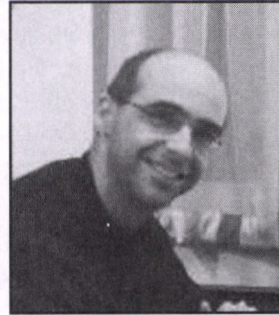


Szepesvári Csaba Gépi tanulás

Szepesvári Csaba a SZTAKI Sztochasztikus Rendszerek Kutatócsoportjának tagja, a Gépi Tanulás és Ember-Számítógép Interfészek Csoport vezetője, a Southamptoni Egyetem elektronika és számítástudomány tanszékének vendégprofesszora. Korábban – a JATE matematikus és programozó-programtervező matematikus szakának elvégzése után – a Bolyai Matematikai Intézetben, majd a Mindmakernél, a cég kutatási alelnökéeként dolgozott. Számos nemzetközi publikációt és társszerzőként egy, a Wiley gondozásában tavaly megjelent könyvet jegyez (Mark French – Csaba Szepesvári – Erik Rogers: *Performance of Nonlinear Approximate Adaptive Controllers*).



Milyen kutatásokat végzett a JATE Bolyai Intézetében?

Az egyetem elvégzése után ott maradtam PhD-re – a *reinforcement learning* ('megerősítéses tanulás') és a Markov döntési problémák témakörben. Főleg elméleti kutatásokat végeztem. A Bolyai Intézet után a Mesterséges Intelligencia Kutatócsoportnál folytattam Szegeden. Körülbelül egy évet töltöttem el ott. Gépi tanulással foglalkoztam, és nagyon élveztem az ottani kutatócsoporttal való munkát.

Most a SZTAKI Sztochasztikus Rendszerek Kutatócsoportjának is tagja. Milyen kutatásokat végez ez a csoport?

Új ember vagyok, mert csak januártól dolgozom a SZTAKI-ban, bár félállásban már 2003 májusától itt vagyok.

A kutatócsoport erősen matematikus beállítottságú. Főleg pénzügyi matematikával, valamint ehhez kapcsolódó modellezéssel, így például rejtett Markov-modellekkel foglalkozik. Ebben az évben optimálisportfolió-kiválasztásról, illetve sztochasztikus approximációs algoritmusokról tartottunk szemináriumokat.

Én a gépi tanulásra és speciálisan a Markov döntési problémák kutatásán keresztül kapcsolódom a kutatócsoport munkájához. A Markov döntési problémák egy nagyon általános keret szekvenciális döntési problémák vizsgálatára – időről időre döntéseket kell hozni, és a ma meghozott döntések erősen befolyásolják a jövőbeli kimeneteket. Egy ma meghozott döntésnek lehetnek hosszú távú következményei: a döntéshozó zsákutcákba kerülhet, vagy éppen lehetőségek nyílnak meg előtte. Ezért a ma meghozott döntéseknél nem csak a pillanatnyi előnyöket kell figyelembe venni, ennél ügyesebben kell dönteni! A Markov döntési problémák egy matematikai keret: a problémának van egy

leírása, melyben van egy ún. – a múltra vonatkozó összes információt magában foglaló – állapot. Diszkrét időben vagyunk, a döntéshozónak minden időpillanatban kell egy döntést hoznia. Az állapot ennek megfelelően valahogy megváltozik – a változás sztochasztikus, és ilyen értelemben nem kiszámítható. A döntéshozó minden időpillanatban kap valami jutalmat vagy netán büntetést. A feladat, hogy a döntéshozó a döntéseit úgy hozza meg, hogy ha az összes jövőbeli jutalmakat összeadjuk, akkor ennek a várható értéke maximális legyen. A keret igen általános, ezért számos területen alkalmazható, kezdve a gyártás optimalizálástól a robotikán és például a pókerjátékon keresztül a nyelvfeldolgozásig. De az optimális portfólió kiválasztásának problémája is vizsgálható ebben a keretben.

