenyi István Egyetemen elnevezésű projekt 'Autonóm járművek jogi kérdései' c. alprojektje keretében és annak finanszírozásából készült.

A mesterséges intelligencia legfontosabb jellemzői az autonómia és az adaptivitás. Az autonómia lényege, hogy a mesterséges intelligencia a felhasználó állandó útmutatása nélkül is képes összetett feladatok ellátására, míg az adaptivitás egy olyan tulajdonság, amelynek segítségével az MI korábbi tapasztalatainak felhasználásával képes saját teljesítményének javítására (Reaktor – University of Helsinki, 2018a). Amennyiben egy intelligens eszköz jellemezhető ezekkel a tulajdonságokkal, akkor szinte bizonyos, hogy mesterséges intelligenciáról beszélhetünk, azonban szem előtt kell tartanunk, hogy az MI egzakt definiálása nem lehetséges; vannak olyan eszközök, amelyekről csak nehezen dönthető el, hogy bevonhatóak-e az MI tárgyi hatálya alá. Az MI elsősorban egy tudományterületet jelöl, ezért helytelen a határozatlan névelő használata, illetve az MI „számbevétele" (például két mesterséges intelligencia) (Reaktor – University of Helsinki, 2018a).

Bár a köznyelv nem tesz különbséget a mesterséges intelligencia és az annak részét képező egyes kategóriák között, azonban indokoltnak mutatkozik az egyes fogalmak – nevezetesen a *machine learning*, a *deep learning* és a *neural network* – világos elhatárolása. A *machine learning* lényege, hogy a rendszer képes saját tapasztalatainak felhasználásával tanulni anélkül, hogy emberi közrehatásra lenne szüksége: adatokat elemez, majd következtetéseket von le. A gépi tanulás teszi lehetővé, hogy az alkalmazásaink szelektálják a kifejezetten számunkra ajánlott filmeket, vagy éppen kijelöljék a cél irányába mutató legkedvezőbb útvonalat (Otte, 2018). A gépi tanulás tehát nem azonos a mesterséges intelligenciával, hanem annak csupán részterülete: a lehetséges cselekvések meghatározása programozást igényel (De Jesus, 2017).

A *deep learning* ezzel szemben a gép tanulás egyik formája, amelynek valódi specialitása abban rejlik, hogy az adatok elemzésére és feldolgozására különböző „szinteken" kerül sor. A mélytanulás célja, hogy több bemeneti adatot elemezve egyetlen kimenetet határozzon meg, működésének alapja az adatok folyamatos feldolgozása és pozitív vagy negatív értékelése az aktuális feladat függvényében (Otte, 2018). A mélytanulás lehetővé teszi például a képfelismerés során, hogy a kép különböző attribútumainak – színeinek és éleinek – vizsgálatára külön-külön kerüljön sor, ezzel biztosítva a pontosabb működést. E módszer az élet számos területén eredményesen kerül felhasználására, javítva nemcsak a vizuális objektumok felismerését, hanem többek között a beszédfelismerést is (LeCun – Bengio – Hinton, 2015).

A gépi tanulás alterületeit aszerint is lehet kategorizálni, hogy azok milyen jellegű probléma feloldását célozzák. A *supervised learning* alkalmazása esetén megadunk egy

bemeneti adatot; a rendszer feladata az adat felcímkézése vagy valamely kimenet meghatározása. Bemeneti adat lehet például egy közlekedési tábláról készült fénykép, a kimenet pedig a közlekedési tábla nevének megállapítása. Az *unsupervised learning* címkék és egzakt kimenetek megadása helyett az adatok struktúrájának feltárására törekszik, például csoportosítja a hasonló elemeket, vagy adott szempontrendszer alapján csökkenti a rendelkezésre álló elemek számát. A *reinforcement learning* alkalmazására jellemzően olyan eszközökkel – például önvezető járművekkel vagy játékokkal – összefüggésben kerül sor, amelyek a környezetükből származó visszacsatolásokat elemezve képesek döntéseik utólagos értékelésére (Reaktor – University of Helsinki, 2018b).

A *neural network* a gépi tanulás működésének alapja. A neurális hálózat összekapcsolt elemek hálója, mintája az ember idegrendszere. Feladata, hogy egy bemeneti mintából kimeneti mintát hozzon létre. E folyamat lényeges eleme a minták osztályozása, azaz az egyes minták különböző csoportokba történő rendezése (Picton, 1994). A neurális hálózat teszi lehetővé a tanulási folyamatot, ugyanakkor működéséhez nélkülözhetetlen az oktatási példák feldolgozása. Az oktatási példák elemzése során a neurális hálózat be- és kimenetpárokból álló adatbázisokat dolgoz fel, majd ennek köszönhetően lesz képes annak megállapítása, hogy a bemeneti minta milyen kimeneti mintának feleltethető meg, például a képen szereplő állat macskának minősül-e vagy sem. A pozitív visszacsatolások alapján a neurális hálózat folyamatosan korrigálja önmagát (Otte, 2018).

