

EÖTVÖS LÓRÁND TUDOMÁNYEGYETEM
PEDAGÓGIAI ÉS PSZICHOLÓGIAI KAR



A doktori disszertáció tézisei

Szegedi-Hallgató Emese

Módszertani és elméleti megfontolások az implicit tanulás kutatásában

Pszichológiai Doktori Iskola

Vezetője: Prof. Demetrovics Zsolt (PhD, DSc), egyetemi tanár, ELTE

Kognitív Pszichológia Program

Programvezető: Prof. Király Ildikó (PhD), egyetemi tanár, ELTE

Témavezető

Prof. Németh Dezső (PhD, DSc), egyetemi tanár, ELTE

Budapest, 2019

ÁLTALÁNOS BEVEZETŐ

A készségelsajátítás, a szokások kialakulása és a viselkedéses autizmusok kifejlődése mind tanulás eredménye, és ezek a tanulási formák osztoznak olyan közös jellemzőkben, amik elkülönítik őket más típusú tanulásoktól. Egy nézőpont szerint ezekben az esetekben nem-deklaratív tanulásról beszélünk, a hangsúly tehát azon van, hogy maga a tanulási folyamat a mediotemporális kéregtől függetlenül jön létre (Squire & Zola, 1996). Egy másik nézőpont azt hangsúlyozza, hogy a tanulók általában nincsenek tudatában az információnak, amit elsajátítottak, így csak az egyre javuló teljesítményükből következtethetünk a tanulás meglétére. Ez a nézőpont a tudatosságot (pontosabban annak hiányát) állítja a középpontba. Az olyan tanulást, amely tudatosulás nélkül megy végbe, implicitnek nevezzük (szemben az explicit tanulóval, amit tudatosság kísér) (Graf & Schacter, 1985). Egy harmadik, komplexebb nézőpont három változó alapján sorolja be az emlékezeti típusokat: a kódolás gyorsasága (gyors vagy lassú); aszerint, hogy egy item kódolása történik, vagy itemek közötti asszociációk kódolása; végül a keletkező emléknym kompozicionalitása (vs. rigiditása) alapján (Henke, 2010). Ezen nézet szerint a készségelsajátítás és szokások kialakítása az rigid asszociációk lassú kódolásának az eredménye (akár csak a klasszikus kondicionálás vagy a szemantikus emlékek kódolása). Végül, egy valamelyest elkülönülő kutatási tradíció is foglalkozik a kérdéssel; ez a statisztikai tanulás jelenségének a kutatása (Saffran, Aslin, & Newport, 1996). Az implicit tanulás vizsgálatához hasonlóan a statisztikai tanulást vizsgáló kutatások középpontjában is a megtanulandó információ szerkezetének véletlenszerű, nem stratégiailag vezérelt elsajátítása áll. Perruchet & Pacton (2006) egyenesen azt állítja, hogy az implicit tanulás és a statisztikai tanulás tulajdonképpen egyetlen jelenség (hasonló állásponton van még Christiansen, 2018). Reber (2013) véleménye is összeegyeztethető ezzel, aki szerint az implicit emlékezet tulajdonképpen a kortikális plaszticitás következménye, melynek során a statisztikai információ kinyerése a környezetből fokozatos, és így kiterjedt kérgi reprezentáció kialakulását teszi lehetővé.