A közelmúltban alakult a SZTAKI-ban a Gépi Tanulás és Ember-Számítógép Interfészek Csoport, amelynek a vezetője. Mi a profilja a csoportnak, és hogyan kapcsolódik az ember és a komputer közötti kommunikáció a gépi tanuláshoz, illetve a sztochasztikus folyamatokhoz?

A csoport valóban nagyon új, csak január elsejétől létezik. E pillanatban ketten vagyunk benne, de remélhetőleg hamarosan többen leszünk – a csoport építése még erősen az elején tart.

A csoport célja fejlett ember-gép interfészek létrehozása elsősorban a gépi tanulás eszközeinek felhasználásával. Az alapfeladat, amit meg szeretnénk oldani, hogy a számítógépet jobban hozzáidomítsuk az emberhez. Mikre kell gondolni? Például alternatív, az ember kommunikációs stratégiáihoz a jelenleginél jobban illeszkedő módszerek, eszközök kidolgozására. Jelenleg elsősorban az ember alkalmazkodik. Nem azt mondjuk, hogy a közeljövőben erre már nem lesz szükség, hanem azt, hogy alakítsuk úgy ezt a folyamatot, hogy az ember-gép kommunikáció kevesebb emberi alkalmazkodással is megoldható legyen. Beszéd, természetes nyelv, vizuális kapcsolat – ezek azok a kommunikációs módszerek, amelyek az emberek közötti kommunikációban már beváltak. Minél többet szeretnénk ezek közül az ember-gép kommunikáció szolgálatába is állítani.

A gépi tanuláshoz úgy kapcsolódik a dolog, hogy az említett feladatokat, úgy képzeljük, nem lehet csak elméleti modellek felállításával és szorgos programozási munkával megoldani. Ez is kell, de a feladatok komplexitása meghaladja azt a szintet, amit egy-két vagy néhány okos ember részleteiben is jól átlát. Így inkább olyan megoldásokban gondolkozunk, amelyek csak valamiféle keretet adnak a rendszer működésének, és számos, a működés pontos mikéntjére, hogyanjára vonatkozó lehetőséget nyitva hagynak. Ettől rugalmas a rendszer. A nyitva hagyott választási lehetőségekből a feladatra vonatkozó adatok segítségével egy külön algoritmus, a tanuló algoritmus választja ki a legmegfelelőbbet. Így készül el a teljes rendszer. A kiválasztott általános modellen és tanuló algoritmuson múlik, hogy aztán ez a rendszer mennyire jól oldja meg a feladatát.

Mára már mind a beszéd felismerésben, mind a beszéd szintézisben, sőt a

számítógépes látásban is ezzel a technológiával készülnek a legjobb rendszerek. Különösen látványos itt, hogy a beszédfelismerésnek mekkora lökést adott, amikor áttértek a tanulás alapú modellezésre a nyolcvanas években. Azóta ezt a módszert sikeresen alkalmazták a legkülönbözőbb ember-gép interakciós problémák kezelésére.

A már korábban említett sztochasztikus folyamatok vizsgálatához úgy kapcsolódik a dolog, hogy például a beszéd folyamatot, vagy éppen a látást egy egyébként igen sikeres felfogás szerint lehet sztochasztikus rendszerekkel modellezni. Másrészt a téma kapcsolódik a Markov döntési problémákhoz is: ha a számítógép egy felhasználóval folytat dialógust, mind a ketten egymásra következő döntéseket hoznak: most visszakérdezzek, ne kérdezzek vissza, plusz információt kérjek, ne kérjek? A beszélgetés attól gördülékeny vagy sem, hogy a döntések jók-e. Ha valamit nem értek, és nem kérdezek rá, az pillanatnyilag előnyös lehet, ha csak azt nézem, hogy egy visszakérdezéssel a dialógus ideje megnőne. Mégis, érdemes lehet visszakérdezni, mert lehet, hogy később a pontatlan információra nagy szükség lesz, és akkor már drágább lesz, több időbe kerül megszerezni az adott információt. Hogy pontosan mikor érdemes visszakérdezni, no ez az, amit a Markov döntési problémák segítségével vizsgálunk.