Kevésbé ismert fogalmak a *cognitive computing*, a *natural language processing* (NPL) és a *computer vision*. A *cognitive computing* egy interdiszciplináris terület, amely az agy és a természetes intelligencia belső információfeldolgozási mechanizmusait vizsgálja abból a célból, hogy olyan kognitív számítógépeket hozzon létre, amelyek az emberhez hasonló módon képesek érzékelni, következtetni és tanulni (Wang et al., 2011). Az emberi gondolkodás sajátosságai elsősorban az emberi nyelv és a képek jelentésének megértésén keresztül ragadhatóak meg. A kognitív informatika az emberek és a gépek közötti interakció fokozását is célozza, így elengedhetetlen a mesterséges intelligencia hatékony működéséhez (Otte, 2018).

A *natural language processing* számítástechnikai módszerek segítségével törekszik az emberi nyelvet megtanulni, megérteni és reprodukálni. Míg az NPL korai szakaszában a nyelv strukturális elemzésének automatizálására, illetve különböző technológiák – mint például a fordítás vagy a beszédfelismerés – kifejlesztésére összpontosított, addig ma már ezeknek az eszközöknek a fejlesztésére, valamint különböző alkalmazásokon keresztül való

felhasználására törekszik (Hirschberg – Manning, 2015). Az NPL elősegítheti az emberek és a gépek közötti zökkenőmentes kommunikációt, hiszen lehetővé teszi a gépek a számára, hogy az emberi nyelvet annak kontextusában értelmezzék, majd annak megfelelően reagáljanak (Otte, 2018).

A *computer vision* egy olyan tudományterületként határozható meg, amely digitális képekből von ki információkat; az információk felhasználhatóak objektumok azonosítására, távolság mérésére vagy éppen a kiterjesztett valósággal (*augmented reality*) kapcsolatos alkalmazások számára. Emellett a gépi látás olyan alkalmazásként is definiálható, amely algoritmusokon keresztül határozza meg az egyes képek tartalmát, lehetővé téve annak más eszközök – például önvezető járművek vagy arcfelismerő alkalmazások – számára történő felhasználását. A gépi látás szintén interdiszciplináris terület: az idegtudomány segítséget nyújt az emberi látás megértéséhez, míg a számítástechnika az algoritmusok fejlesztésében bír nélkülözhetetlen szereppel (Krishna (comp.), 2017).

A mesterséges intelligencia célja tehát olyan rendszer létrehozása, amely az emberre jellemző feladatok ellátására alkalmas. A vonatkozó irodalom különbséget tesz gyenge és erős mesterséges intelligencia között. A gyenge mesterséges intelligencia csupán valamely feladat ellátását szolgálja. A rendszer képes az emberre jellemző cselekvésre – például egy sakkjátszma lejátszására –, azonban nem jellemzik az emberi gondolkodást meghatározó kognitív folyamatok. Ezzel szemben az erős mesterséges intelligencia nemcsak az emberhez hasonló – intelligens – cselekvésre, hanem az emberi gondolkodás reprodukálására is alkalmas. Ilyen rendszer megalkotására eddig még nem került sor. A gyenge és az erős mesterséges intelligencia kategóriái között egy harmadik halmaz is definiálható. Ez a halmaz olyan rendszereket foglal magába, amelyek működésük során építenek az emberi gondolkodásra, de nem az a céljuk, hogy emberként viselkedjenek. A mesterséges intelligencia gyakorlati felhasználására napjainkban leggyakrabban ebben a formában kerül sor (Hammond, 2015).

A mesterséges intelligencia potenciális alkalmazási területeinek egzakt számbavétele nem lehetséges. A közlekedés egészének átalakításában játszott szerepén felül az MI szerephez juthat többek között az egészségügyben, az oktatásban és a közbiztonság fokozásában (Ahmed, 2018). Az MI előnyeinek listázása szintén nem egyszerű feladat. Először is a mesterséges intelligencia felhasználható számos olyan feladat ellátására, amely az emberi agy kapacitását meghaladja. Az MI alapjául szolgáló hardver – szemben az emberi aggyal – könnyen fejleszthető, teljesítménye fokozható. Emellett szintén az MI mellett szóló

érv, hogy a mesterséges intelligencia – amennyiben hozzáférhet a forráskódjához – képes saját gondolkodási metódusán, azaz logikáján is változtatni, miután megértette saját működési architektúráját (Sotala, 2012). Az emberre ez kevésbé jellemző, vagy ha mégis, akkor időben elhúzódó folyamat. Az MI további előnye, hogy az embernél sokszorosan hatékonyabb a munkavégzésben. A mesterséges intelligencia nem igényli, hogy felneveljék; rövid időn belül és alacsony költségráfordítással is munkára fogható, míg egy ember taníttatása és képzése több évtizedbe és rengeteg pénzbe kerül. Az MI nem individuum, saját érdekekkel nem rendelkezik, így képes a közös cél érdekében történő együttműködésre. Az eredményes kooperációt az is elősegíti, hogy a gépek közötti interakció az emberi kommunikációnál sokkal hatékonyabb, mentes az emberekre jellemző félreértésektől. Végül nem hagyható figyelmen kívül, hogy az MI működése racionális, hiszen a mesterséges intelligencia nem elfogult, képes az embernél megbízhatóbb döntéshozatalra (Sotala, 2012).