A bemutatott kutatási tradíciók közös jellemzőinek ellenére (és annak ellenére, hogy az általul javasolt konstruktumok nagy részben mutatnak átfedést egymással), a fogalmaik mégsem azonosak. Például az *implicit tanulás* az tágabb jelenség, mint a *készségtanulás*, hiszen az implicit tanulásnak több típusa is létezik, pl. előfeszítés, klasszikus kondicionálás, vagy a habituáció/szenzitizáció (Squire & Zola, 1996). Másrészt a készségtanulás nem kizárólag implicit folyamatok eredménye (Ghilardi, Moissello, Silvestri, Ghez, & Krakauer, 2009; Taylor, Krakauer, & Ivry, 2014). Továbbá, bár a statisztikai tanulást tipikusan implicit tanulási formának tekintik (e.g. Kim, Seitz, Feenstra, & Shams, 2009; Perruchet & Pacton, 2006; Turk-Browne, Scholl, Chun, & Johnson, 2008), mégis vannak arra utaló bizonyítékok, hogy annak során explicit tudás is kialakulhat (e.g. Perruchet, Bigand, & Benoit-Gonin, 1997; Rüniger & Frensch, 2008; Goujon, Didierjean, & Poulet, 2014). A Disszertációban bemutatott vizsgálatok szűken vett kutatási területe az *implicit statisztikai tanulás* vizsgálata.

Az implicit statisztikai tanulás vizsgálata

Az implicit (statisztikai) tanulás tipikus vizsgálóeljárásai közé tartozik a Mesterséges Nyelvtan feladat (Artificial Grammar Learning, AGL) (pl. Danner, Hagemann, & Funke, 2017); az Időjós feladat (Weather Prediction Task, WP), vagy általánosságban a probablisztikus klasszifikációs tesztek (pl. Knowlton, Squire, &

Gluck, 1994); A Cukorgyár feladat (Sugar Factory task, vagy általánosságban véve a Dinamikus rendszerek kontrollálása feladat) (Berry & Broadbent, 1984); A kontextuális jelölés paradigma (Contextual Cueing, CC) (Chun, 2000), és a szekvenciatanulási feladatok, pl. a Sorozatos Reakcióidő feladat (SRT) (Nissen & Bullemer, 1987) vagy az Alternáló Sorozatos Reakcióidő feladat (Alternating Serial Reaction Time Task, ASRT) (J. H. Howard & Howard, 1997).

A disszertációban bemutatott tanulmányok mindegyikében az ASRT feladattal történt az adatfelvétel. Ebben a feladatban vizuális ingereket mutatunk be egy számítógép képernyőjén, és az ingerek tipikusan négyfélék (vagy négy lokáció valamelyikén jelennek meg). A kísérletben résztvevő személyek feladata, hogy a lehető leggyorsabban és legpontosabban reagáljanak a megjelenő ingerre a négy lehetséges válaszgomb egyikének lenyomásával. Bár a személyek erről nem tudnak, de az ingerek sorrendje nem véletlenszerű, hanem egy négyelemű mintázatot követ (a mintázat elemeket – az angol nyelvű konvenciónak megfelelően – P betűvel jelöljük), és a mintázat minden szomszédos eleme közé egy random (R) elem ékelődik. Ez az alternálás (P-R-P-R-P-R..) adja a feladat elnevezését is. A szerkezetnek köszönhetően a sorozat egy másodszintű valószínűségi sorozat, ami azt jelenti, hogy bármely két egymást követő inger alapján elég nagy valószínűséggel (62.5%) bejósolható az őket követő inger. A tanulás olyan módon számszerűsíthető, hogy összehasonlítjuk a várt (várható) ingerre adott reakcióidőket azokkal a reakcióidőkkel, amik a nem túl valószínű (egyenként 12.5%) ingerek esetében érkeztek. A feladat megalkotói szerint tapasztalatuk szerint egyetlen résztvevő sem jött rá az ASRT-ben elrejtett szabályszerűsége (J. H. Howard & Howard, 1997), és ezt a mi tapasztalataink is megerősítik. Összegezve tehát, az ASRT egy implicit vizuo-motoros statisztikai tanulási feladat, amely másodrendű valószínűségek elsajátításának a mértékét számszerűsíti.