Statisztikus technikák mesterséges intelligenciában történő alkalmazásával szintén régóta foglalkozik. Korábbi munkái közül mit emelne itt ki?

Ez leginkább a gépi tanuláshoz kapcsolódik. A gépi tanulás statisztikus ága fontosnak tartja a valószínűség-számítást. Az egyik pont, ahol az MI és a valószínűség-számítás természetesen találkoznak, épp a Markov döntési problémák területe. Itt főleg elméleti, de újabban algoritmikus kérdéseket is vizsgálók. Korábban olyan kérdésekkel foglalkoztam, hogy egy algoritmus azt teszi-e, amit kell, jól viselkedik-e? Konzisztens-e, konvergens-e? Erre lehet kvalitatívan válaszolni – igen vagy nem –, illetve kvantitatívan: például egy adott algoritmus konvergenciasebességének vizsgálatával. Itt csináltam valami olyasmit, ami nem volt korábban: konvergencia sebességet bizonyítottam bizonyos aszinkron sztochasztikus approximációs algoritmusokra.

Egy ilyen algoritmust úgy lehet szemléltetni, hogy elosztott rendszerként gondolunk rá. Van valahány ágens, van közöttük némi kommunikáció, de késleltetések és egyéb tényezők is közbejöhethetnek. Ettől aszinkron a rendszer. A bizonyítás alapötlete elég egyszerű: azt mondjuk, hogy az egész algoritmus olyan gyorsan fog működni, vagy olyan gyorsan konvergál, mint a leglassúbb ágens. Nem teljesen egyértelmű, hogy melyik ágens a leglassúbb, mivel sztochasztikus rendszerről van szó, de azért ez megoldható. Szóval tegyük fel, hogy rá tudunk bökni egy ágensre, amelyről tudjuk, hogy ő az, aki akadályozza a többieket. Ezek után véletlen hosszúságú intervallumokban vizsgáljuk az algoritmust, ahol az intervallumok hosszát ahhoz igazítjuk, hogy ez a lassú ágens azért az adott intervallumban tanuljon valamicskét. Amíg ez a lassú ágens egy picit tanul, a többiek

többet, de ezt elhanyagoljuk – tulajdonképpen ez az ötlet. Ezután már a véletlen intervallumok átlagos hosszának vizsgálatával meg némi kézimunkával kihozható az eredmény. A tanulás persze triviális, az algoritmus nem lehet gyorsabb, mint a leglassabb komponense, bár a precíz eredmény azt is megmutatja, hogy ennél nem is lassabb – és ez annak idején nem volt teljesen magától értetődő.

Továbbra is megmaradva a mesterséges intelligencia és a statisztikus módszerek kombinálásánál, a mesterséges intelligencia egy nagy része szimbolikus technikákkal dolgozik. Foglalkoznak azzal is, hogy ezeket kombinálják statisztikus technikákkal?

Most tervezünk egy projektet, ami a természetesnyelv-feldolgozásban tesz hasonlót. Egy természetes nyelvben a szimbolikus technikák jogosultságát a nyelv kompozicionalitása adja. A kompozicionalitás alatt azt értjük, hogy a nyelv építőkövekből dolgozik. Ezekből lehet összerakni nagyobb egységeket: morfémákból szavakat, szavakból szerkezeteket, ezekből mondatrészeket, mondatrészekből mondatokat, és így tovább. A dolog erejét az mutatja, hogy könnyűszerrel tudunk olyan mondatokat kreálni, amiket még soha senki nem mondott – tulajdonképpen állandóan ezt tesszük, s ennek ellenére a másik ember, a hallgatóság meglehetősen jól fogja érteni, hogy mit szeretnénk mondani. Kompozicionalitás nélkül arra lennénk kényszerítve, hogy egy sokkal korlátozottabb, ne adj' isten véges készletből válasszuk ki a mondanivalónkat. Ez feltehetőleg nem lenne annyira sikeres kommunikációs stratégia, és ezért azt gondoljuk, hogy jó lehet, ha a kompozicionalitás megjelenik a természetes nyelv modelljeiben.