A mesterséges intelligencia az előnyei mellett számos kockázatot is hordoz magában. A technológia jelentős gazdasági kockázattal jár: mivel a munkafolyamatok jelentős része automatizálódhat, ezért a munkakörök és a foglalkoztatási lehetőségek megváltozhatnak, hatást gyakorolva a munkaerőpiacra. Ez persze nem fog az emberi munka teljes elértéktelenedéséhez vezetni, hiszen egyes munkakörök eltűnésével párhuzamosan új munkakörök jelenhetnek meg. Emellett az MI alkalmazása biztonsági kockázatot is jelent. Ha az MI képes felülírni saját programját, és ezáltal elszakadni az alkotója által teremtett korlátoktól, akkor megvalósul az ún. szingularitás állapota. A szingularitás egzisztenciális fenyegetést jelenthet az emberiség számára. A mesterséges intelligencia teremt egyfajta társadalmi kockázatot is, amely az MI rendelkezésére bocsátott óriási adatmennyiség (*big data*) és az automatizált döntéshozatal kombinációjából áll elő. A gépi tanulás lehetővé teszi, hogy az MI a jelenre és a múltra vonatkozó adatokból vonjon le a jövőre vonatkozó következtetéseket. E módszer lehetőséget teremt a különböző attribútumokkal rendelkező személyek közötti – az algoritmusok védettsége miatt egyébként nehezen kimutatható – diszkriminációra, például a magasabb „kockázatot” jelentő betegekkel szemben az egészségügyi beavatkozás megtagadására (Bowser – Sloan – Michelucci – Pauwels, 2017). Nem hagyható figyelmen kívül az sem, hogy az MI alkalmazása az élet nem minden területén kívánatos. Jó példa erre a közlekedés: a közlekedési problémák megoldásához kifejezetten közlekedési problémákra fókuszáló módszer alkalmazása indokolt, szemben a mesterséges intelligenciával, amely az általános problémamegoldást célozza (Chowdhury – Sadek, 2012).

Az eddig leírtakból kitűnik, hogy a mesterséges intelligencia működése nem jellemezhető egyetlen eljárással, hiszen olyan gyűjtőfogalomról – a számítástechnika egy részterületéről – van szó, amelynek leírására különböző elemek és módszerek szolgálnak. Mivel a korábban ismertetett kategóriák közül a vizsgált téma szempontjából a *deep learning* bír a legnagyobb jelentőséggel, ezért a továbbiakban bemutatásra a mélytanulás működése és jellemzői kerülnek.

A *deep learning* – mint ahogyan arra már korábban is utaltunk – a *machine learning* talán legfejlettebb formája, működésének megértéséhez célszerű először a gépi tanulás legegyszerűbb modelljét megismerni. Próbáljunk készíteni egy programot ingatlanközvetítők számára, amely képes a hálószobák számának, az alapterület nagyságának és a városrész nevének megadását követően meghatározni az ingatlan becsült értékét! Az alkalmazott módszer a *supervised learning*: célunk, hogy több bemeneti adat megadását követően az eredmény egyetlen kimeneti adat legyen. A program működéséhez nélkülözhetetlen, hogy rendelkezzünk egy adatbázissal a korábban eladott ingatlanokról, amely tartalmazza a korábban megjelölt adatokat és az értékesített ingatlanok árát.

A megkapni kívánt értékre célszerű úgy tekintenünk, mint egy olyan eredményre, amely az általunk megadott értékű paraméterek „vegyítéséből" áll elő, akárcsak egy fogás, amelynek a tökéletes elkészítéséhez a hozzávalók megfelelő arányú felhasználása szükséges. Az arányok meghatározása ún. súlyok segítségével történik: mindegyik paraméterhez kapcsolunk egy számot, amelynek az adott bemeneti adattal való szorzata fog szerephez jutni az ingatlan becsült értékének meghatározásában. A program a rendelkezésére bocsátott – a korábbi eladásokra vonatkozó – adatbázis bemeneti adatait a megadott súlyokkal kombinálva kiszámítja az ingatlanok becsült értékeit, majd a kapott értékeket összehasonlítja az adatbázisban már szereplő tényleges eladási árakkal. Ezt követően a program arra fog törekedni, hogy a súlyok értékének optimalizálásával a becsült és a valós eladási árak közötti különbséget minimalizálja (Geitgey, 2014). A súlyok tehát a bemeneti adatok fontosságát határozzák meg. A kezdeti súlyok megadása véletlenszerűen történik, azok optimalizálása a gépi tanulás feladata (Raicea, 2017).

Elképzelhető azonban, hogy az egyes ingatlanok értékének megállapítása bonyolultabb számítást igényel. Lehetséges, hogy például a városrész nagyobb szereppel bír a kis- és nagyméretű ingatlanok árában, mint a közepés méretűek esetében. Ebben az esetben indokolt, hogy a városrészhez különböző súlyokat kapcsolva többször is lefuttassuk az algoritmust; a különböző súlyok különböző értékek megállapításához vezetnének annak függvényében, hogy

hogy mekkora jelentőséget tulajdonítunk az ingatlan fekvésének. Ezt követően a becsült értékekhez újabb súlyokat rendelve megkapjuk a kimeneti értéket, azaz az ingatlan becsült eladási árát. Így írható le a *neural network* működése: a neurális hálózat részét képező neuronok a bemeneti értékekhez súlyokat rendelve képesek a kimeneti érték meghatározására. Minél több neuront kapcsolunk össze, annál komplexebb problémák modellezésére nyílik lehetőségünk (Geitgey, 2016a).