Problémafelvetés

Az implicit statisztikai tanulás korábban említett tesztjei sok tekintetben különböznek; pl., hogy a szabályszerűség időben vagy térben nyilvánul meg; vagy hogy a feladat során szükség van-e a személyek aktív részvételére, vagy csak megfigyeléssel történik a tanulás, stb. Ugyanakkor mégiscsak igaz, hogy minden feladat arra épül, hogy a feladatban megbúvó statisztikai szerkezetet kell elsajátítani a sikeres teljesítéshez (Arciuli & Conway, 2018). Ennek fényében kissé meglepő, hogy a különböző feladatokkal nyert eredmények szinte egyáltalán nem mutatnak együttjárást (Gebauer & Mackintosh, 2007; Sævland & Norman, 2016; Siegelman & Frost, 2015) vagy ha mutatnak is, ez az együttjárás rendkívül kis mértékű (Kalra, Gabrieli, & Finn, 2019).

A különböző tesztekkel nyert mutatók együttjárásának a hiánya fontos tanulságokkal szolgálhat. Lehetséges, hogy a tesztek valóban mást mérnek, így a kutatások helyesen nem találnak korrelációt a mutatók között. Elméleti szempontból ez a domén-általánosság (vs. specifikusság) kérdését veti fel, illetve azért, hogy az implicit statisztikai tanulás egyáltalán egyetlen képesség-e, vagy pedig sok részképesség összessége. Más szavakkal, mindez azt jelentheti, hogy nincs olyan dolog, hogy „implicit statisztikai tanulás”, csak annak különböző megnyilvánulási formái. Gyakorlati szempontból ez felveti az igényt arra, hogy feltárjuk a különböző tanulási altípusokat elkülönítő tényezőket, és ezt a tudást felhasználva olyan vizsgálóeljárásokat fejlesszünk, amelyek tisztán mérik az általunk relevánsnak ítélt dimenziót.

Persze az is lehetséges, hogy valójában *van* összefüggés a tanulási mutatók között, de valamiért ezt nem sikerül statisztikailag kimutatni. Ennek a hátterében a tesztek pszichometriai jellemzői állhatnak. Habár ez az eshetőség annak a reményével kecsegtet, hogy a mérések minőségének javításával a jövőben ezek az akadályok leküzdhetőek lesznek, ugyanakkor mégiscsak azt is jelentik, hogy a jelenlegi tudásunk az implicit statisztikai tanulásról nagyon korlátozott (vagy akár félrevezető) a használt eszközök jellemzői, korlátai miatt. Ha a tesztheink annyira megbízhatatlanok, hogy egymással sem korrelálnak, hogyan várhatnánk el, hogy más tesztek eredményeivel korrelációt mutassanak?

Az alacsony együttjárás lehetséges okai

Modalitás-specifikusság – Egyre nő azoknak az eredményeknek a száma, amelyek arra utalnak, hogy az implicit statisztikai tanulás minőségileg tér el az auditoros, taktilis és vizuális modalitásban (Emberson, Conway, & Christiansen, 2011; Li, Zhao, Shi, Lu, & Conway, 2018; Walk & Conway, 2016). Ennek az lehet a magyarázata, hogy az információ kódolása azoknak a kérgi területeknek a jellemzőitől függ, amely kérgi területek az adott típusú információt feldolgozzák (akkor is, ha a komputációs elvek azonosak) (Conway & Christiansen, 2005).

Más kognitív folyamatoktól való függetlenség - Arciuli (2017) szerint az implicit statisztikai tanulás egy sok-komponensű képesség (ahol a komponensek közé sorolhatóak a figyelem különböző típusai, a feldolgozási sebesség, emlékezet, stb.); szerinte a különböző feladatokon nyújtott teljesítmény annak a függvénye lehet, hogy az egyes feladatok milyen mértékben és arányban támaszkodnak ezekre a komponensekre (Arciuli, 2017; Arciuli & Conway, 2018). Mindemmellet, még ha tisztán el is különülhetnek az implicit és explicit folyamatok, ez nem zárja ki a kettő interakcióját. Az eredmények ellentmondásosak ezzel kapcsolatban, de tény, hogy számos tanulmány mutat ebbe az irányba (Boyd & Winstein, 2003; Destrebecqz et al., 2005; Dew & Cabeza, 2011; Lagarde, Li, Thon, Magill, & Erhani, 2002; Sun, Zhang, Slusarz, & Mathews, 2007; de lásd Sanchez & Reber, 2013; valamint Curran & Keele, 1993).