A szimbólumrendszerek igen jól illeszkednek a kompozicionalitáshoz, a szimbólumrendszerek egyik, ha nem a megkülönböztető jegye épp a kompozicionalitás maga. A statisztikus módszerek úgy kapcsolódnak, hogy a kutatók sokszor próbálkoztak a természetes nyelvek szimbólumokkal történő leírására, például fáradságos munkával kézzel összeállított nyelvtanokkal. Mégse látunk körülötünk olyan számítógépeket, amelyek nagyon hatékonyak lennének a természetes nyelv feldolgozásához kapcsolódó feladatokban. Ilyet korábban már láthattunk a beszéd felismerésben is, ahol aztán a gépi tanulási módszerek sokat lendítettek a dolgokon. Itt mi, hasonlóan sok más kutatóhoz, megpróbáljuk a beszéd felismerésben elért sikereket erre a területre transzponálni. Az a probléma, hogy a beszéd felismerés alapvetően jelfeldolgozás-közeli probléma, a kompozicionalitás szerepe nem jelentős. Legalábbis azon a szinten, ahol a mai beszéd felismerő rendszerek állnak. Viszont a természetesnyelv-feldolgozásnak – úgy, ahogy van – sajátja kell, legyen a kompozicionalitás. Így a két módszer ötvözésére van szükség. A nyelvfeldolgozásban kétféle módszerrel dolgozhatunk, ezeket ötvözhetjük a statisztikai módszerekkel. Mi mindkét módszerrel próbálkozunk. Az egyik módszer szerint kiötlünk egy ún. generatív modellt. Ez lényegét tekintve azt modellezi, hogy mi módon generálhatóak a nyelv jól formált, azaz

nyelvtanilag helyes mondatai. A statisztikus módszerekkel való ötvözés itt azt jelenti, hogy nem csak azt modellezzük, hogy melyek a jól formált mondatok, hanem azt is, hogy mely mondatok vagy inkább szerkezetek milyen gyakoriak, például egymáshoz képest, vagy adott környezetben. A feladat, hogy megsejtsük a függések helyes alakját, illetve algoritmusokat adjunk, amelyek nagy mennyiségű szöveg alapján hangolják a modellbeli szabad paramétereket. A gyakoriságok nyilvánvalóan többletinformációt jelentenek, és ez kihasználható, például a nyelvelemzési feladatoknál is, amikor egy mondat legjobb vagy legvalószínűbb elemzését keressük. A másik módszer a procedurális megközelítés. Ennél nem foglalkozunk azzal, hogy modellt építsünk a nyelvre, a lényeg egy eljárás, például a kívánt viselkedést produkáló sztochasztikus véges automata. Úgy lehet ezt képzelni, hogy van egy automata, amelyik nyeli a szimbólumokat (például morfémákat, szavakat), s időnként kiad magából egy szimbólumot, ami valami módon azt reprezentálja, hogy a szöveg mit jelent. Ez az automata lehet igen nagy is. Itt a feladat, hogy megtanuljuk ezt a nagy véges sztochasztikus automatát egy nagy halom szöveg segítségével. Egyelőre ennél tovább nem tekintek a szimbolikus és statisztikus módszerek ötvözésében, bár vannak igen izgalmas egyéb kérdések is, például a logikák és a statisztikus megközelítés ötvözésének kapcsán.

A beszéd- és a nyelvfeldolgozáshoz kapcsolódik a látás, a videofeldolgozás is.

Pár éve egy PhD-diákkal, Torma Péterrel együtt dolgozom ezen a területen. Az előző munkahelyemen, a Mindmakernél is foglalkoztunk ilyesmivel. Ehhez kapcsolódóan kezdtük el vizsgálni speciálisan a trackinget, tehát objektumok követését videofelvételeken. A mutatvány az, ha ezt a feladatot valós időben sikerül megoldani.