A neurális hálózaton belül a neuronok különböző rétegekben helyezkednek el: a bemeneti rétegben, a kimeneti rétegben és a rejtett rétegben, illetve rétegekben. A bemeneti réteg fogadja a bemenetei adatok, majd továbbítja azokat az első rejtett rétegbe, amely a bemeneti adatokon matematikai számításokat végez. A kimeneti réteg a kimeneti adatokat adja meg. Maga a *deep learning* mint kifejezés arra utal, hogy egynél több rejtett réteg van a neurális hálózatban (Raicea, 2017).

Végül nézzünk egy szemléletes példát a mélytanulás működésére! Az önvezető járművek szempontjából is alapvető jelentőséggel bír a különböző objektumok felismerésének képessége. Mivel az összetett objektumok azonosítása meglehetősen bonyolult feladat, ezért jobban járunk, ha a mélytanulás folyamatát egyszerűbb példával illusztráljuk: vizsgáljuk meg, hogy miként lehetséges a kézzel írt számok gépi úton történő felismerése! Mivel a neurális hálózat bemeneti adatként csak számokat képes kezelni, ezért a kézzel írt számról készült képet képpontokra kell bontani, és az egyes képpontok értékekén számokat kell megadni. E számok meghatározott skálán mozognak, és az adott képpont árnyalatának kifejezéséül szolgálnak; minél nagyobb a képpont értéke, annál sötétebb a képpont színe (Geitgey, 2016b). A bemeneti adatok száma megegyezik a kép képpontjainak számával. A kimeneti adatok a kép által ábrázolt számot adják meg. A neurális hálózat két rejtett réteggel működik, amelyek a kép egyes elemeinek azonosítására szolgálnak. A kimeneti réteghez közelebb eső rejtett réteg a számok vizuális megjelenését nagyobb – két, három vagy négy elemből álló – egységekre bontja, míg a bemeneti réteggel szomszédos rejtett réteg még kisebb elemek felismerését teszi lehetővé. A képfelismerés folyamata a korábban ismertetett elvre épül: a bemeneti adatokhoz súlyokat kapcsolva a neurális hálózat először a kép legapróbb elemeit azonosítja, majd újabb súlyokat alkalmazva előbb a szám nagyobb elemeit, végül magát a képen látható számot is megadja (3Blue1Brown, 2017). Természetesen ez a neurális hálózat is csak annak betanítását követően működőképes.

2. Az okozati összefüggés tartalmának értékelése

A továbbiakban arra a kérdésre keressük a választ, hogy ha a mesterséges intelligenciára épülő technológia kárt okoz, akkor mennyiben speciális az okozati összefüggés tartalma, illetve lehetséges-e, hogy a technológia sajátosságaira tekintettel nem áll fenn okozati összefüggés a károkozó magatartás és az okozott kár között. E kérdés megválaszolása előtt érdemes mindazt összefoglalnunk, amit az okozati összefüggésről mint a kártérítési felelősség esszenciális eleméről tudunk.

A Polgári Törvénykönyvről szóló 2013. évi V. törvény (a továbbiakban: Ptk.) 6:519. §-a adja meg a felelősség általános szabályát, amikor kimondja: „aki másnak jogellenesen kárt okoz, köteles azt megtéríteni. Mentesül a felelősség alól a károkozó, ha bizonyítja, hogy magatartása nem volt felróható." Bár a Ptk. hivatkozott szabálya nem nevesíti a kártérítési felelősség valamennyi elemét, azonban a normából így is kiolvasható, hogy jogellenes és felróható károkozó magatartás, okozati összefüggés és kár hiányában a felelősség megállapításának nincs helye.

Az okozati összefüggés fogalmának meghatározása eleve problematikus. Ennek indoka, hogy az egyes tudományterületek különböző szempontok figyelembevételével alkotják meg saját definícióikat. Ha a jogi okozatosság általános, széles körben alkalmazható fogalmát szeretnénk megadni, akkor az valahogy így hangzana: a magatartás és annak következménye között abban az esetben áll fenn okozati összefüggés, ha az adott magatartás többször megismételve is tipikusan ugyanarra az eredményre vezetne (Fazekas – Menyhárt – Kőhidi, 2017). E definícióból kitűnik, hogy a jog nem minden okot tekint releváns oknak, hanem csak azokat, amelyek jellemzően az adott okozathoz vezetnek. A jogi okozatosság tehát szűkebb, mint a ténybeli okozatosság, hiszen elképzelhető, hogy bár az adott ok váltotta ki az eredményt, azonban jogi okozatosságról nem beszélhetünk, mivel az okozat előzménye tipikusan nem jár a beállt következménnyel. Ritkán, de előfordul az is, hogy a természettudományi értelemben vett okozatosság bizonyítottságának hiányában is megállapítható a jogi okozatosság megléte. Ha például az orvosi műhiba olyan szövődményeket eredményezhet, amelyek a beteg halálához vezethetnek, és a beteg meghal, akkor az orvos felelőssége abban az esetben is megállapítható, ha nem bizonyítható egyértelműen, hogy az orvos eljárása szövődmények kialakulásához vezetett (Dósa, 2010).