A statisztika típusa – az emberek legalább két féle statisztikai információ elsajátítására képesek: az együttes valószínűségek elsajátítására, vagy másként fogalmazva az információ(tömbök) eloszlásainak elsajátítására; és a feltételes valószínűségek elsajátítására, vagy másként arra, hogy megtanuljuk, mi után mi következik (J. H. Howard, Howard, Dennis, & Kelly, 2008; Thiessen, Kronstein, & Hufnagle, 2013; Thiessen, 2017). A kétféle statisztikai tanulást elkülönülő folyamatok eredményének tulajdonítják (Thiessen, 2017), ennek ellenére az implicit statisztikai tanulás irodalmában ritkán tárgyalják (de lásd pl. J. H. Howard et al., 2008).

Emellett a statisztika komplexitása is számíthat. Például ha egy sorozatban az előző inger bejósolja a jelenlegit, akkor elsőrendű statisztikai szerkezetről beszélünk; ha az előző két inger jósolja be a jelenlegit, akkor másodrendűről, stb. Az emberek akár negyed- (Remillard, 2008, 2011) vagy ötöd- és hatodrendű (Remillard, 2010) statisztikai szerkezet elsajátítására is képesek; ugyanakkor a magasabbrendű szerkezetek tanulása szelektíven sérülhet (diszlexiában: W. Du & Kelly, 2013; J. H. Howard, Howard, Japikse, & Eden, 2006; Parkinson-kórban: Smith & McDowall, 2004; Skizofréniában: Schwartz, Howard, Howard, Hovaguimian, & Deutsch, 2003; a kor előrehaladtával: J. H. Howard, Howard, Dennis, & Yankovich, 2007; D. V. Howard et al., 2004; Feeney, Howard, & Howard, 2002; J. H. Howard & Howard, 1997; Urry,

Burns, & Baetu, 2018). Kérdés az is, hogy az egyszerűbb és komplexebb statisztikai szerkezet elsajátítása ugyanazon képesség különböző fokozatainak tekinthető, vagy pedig elkülönülő képességeknek tulajdoníthatóak.

Alacsony megbízhatóság – Ha minden más azonos, két változó együttjárása annál alacsonyabb, minél alacsonyabb a mérőeszközök megbízhatósága. Mivel a megbízhatóság tulajdonképpen a teszt önmagával való korrelációjának számszerűsítése, könnyű belátni, hogy ha egy teszt önmagával sem korrelál, akkor más változókkal sem korrelálhat (Goodwin & Leech, 2006).

Alacsony variabilitás – Egy elképzelés szerint az implicit tanulás evolúciósan ősi, mint az explicit tanulás, ami egyben azt is jelenti, hogy robosztusabb annál, és kisebb fajon belüli és fajok közötti változatosságot mutat (A. S. Reber & Allen, 2000). Ennek megfelelően azt is feltételezik, hogy az implicit tanulási képességben megmutatkozó egyéni különbségek elhanyagolhatóak ahhoz képest, amit az explicit kogníció esetén láthatunk (A. S. Reber, 1993). Ezzel párhuzamosan tapasztalható jelenség, hogy az implicit tanulás egyéni különbségei nem is igazán képezik a vizsgálatok tárgyát (A. S. Reber & Allen, 2000; de lásd Kaufman et al., 2010; és Kalra et al., 2019).