A trackinget mi mint szűrési, filterezési problémát közelítjük meg. Olyan modellekkel dolgozunk, melyek egyrészt azt reprezentálják, hogy a követendő tárgy hogyan néz ki a tárgy adott állapotában, másrészt pedig azt, hogy hogyan mozog, azaz hogyan változik az állapota. A mozgást és a megfigyelést is véletlentől függőnek képzeljük. Ez segít a nem várt események, pontatlanságok esetleges negatív hatásainak csökkentésében.

A feladat a mozgó tárgy állapotának visszaállítása adott időpillanatban vagy időpillanatokban a megfigyeléssorozat, azaz a képsorozat segítségével – ezt nevezzük szűrési feladatnak. Egy példa segítségével a dolog könnyen megérthető: ha egy kezét akarunk követni, vagyis a kéz és az ujjak helyzetét – ez az, amit a videokamera lát –, akkor először felépítjük a kéz mozgásának modelljét, illetve annak a modelljét, hogy mi lesz látható vagy inkább mérhető, ha a kéz állapota ilyen vagy olyan. Ennek a modellnek nem kell teljesen részletesnek lennie, nincs szó például fotorealisztikus modellezésről. A lényeg, hogy a képen mérhető mennyiségek segítségével tudjuk kifejezni azt, hogy mi az, ami látható vagy pontosabban érzékelhető. Sok esetben tanuló algoritmusokat használunk a modellek felépítésére is! Miután a modell megvan, a szűrő algoritmus elvileg

képes a képekből visszaállítani, hogy mi vagy mik lehettek a kéz állapotai. Mi az ún. részecskeszűrőkkel foglalkozunk. Itt minden pillanatban sok hipotézist tartunk életben, ezeket a hipotéziseket az új információk, képek alapján pontosítjuk, új hipotéziseket hagyunk kialakulni, a gyenge hipotéziseket eldobjuk. Elvileg ez az algoritmus alkalmas nagyon bonyolult modellek és mozgások követésére is. A gyakorlatban a nagy számításigénye jelent problémát. Így mi azzal foglalkozunk, hogyan lehetne a számításigényt úgy csökkenteni, hogy ne menjen a hatásfok rovására. Ezt úgy érjük el, hogy igyekszünk kihasználni az objektumkövetés speciális tulajdonságait. Így a mi módosításaink például mind azt használják ki, hogy a megfigyelések véletlentől való függése igen gyenge. Igen jó eredményeink vannak, az eredeti algoritmusnál tízszer, százszor hatékonyabb algoritmusokat adtunk meg, és ez a hatékonyságnövekedés éppen azt jelentheti, hogy ezek az algoritmusok a gyakorlatban is használhatóvá válhatnak, akár valós idejű objektumkövetésre is.

Ismerteté a Performance of Nonlinear Approximate Adaptive Controllers kötetet, illetve kutatásait a Southamptoni Egyetemen?