A magyar bírói gyakorlat a különböző okkiválasztó elméletek közül szelektálva hosszú időn keresztül az ún. adekvát kauzalitás tanát alkalmazta a jogilag releváns ok meghatározására. Mivel azonban a ténybeli okozatosság a jogi okozatosságnál – az esetek túlnyomó

többségében – tágabb kategória, ezért indokolt, hogy először a ténybeli okozatosság meglétének kérdésében kerüljön sor állásfoglalásra. Amennyiben ugyanis ténybeli okozatosságról nem beszélhetünk, akkor a jogi okozatosság vizsgálata már nem szükséges. A ténybeli okozatosság megítélése során a bírói gyakorlat a conditio sine qua non mércéjét alkalmazza (Blutman, 2011). A Szegedi Ítélőtábla kimondta, hogy „az okozati összefüggés fennállása szempontjából a bírói gyakorlat az ún. conditio sine qua non formulát (nélkülözhetetlen feltétel formulája) tekinti kiindulópontnak, amely szerint oknak tekinthető az eredmény minden olyan előzménye, amely nélkül az eredmény nem következett volna be úgy és akkor, mint ahogyan és amikor bekövetkezett. Ennek a formulának az alkalmazása azonban az oksági folyamatot a végtelenbe vezeti vissza, így az önmagában a jogi okozatosság megállapítására nem alkalmas, a jogi felelősséget csak a releváns okok alapozhatják meg (BDT2016. 3577.).” A feltételek egyenértékűségének tana tehát az okozathoz vezető valamennyi ok értékelését megköveteli, a jogi okozatosság azonban ennél szigorúbb mércén alapul. A Legfelsőbb Bíróság megfogalmazása alapján „az oksági láncolatban az a meghatározó ok, amely az események rend szerinti lefolyása mellett – az általános élettapasztalat szerint – alkalmas az eredmény létrehozására. Az oksági láncban figyelembe veendő szakasz tartamát döntően befolyásolja, hogy a károkozásra vezető eseménysor elindítója látta-e, illetve láthatta-e a bekövetkező eredményt (EBH2008. 1868.).” Az adekvát kauzalitás másképpen megfogalmazva: akkor és annyiban érdemes felelőssé tenni valakit az általa okozott kárért, ha és amennyiben magatartása következményeivel a magatartás kifejtésének időpontjában számíthatott. Nem beszélhetünk okozati kapcsolatról, ha a kárra számítani, illetve azt előre látni nem lehetett (Fazekas – Menyhárt – Kőhidi, 2017).

A Ptk. bevezette a kártérítési jogba az előreláthatóság kategóriáját, amely több ponton is megjelenik a törvényben. A Ptk. 6:521. §-a a deliktuális felelősség szabályainak körében rögzíti, hogy „nem állapítható meg az okozati összefüggés azzal a kárral kapcsolatban, amelyet a károkozó nem látott előre és nem is kellett előre látnia.” Ezzel a törvény a jogalkalmazás számára is egyértelművé teszi, hogy az elvárható körültekintés tanúsítása mellett sem előre látható károk esetében az okozati összefüggés nem állapítható meg. Az előreláthatóság kategóriája látszólag megegyezik az adekvát kauzalitással, azonban nem beszélhetünk teljes azonosságról. Az előreláthatóság fogalma ugyanis megjelenik a kontraktuális felelősség szabályain belül is; a Ptk. 6:142. §-a alapján „aki a szerződés megszegésével a másik félnek kárt okoz, köteles azt megtéríteni. Mentesül a felelősség alól, ha bizonyítja, hogy a szerződésszegést ellenőrzési körén kívül eső, a szerződéskötés

időpontjában előre nem látható körülmény okozta, és nem volt elvárható, hogy a körülményt elkerülje, vagy a kárt elhárítsa." Végül a Ptk. 6:143. § (2) bekezdése a fizetendő kártérítés mértékére vonatkozó szabályként kimondja, hogy „a szerződésszegés következményeként a jogosult vagyonában keletkezett egyéb károkat és az elmaradt vagyoni előnyt olyan mértékben kell megtéríteni, amilyen mértékben a jogosult bizonyítja, hogy a kár mint a szerződésszegés lehetséges következménye a szerződés megkötésének időpontjában előre látható volt." Érdemi különbség a két felelősségi alakzat által alkalmazott előrehatóság fogalma között, hogy míg deliktuális felelősség esetén az előreláthatóságot – akárcsak az adekvát kauzalitást – a károkozás időpontjára vonatkoztatjuk, addig a kontraktuális felelősség – mind a felelősség elbírálása, mind pedig a kártérítés mértékének megállapítása körében – a fogalmat a szerződéskötés időpontjához kapcsolja (Csöndes, 2014). Mivel a kontraktuális felelősség az előreláthatóságot a felelősségi tényállás körében önállóan értékeli, ezért ebben az esetben az okozati összefüggés elbírálása szempontjából nem alkalmazható az adekvát kauzalitás tana: az okozatosságot a conditio sine qua non alkalmazásával kell elbírálni, az előreláthatóság pedig a kimentés és a kártérítés mértékének meghatározásánál jut szerephez. Mivel az okozati összefüggés kérdését a kontraktuális felelősségi szabályok teljeskörűen rendezik, ezért a deliktuális felelősség előreláthatósági szabálya a kontraktuális felelősség elbírálása során nem alkalmazható (Kemenes, 2017).