A reakcióidő-mérési vizsgálatok jellemzői – A reakcióidős vizsgálatokból nyert mutatók gyakran különbségi mutatók; egyes vélemények szerint pedig az ilyen különbségi mutatók nem elég stabilak ahhoz, hogy megbízhatóak legyenek (Kaufman et al., 2010). Emiatt a pontosságot (Urry, Burns, & Baetu, 2015; Urry et al., 2018) vagy a reakcióidők arányaira alapuló mérőszámokat (Kaufman et al., 2010) javasolják a különbségi mutatók helyett, mert ezek kevésbé hajlamosak padlóhatást mutatni (Urry et al., 2015). A tény, hogy a pontosságra és a reakcióidőkre alapuló különbségi mutatók egymással sem korrelálnak (Hedge, Powell, Bompas, Vivian-Griffiths, & Sumner, 2018) ugyancsak arra világít rá, hogy a kettő típus közötti döntés nem történhet pusztán kényelmi szempontok alapján, hanem gondos megfontolást igényel.

Másrészt, a reakcióidős feladatokban gyakran figyelmen kívül hagyott tény az, hogy az egyes válasz-kombinációk nem egyformán könnyűek. Ezt néha „előre meglévő szekvenciális hatásoknak” (pre-existing sequential effects) vagy „előre meglévő hajlamoknak” (preexisting biases) nevezik a sorozat reakcióidő feladatok kontextusában (Song, Howard, & Howard, 2007), vagy tágabb kontextusban csak „szekvenciális hatásoknak” (sequential effects) (pl. Remington, 1969). Ezzel párhuzamosan a válaszokat jelentő mozdulatsorok kivitelezésének biomechanikai korlátai is vannak, amelyek befolyásolhatják a feladatok sorány nyert reakcióidőket (Y. Du & Clark, 2017). Amellett, hogy ezek műtermékként jelenhetnek meg – és így befolyásolhatják az eredményeink értelmezését -, az is előfordulhat, hogy az egyébként létező egyéni különbségeket is elfedik, amennyiben ezek a hatások robosztusak és azonosan nyilvánulnak meg mindenkinél.

A tanulmányok főbb kérdései, célja

Mindent egybevetve, rengeteg kérdés fogalmazódik meg az implicit statisztikai tanulás kapcsolatban, amelyeket tisztázni szükséges. Egyrészt fontos lenne megvizsgálni a tanulás során keletkező reprezentáció természetét minden (lehetséges) altípusú tanulás esetén – figyelembe véve a modalitást, a statisztika komplexitását, stb. - , hogy jobban megértsük, mely tényezők és hogyan befolyásolják ezeket. Másrészt

szükséges lenne felmérni és rutinszerűen közölni a használt eszközök pszichometriai jellemzőit, az egyéni változatosság és a lehetséges műtermékek kérdését. Csak így lehetnénk benne biztosak, hogy az elméleti tudás, amit felépítünk, nem a megkérdőjelezhető módszertanunk mellékterméke.

Ez a cél rendkívül ambíciózus, és rengeteg befektetést igényel. A Disszertációban négy olyan tanulmány mutat be, amelyek kisebb vagy nagyobb mértékben ezekhez a felvetésekhez szolgálnak adalékul, mind az elméleti kérdések tisztázásában, mind az ASRT feladattal kapcsolatos pszichometriai jellemzők vizsgálatával.

1. TANULMÁNY

Az első tanulmány legfontosabb kérdése az volt, hogy az ASRT során (mely egy vizuo-motoros, időben struktúrált szekvencia) a perceptuális információ elsajátítása is megtörténik-e a motoros tanulás mellett; és ha igen, akkor ennek a mértéke azonos-e a motoros tanulásával. A cél érdekében módosítottuk az ASRT paradigmát oly módon, hogy az ingerek identitása (és nem a lokációja) határozta meg a helyes válaszgombot, ezzel párhuzamosan minden inger azonos pozícióban (a képernyő közepén) jelent meg. Ez utóbbira azért volt szükség, hogy minimalizáljuk a szemmozgásokat, amelyek egyébként a perceptuális tanulást is kísérik.