A Southamptoni Egyetemen Mark Frenchsel és Erik Rogersszel a nemlineáris adaptív kontroll területén végzünk kutatásokat. A lényeg ismét a régi nóta: nem elégszünk meg a kvalitatív eredményekkel, kvantitatív eredményeket szeretnénk. Olyan matematikai eljárásokat kutatunk és készítünk, melyekkel különböző vezérlési módszerek teljesítményindexeit hasonlítjuk össze. Alsó, felső korlátokat igyekszünk becsülni, és sikerült néhány nagyon érdekes eredményt elérnünk. Jellemezni tudjuk a rendszerek egy körét, ahol bizonyos fajta kontrollerek jobbak, mint mások. Ennek segítségével kísérletet tettünk arra, hogy mikor nevezünk egy kontrollert adaptívnek, illetve robusztusnak. Alapvetően nem parametrikus adaptív kontrollerekkel, szabályzásokkal foglalkozunk. Hagyományosan az adaptív kontrollban azt feltételezik, hogy például fizikai ismereteink alapján értjük a vezérlendő objektum működését, így fel tudjuk írni az egyenletét, csak épp nem ismerünk benne bizonyos paramétereket. Menet közben a paramétereket valamilyen eljárás hangolja, és ettől lesz jó a rendszer teljesítménye. A nem parametrikus adaptív kontroll azt mondja: nem biztos, hogy olyan jó elképzelésünk lehet a rendszer működéséről. A fizikai elképzelések elhanyagolnak ezt-azt, ami lényeges is lehet, illetve vannak olyan nagy, bonyolult, a fizika számára nem elérhető rendszerek, például egy bioreaktor, amelyeknél a fizikai megközelítés nem oldható meg. A gondolat az, hogy próbáljunk egy erősebb, nagyobb függvényosztályból vagy egyenletosztályból válogatni kontrollereket. Nincsenek ismeretlen paraméterek, az egész rendszer ismeretlen – ettől nem parametrikus a modell. Általában egy függvényközelítő-eljárás választására vezethető vissza a modellezési probléma. Ekkor felmerül a kérdés, hogy a sok lehetséges módszer közül melyiket válasszuk. A válasz nyilván az, hogy azt, amelyik a legjobb teljesítményindexet adja. Itt olyan matematikai ered-

ményeken dolgoztunk, amelyek segítségével receptet lehet adni arra, hogy mikor érdemes az egyik, vagy éppen a másik eljárást választani. Sikertült egy nekem személy szerint nagyon tetsző eredményt is bizonyítani, amely szerint bizonyos függvényközelítési eljárások igen tág határok között tényleg jobbnak nevezhetők, mint mások. Ráadásul a nyertes egy régi jó ismerős, a multirezolúciós módszer, úgyhogy ennek külön örültünk. Ebből az eredményből illetve az eredményekhez vezető újszerű matematikai módszerekből született a könyv.

Aktív szerepet játszott a Mindmaker beszédszintetizátora, a FlexVoice kidolgozásában is.

A Mindmakernél gyakorlatilag ipari környezetben lehetett kutatás-fejlesztést végezni azokon a szakterületeken, amikről már beszéltünk. Ez igen izgalmas és komoly kihívásokat magában rejtő lehetőség volt. Ebben az időszakban, annak ellenére, hogy nem kutatóintézetben dolgoztam, igen sokat tanultam. A cég alapvetően beszédtechnológiával, természetesnyelv-feldolgozás közeli ügyekkel, s kicsit látással is foglalkozott. Ennek kapcsán készítettünk többek között beszélőfüggetlen, nagyszótáras beszédfelismerés-rendszert angolra, németre, de magyarra is, s ehhez kapcsolódik az is, hogy komoly beszédszintetizátor kutatás-fejlesztés is folyt a cégnél. Itt a legkülönbözőbb részfeladatok megoldásában volt alkalmunk kipróbálni a gépi tanulás módszereit, ami élvezetes és jó feladat volt, és sikerült egy elég hatékony, jó hangminőséget produkáló rendszert készíteni. A FlexVoice annak idején az AVIOS (American Voice Input Output Society) éves konferenciáján a *desktop* kategóriában megnyerte a *Legjobb beszédszintetizátor* díjat is, s üzletileg is meglehetősen sikeres volt. Az ipari környezetben szerzett tapasztalatokat most aztán igyekszem jól hasznosítani a SZTAKI berkein belül.

Miben látja a kutatás-fejlesztési projektek sikerének, eredményességének a titkát?