Arra a kérdésre keressük a választ, hogy az önvezető járművek által okozott károkért való deliktuális felelősség elbírálása során a fokozott veszéllyel járó tevékenység tárgya bír-e olyan sajátosságokkal, amelyek megkérdőjelezik az károkozó magatartás és a kár közötti okozati összefüggés fennállását. E kérdés aktualitását az adja, hogy a mesterséges intelligencia működésének eredményét – a neurális hálózat sajátosságaira tekintettel – nehéz kiszámítani; a mélytanulás folyamatának végén kapott érték, és a rendszer arra alapított döntése látszólag teljes mértékben függetlenedik az üzembentartó személyétől. De van ennek bármilyen relevanciája a polgári jogi felelősség tekintetében?

Az önvezető járművek által okozott károkat érintő bírói gyakorlattal még nehezen találkozhatunk, azonban e járművek működési sajátosságait felmutató eszközök már régóta állnak az ember szolgálatában. Mivel a robotpilóta és az önvezető járművek működése között számos párhuzam vonható, ezért az okozati összefüggéssel kapcsolatos kérdések megválaszolását megkönnyítheti a robotpilóták működéséhez kapcsolódó esetjog tanulmányozása. Érdemes kitekintéssel élni az Amerikai Egyesült Államok bírói gyakorlatára. 1949-ben a Brouse v. United States ügyben Ohio állam kerületi bírósága kimondta, hogy ha a

robotpilóta által irányított repülőgép balesetet okoz, akkor a baleset oka elsődlegesen a pilóta magatartása, nem pedig a robotpilóta tervezési hibája. A bíróság ugyanis megállapította, hogy a pilóta állandó és megfelelő felügyeletet köteles gyakorolni a robotpilóta működése felett [Brouse v. United States 83 F. Supp. 373 (N.D. Ohio 1949)]. Ebből persze nem következik, hogy az objektív felelősség alkalmazása is szükségessé teszi, hogy a kár visszavezethető legyen valamely emberi hibára, azonban a döntés kifejezésre juttatja, hogy amennyiben az operátor köteles ellátni a rendszer felügyeletét, és e kötelezettségének nem tud eleget tenni, akkor a káresemény oka emberi tényező, méghozzá az operátor mulasztása.

Nem is kérdés, hogy amíg az önvezető járművek alacsonyabb szinten mozognak, addig a különböző intelligens technológiák igénybevételével járó kockázatot továbbra is az üzembentartó köteles viselni, hiszen e technológiák kizárólag emberi felügyelet mellett alkalmazhatóak. Más a helyzet abban az esetben, ha a jármű – a negyedik és az ötödik szintet elérve – mindenfajta emberi közrehatás és beavatkozás nélkül garantálja a biztonságos közlekedést. Ilyenkor már nem alkalmazható a robotpilóta analógiája, hiszen az önvezető jármű pontosan azt célozza, hogy utasa a jármű felügyelete helyett hasznosabb dolgoknak szentelhesse idején, pihenésre vagy munkára fordítva a korábban vezetéssel töltött órákat. De vajon érinti-e ez a körülmény a veszélyes üzemi szabályok alkalmazhatóságát?

Álláspontunk szerint nem. Ennek indoka, hogy károkozó magatartásnak továbbra sem valamely felróható emberi magatartás, hanem a fokozott veszéllyel járó tevékenység folytatása minősül; nincs jelentősége annak, hogy az üzembentartó köteles volt-e felügyeletet gyakorolni a jármű működése felett. Természetesen felvehető a kérdés, hogy amennyiben a jármű utasa nem gyakorolhat hatást a jármű működésére, azonban a jármű által okozott károkért felelősséggel tartozik, akkor miért felelősségről, és miért nem helytállási kötelezettségről beszélünk. Mivel a felelősség alóli kimentés lehetősége adott annak bizonyításával, hogy a kárt valamely elháríthatatlan külső ok eredményezte, ezért feltétlen kárveszélyviselésről nem beszélhetünk. A felelősség az üzembentartó legcsekélyebb felróhatósága hiányában is megállapítható, ez azonban valamennyi objektív felelősségi forma sajátossága, beilleszthető a kárfelelősségi dogmatikába.