Módszerek

Résztvevők

A vizsgálatban 34 egészséges jobbkezes személy vett részt. A résztvevők felét – random módon – az ún. perceptuális csoportba soroltuk (átlagos életkor $M = 21,76$ év, $SD = 2,02$; 7 férfi és 10 nő); a másik felét pedig a motoros csoportba (átlagos életkor $M = 21,76$, $SD = 1,64$; 8 férfi és 9 nő). A résztvevők nem szenvedtek semmilyen fejlődési, pszichiátriai vagy neurológiai zavarban. Minden résztvevő informált beleegyezés aláírása után kezdte meg a feladatot, és semmilyen fizetséget sem kaptak a részvételükért.

Eszközök és eljárás

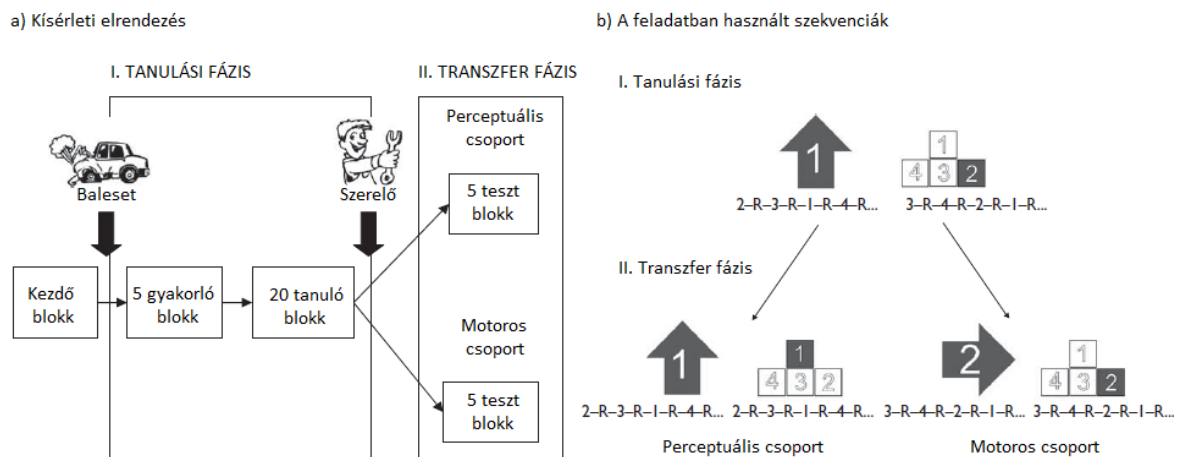
Az ASRT feladat (J. H. Howard & Howard, 1997) módosított változatát használtuk, amelyet AS-RT-Race-nek neveztünk el. A kerettörténetünkben a személyek egy autóversenyen vettek részt, ahol a képernyőn megjelenő nyilak iránya jelezte számukra a haladási irányt. Az ingerek 5 cm hosszú és 3 cm széles nyilak voltak, melyek minden esetben a képernyő közepén jelentek meg; a válaszgombok a billentyűzeten található nyilak voltak. Minden személy a domináns kezét használta a válaszadáshoz.

A 85 leütéses random sorozat után, amely egyfajta bemelegítésként szolgált, a személyek azt az információt kapták, hogy az autójuk karambolozott, és a kormány meghibásodott. Ennek köszönhetően az autójuk balra tart, úgyhogy ha egyenesen előre akarnak menni, nyomják le a jobbra mutató nyilat; ha jobbra akarnak menni, akkor a felfelé mutatót, stb. (90°-kal kellett jobbra fordítaniuk az ingert képzeletben).

Az ún. **tanulási fázisban** összesen 25 blokkot kellett teljesíteniük a személyeknek, egyenként 85 leütéssel. Az ingerek a helyes válasz lenyomásáig a

képernyőn maradtak, majd 120 ms-mal a gombnyomást követően érkezett az újabb inger.