Erre válaszolhatnám azt is, hogy „attól függ”. Ugyanis a projekt jellege alapvetően meghatározza, hogy a sikerességét, eredményességét mivel mérjük. Egy ipari K+F projekt esetén az elsődleges mérce végső soron a fejlesztés eredményének hasznosítása után befolyt bevétel, profit vagy az eladott példányok száma lehet. Egy alapkutatás közeli téma esetén az eredmények nemzetközi porondon való elfogadottsága, ismertsége az adott téma szűkebb berkein belül (azért jó, ha az adott „berek” elég nagy, vagy inkább sokak által jelentősnek gondolt). Azt hiszem, nagy titkok nincsenek a sikerhez vezető úton. Függetlenül a projekt jellegétől, a legfontosabb talán, hogy legyen egy jó csapat, motivált, szorgalmas, kitartó és persze tehetséges, jól felkészült emberekkel, akik tudják, mit akarnak elérni, és mi a csapaton belüli feladatuk. Nem árt, ha a legjobb elérhető eszközök állnak a rendelkezésükre (ez ma már általában nem probléma), és minél kevesebb a „zavaró” körülmény, ami elvonná a figyelmet a munkáról (ez

sajnos még ma is sokszor fellépő probléma). A sort lehetne folytatni, de én talán ezeket emelném ki, mint a legfontosabbakat.

Milyen alapelveket érdemes képviselni ahhoz, hogy a csúcstechnológiai kutató-sokban komoly eredményeket érjünk el?

A Magyarországon az e célra rendelkezésre álló erőforrásokat érdemes és szükséges lenne bővíteni. A szellemi erőforrások tekintetében is igen ingatagnak tűnik számomra a helyzet, amikor szinte minden matematikus szakon végzett évfolyamtársam, s számos más jó képességű kutató barátom, ismerősöm is külföldön dolgozik, tipikusan pusztán anyagi megfontolásokból. Magyarországon ugyanis családot alapítani, lakáshoz jutni pusztán a kutatói fizetésből egyelőre nem lehetséges, míg számos külföldi országban ezzel nincs probléma. Az itthon maradt fiatal kutatóknak a megélhetésük biztosítása érdekében gyakran egy vagy több másodállást is kell vállalniuk, s ez tipikusan negatívan hat vissza a tudományos teljesítményükre.

Egy másik probléma, hogy a jelenlegi finanszírozási rendszer elsősorban az alkalmazott kutatás-fejlesztési pályázatokat támogatja, s a kutatói fizetések kiegészítése is nemegyszer ezen pályázatok keretéből szerzett pénz segítségével történik. Ez tulajdonképpen előremozdulás a korábbi helyzethez képest (ami a kutatók fizetését illeti), de véleményem szerint ezzel a rövidlátó, saját szűkebb szakmai zsargonomból kiragadott szóhasználatával élve „mohó stratégiával” nem lehet hosszú távon komoly eredményeket elérni a csúcstechnológiában. Az alkalmazott kutatás-fejlesztési pályázatok célja nyilván a fejlett technológiák ipari hasznosítása lenne, s mint ilyenek, kis vagy közepes kockázatúak, s az alapkutatókat csak mérsékelten támogatják. Ahhoz azonban, hogy legyenek fejlett „transzferálandó” technológiáink, s ne csak néhány lépéssel lemaradva kövessük a külföldi technológiai fejlődést időnként egy-egy pillanatra esetleg megelőzve azt, sokkal többet kellene költeni magas kockázatú, innovatív, alapkutató jellegű tevékenységek támogatására. Az államnak az ilyen projektek finanszírozását is vállalni kellene, ez inkább állami feladat, mint a kisebb kockázatú projektek támogatása. A finanszírozás pedig csak akkor érne valamit, ha elegendő lenne arra, hogy a résztvevő kutatóknak, PhD-hallgatóknak a projekt ideje alatt csak a munkájukra kelljen figyelniük. Számtalanszor bebizonyosodott már, hogy a stabil körülmények az eredményességet jelentősen növelik. Minden probléma ellenére, Magyarország folyamatosan újratermeli a tehetséges fiatalokat. Nem volna szabad hagyni, hogy ezek a tehetséges fiatalok így vagy úgy elkallódjanak az ország számára, ez komoly pazarlásnak tűnik.

Szepszvári Csaba

MTA SZTAKI Gépi Tanulás Kutatócsoport

1111 Budapest, Kende u. 13-17.

<http://www.sztaki.hu/reszleg/MLHCI>