Érdemes pár mondatban további kitekintéssel élni az előreláthatóságra. A károkozó magatartás és a kár között nem beszélhetünk okozati összefüggésről, amennyiben a kárt a károkozó nem látta előre és nem is kellett előre látnia. Felvethető a kérdés, hogy ha a mesterséges intelligencia működésének folyamata megismerhető, azonban a mélytanulás eredményét előre megjósolni nem lehet, akkor az előreláthatósági klauzulára hivatkozva

bizonyítható-e az okozati összefüggés hiánya. A kérdés megválaszoláshoz csak abban az esetben lehetséges, ha tudjuk, hogy kinek, mikor és mit kellett előrelátnia. Bár a normaszöveg az előreláthatóság „alanyaként" a károkozót nevezi meg, azonban nem egyértelmű, hogy a károkozó magatartását mihez viszonyítsuk. Az adott károkozó rendelkezésére álló ismeretek mellett a felelősséget az is megalapozza, ha az adott helyzetben ésszerűen eljáró személynek a kárt előre kellett volna látnia (Fuglinszky, 2011). Az okozati összefüggés bizonyítása során a károsult tehát annak alátámasztására kényszerül, hogy a károkozó előrelátta, illetve a kellő körültekintés tanúsítása mellett előreláthatta volna a kár bekövetkezését; a felróhatóság összekapcsolódik az előreláthatóság fogalmával, arra kényszerítve a károsultat, hogy a károkozó felróható magatartását is igazolja. Az általában elvárhatóság kimondatlanul egyébként is tartalmazza az előreláthatóság követelményét: a felróhatóság megállapításához nélkülözhetetlen annak vizsgálata, hogy a károkozónak – eljárását összemérve az adott helyzetben ésszerűen eljáró személy magatartásával – számolnia kellett-e a kár bekövetkezésével (Farkas, 2009).

Az előreláthatóságot a deliktuális felelősségi tényállások alkalmazása során a károkozás időpontjára vonatkoztatjuk. Ennek indoka, hogy a károkozó és a károsult között a károkozást megelőzően nem jön létre jogviszony, így egyébként sem lehetséges más referencia-időpont meghatározása. Nehezebb választ adni arra a kérdésre, hogy a károkozónak mit kell előrelátnia. Minél inkább konkretizáljuk az előreláthatóság tárgyát, annál jobban szűkítjük a károkozó felelősségét. Az általános jogértelmezés szerint a kár nagyságrendjének, tehát mértékének, valamint a kár fajtájának, azaz jellegének, és nem a pontos károsszegnek az előreláthatóságát követeli meg a törvény (Fuglinszky, 2011). Ebből következik, hogy az önvezető jármű üzembentartójának nem kell előrelátnia a konkrét kárt vagy annak pontos összegét, még kevésbé kell értenie, hogy a kár milyen okból következett be. Előreláthatóságról tehát abban az esetben is beszélhetünk, ha az üzembentartó csupán azzal számolhatott, hogy a jármű használata során más személyében vagy vagyonában bizonyos mértékű hátrányt idézhet elő. Nem bír relevanciával, hogy az üzembentartó rálát-e a mesterséges intelligencia működésének folyamatára, illetve számolhatott-e azzal, hogy mélytanulás nem kívánt eredményre vezet. Az Egyesült Királyság bírói gyakorlatát elemezve hasonló következtetésre juthatunk. 1963-ban a Hughes v. Lord Advocate ügyben a tényállás szerint postai dolgozók az általuk létesített szerelőakna nyílását teaszünetben nem fedték le, a nyílás körül – az illetéktelen behatolás megakadályozása érdekében – pusztán paraffin-lámpákat helyeztek el. Egy nyolcéves gyermek lemászott az aknába, majd kimászott,

lesodorva egy égő paraffin-lámpát, robbanást okozva az aknában. A House of Lords arra a következtetésre jutott, hogy a felelősség megállapításának nem feltétele, hogy a károkozó előrelássa a kár bekövetkezésének folyamatát, elegendő az is, ha a veszélyforrással – jelen esetben a tűzzel – és a gyermeket érő égési sérülésekkel számolni lehetett [Hughes v. Lord Advocate SC (HL) 31 (1963)].

Záró gondolatok

Az önvezető járművek álláspontunk szerint tehát nem bírnak olyan sajátosságokkal, amelyek a károkozó magatartás és a kár közötti okozati összefüggés hiányához vezetnének, és ezáltal alkalmazhatatlanná tennék a fokozott veszéllyel járó tevékenységért való felelősség hatályos szabályait.

Napjaink jogi gondolkodását jelentős mértékben foglalkoztatja a robotok, illetve az intelligens eszközök jogalanyiságának kérdése. Amennyiben az önvezető jármű önálló jogi személyiséggel bírna, akkor a polgári jogi felelősség elszakadhatna az üzembentartó személyétől, az ok-okozati kapcsolat közvetlenül a jármű „magatartása” és a károsult kára között állna fenn. Számunkra a mesterséges intelligencia jogalanyisággal való felruházása erőteljes abszurditásnak hat, különösen annak tükrében, hogy a kártérítés fedezete továbbra sem lenne biztosított. A technológia jelenlegi fejlettségi foka nem teszi szükségessé hasonló lépések megtételét, azonban a mesterséges intelligenciában rejlő lehetőségek kiaknázása jelentős változásokat hozhat magával.