A tanulási fázist követően, az ún. **transzfer fázisban**, a résztvevők azt az információt kapták, hogy a szervízben sikeresen megjavították a kormánykereket, így mostantól újra az ingernek megfelelő irányú válaszgombbal tudnak a megfelelő irányba haladni. A perceptuális csoportba sorolt résztvevők ekkor azt a szekvenciát látták, amit a tanulási fázisban is, de mivel már nem kellett válaszadás előtt képzeletben elforgatniuk ezeket a nyilakat, a válaszombok sorrendje változott a tanulási fázishoz képest. A motoros csoport résztvevőinél ezzel szemben a motoros válaszok sorrendje maradt azonos a tanulási fáziséval, de ehhez eltérő perceptuális sorozat tartozott. A két csoport teljesítményének az összehasonlításával arra kaphattunk választ, hogy a motoros és a perceptuális információ elsajátítása mennyire volt a résztvevők segítségével a transzfer fázisban, amikor a másik típusú információt megváltoztattuk (így arra nem támaszkodhattak) (**1. ábra**).



1. ábra. a) a kísérleti elrendezés sematikus ábrázolása b) A perceptuális csoportban a perceptuális sorozat maradt azonos (és a motoros változott) a transzfer fázisban, míg a motoros csoportnál pont fordítva.

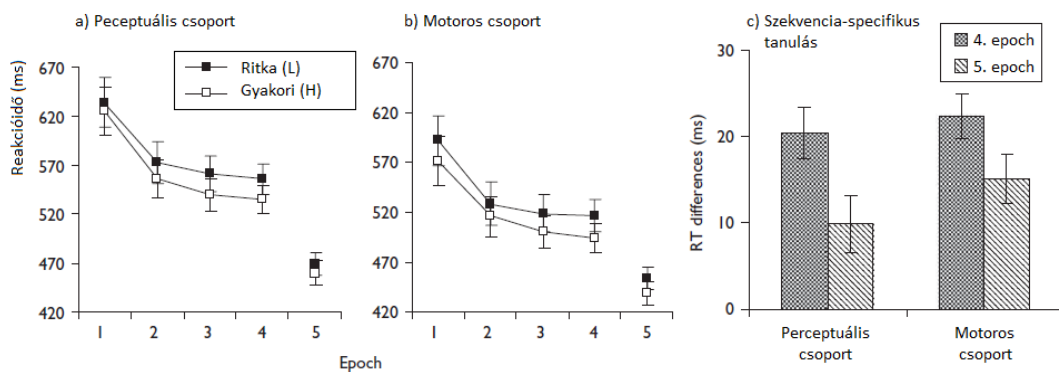
Eredmények

Tanulási fázis

Az elemzést kevert elrendezésű varianciaanalízissel végeztük, faktorai a TRIPLET TÍPUSA (gyakori, ritka), az EPOCH (1-4), illetve a CSOPORT (motoros, perceptuális) voltak. A TRIPLET TÍPUSA főhatás szignifikáns volt, $F(1, 23) = 124$, $MSE = 56,65$, $p < 0,001$, $\eta_p^2 = 0,63$, és ezzel szekvenciaspecifikus tanulást jelzett. Ugyancsak szignifikáns volt az EPOCH főhatása is, $F(4, 20) = 8,85$, $MSE = 32,53$, $p < 0,001$, $\eta_p^2 = 0,72$, mely az általános motoros tanulást (gyorsulást) mutatta; lásd **2. ábra** a) és b) ábrarészek. A két csoport azonban nem tért el tekintetben, hiszen az CSOPORT-tal való interakció egyik esetben sem volt szignifikáns (minden $p > 0,31$).