Felhasznált irodalom

Ahmed, Hafiza Elbadi: AI Advantages & disadvantages. International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS), Volume 4, Issue 4, 2018, 22–25.

Blutman László: Okozatosság, oksági mércék és a magyar bírói gyakorlat. Jogtudományi Közlöny, 2011/6., 309–320.

Bowser, Anne – Sloan, Michael – Michelucci, Pietro – Pauwels, Eleonore: Artificial Intelligence: A Policy-Oriented Introduction. Wilson Briefs, November 2017, 1–18.

But what *is* a Neural Network? Deep learning, chapter 1. https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk (2019.02.16.).

Chowdhury, Mashrur – Sadek, Adel W.: Advantages and Limitations of Artificial Intelligence. – In: Kikuchi, Shinya (comp.): Artificial Intelligence Applications to Critical Transportation Issues. Transportation Research Board, Washington, 2012.

Csöndes Mónika: A szerződésszegési jog előreláthatósági korlátjának joggazdaságtani modellje és annak jogi kritikája. Állam- és Jogtudomány, 2014/1., 3–35.

De Jesus, Cecille: Artificial Intelligence: What It Is and How It Really Works. Which is which, and how are they related? https://futurism.com/1-evergreen-making-sense-of-terms-deep-learning-machine-learning-and-ai (2019.02.09.).

Dósa Ágnes: Az orvos kártérítési felelőssége. HVG-ORAC Lap- és Könyvkiadó Kft., Budapest, 2010.

Farkas Balázs: Ésszerű előreláthatóság az új Ptk. felelősségi rendszerében. Elemzés az angol jog tükrében. Iustum Aequum Salutare, 2009/4., 189–203.

Fazekas Judit – Menyhárt Ádám – Kőhidi Ákos: Kötelmi jog. Általános rész. Gondolat Kiadó, Budapest, 2017.

Fuglinszky Ádám: Az előreláthatósági klauzula egyes kérdései, avagy kinek, mikor és mit kell előrelátnia. Magyar Jog, 2011/7., 412–425.

Geitgey, Adam (2016a): Machine Learning is Fun! Part 2: Using Machine Learning to generate Super Mario Maker levels. https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-part-2-a26a10b68df3 (2019.02.16.).

Geitgey, Adam (2016b): Machine Learning is Fun! Part 3: Deep Learning and Convolutional Neural Networks. https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-part-3-deep-learning-and-convolutional-neural-networks-f40359318721 (2019.02.16.).

Geitgey, Adam (2014): Machine Learning is Fun! The world's easiest introduction to Machine Learning. https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-80ea3ec3c471 (2019.02.16.).

Hammond, Kristian: Practical Artificial Intelligence for Dummies. Narrative Science Edition. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2015.

Hirschberg, Julia – Manning, Christopher D.: Advances in natural language processing. Science, Volume 349, Issue 6245, 2015, 261–266.

Kemenes István: A kontraktuális kártérítés egyes kérdései. Magyar Jog, 2017/1., 1–10.

Krishna, Ranjay (comp.): Computer Vision: Foundations and Applications. Stanford University, Stanford, 2017.

LeCun, Yann – Bengio, Yoshua – Hinton, Geoffrey: Deep learning. Nature, Volume 521, 2015, 436–444.

McCarthy, John – Minsky, Marvin L. – Rochester, Nathaniel – Shannon, Claude E.: A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. AI Magazine, Volume 27, Number 4, 2006, 12–14.

Otte, Silke: How does Artificial Intelligence work? https://www.innoplexus.com/blog/how-artificial-intelligence-works/ (2019.02.09.).

Picton, Phil: Introduction to Neural Networks. The Macmillan Press Ltd., London, 1994.

Raicea, Radu: Want to know how Deep Learning works? Here's a quick guide for everyone. https://medium.freecodecamp.org/want-to-know-how-deep-learning-works-heres-a-quick-guide-for-everyone-1aedeca88076 (2019.02.16.).

Sotala, Kaj: Advantages of Artificial Intelligences, Uploads, and Digital Minds. International Journal of Machine Consciousness, Volume 4, Issue 1, 2012, 275–291.

The Elements of Artificial Intelligence. How should we define AI (2018a)? https://course.elementsofai.com/1/1 (2019.02.09.).

The Elements of Artificial Intelligence. The types of machine learning (2018b). https://course.elementsofai.com/4/1 (2019.02.10.).

Wang, Yingxu – Berwick, Robert C. – Haykin, Simon – Pedrycz, Witold – Kinsner, Witold – Baciu, George – Zhang, Du – Bhavsar, Virendrakumar C. – Gavrilova, Marina: Cognitive Informatics and Cognitive Computing in Year 10 and Beyond. International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence, Volume 5, Issue 4, 2011, 1–21.

Felhasznált jogforrások

A Polgári Törvénykönyvről szóló 2013. évi V. törvény.

BDT2016. 3577.

EBH2008. 1868.

Hughes v. Lord Advocate SC (HL) 31 (1963).

Brouse v. United States 83 F. Supp. 373 (N.D. Ohio 1949).