Transzfer fázis

Annak érdekében, hogy a perceptuális és motoros csoport teljesítményét a transzfer fázisban összehasonlítsuk, ugyancsak kevert elrendezésű ANOVA-t végeztünk TRIPLET TÍPUSA (ritka, gyakori), EPOCH (4-5) és CSOPORT (motoros, perceptuális) faktorokkal. A TRIPLET TÍPUSA főhatás szignifikánsnak bizonyult, $F(1, 32) = 69,72$, $MSE = 139,36$, $p < 0,001$, $\eta_p^2 = 0,69$, mert a résztvevők továbbra is gyorsabbak voltak a gyakori, mint a ritka tripletek esetében (2. ábra, c). Az EPOCH főhatás ugyancsak szignifikáns volt, mert a személyek átlagosan gyorsabbak voltak a transzfer fázisban (455 ms) mint a tanulási fázisban (525 ms); $F(1, 32) = 115,4$, $MSE = 1448,27$, $p < 0,001$, $\eta_p^2 = 0,78$. A TRIPLET TÍPUSA x EPOCH interakció azt mutatta, hogy a szekvencia-specifikus tudás mértéke csökkent a két epoch között (21 ms-ról 12 ms-ra), $F(1, 32) = 5,75$, $MSE = 117,79$, $p = 0,02$, $\eta_p^2 = 0,15$. Ennek a csökkenésnek az ellenére a szekvenciatanulás szignifikáns maradt az 5. epochban is, amit az egymintás t-próba eredménye jelzett, $t(33) = 4,52$, $p < 0,001$. A csoportok sem a szekvenciaspecifikus ($p = 0,38$), sem az általános motoros ($p = 0,10$) tanulás mértékében nem tértek el.



2. ábra. A tanulási fázis (1-4 epochok) és a transzfer fázis (5. epoch) eredményei a perceptuális (a) és motoros (b) csoportokban. A kitöltött négyzetek az alacsony gyakoriságú tripletek reakcióidejét mutatják, az üresek pedig a gyakori tripletekéit. A szekvenciatanulás mértéke a kettő különbsége, mely a (c) ábrarészen látható. A hibásáv a standard hiba.

Megvitatás

Az eredményeink azt mutatták, hogy ebben a kísérleti paradigmában mind a motoros, mind a perceptuális információ elsajátítása jelentős, összhangban Song és munkatásai eredményeivel (Song, Howard, & Howard, 2008), akik szintén találtak perceptuális tanulást probabilisztikus szekvenciatanulási feladatban. Ugyanakkor az eredményeink különböznek Willingham és munkatársai eredményeitől (Willingham, Wells, Farrell, & Stemwedel, 2000), akik nem találtak jelentős perceptuális komponenset a tanulás során.

2. TANULMÁNY

A 2. Tanulmánnyal az 1. Tanulmányban kapott eredményeket terjesztettük ki a konszolidáció vizsgálatában, az által, hogy alvást tartalmazó vagy nem tartalmazó késleltetési periódusokat iktattunk be a transzfer fázis elé.

Módszerek

Résztvevők

A vizsgálatban 102 fő vett részt, akik a Szegedi Tudományegyetem hallgatói voltak a vizsgálat idején; életkori átlaguk $M = 22,34$, $SD = 3,82$; 44 fő férfi és 58 nő. Egyikük sem szenvedett semmilyen fejlődési, pszichiátriai vagy neurológiai rendellenességben. A résztvevőket random soroltuk be a perceptuális és motoros csoportokba. Mindkettőt tovább osztottuk a beiktatott késleltetés hossza alapján (12 vagy 24 óra), és az alapján, hogy mikor végezték a feladatot (reggel kezdők, AM-PM és AM-AM, illetve este kezdők, PM-AM és PM-PM). A keletkező nyolc csoport nem tért el az alvásminőségüket tekintve, melyet a Pittsburgh Sleep Quality Index (Buysse, Reynolds, Monk, Berman, & Kupfer, 1989) segítségével mértünk, $F(7,89) = 0,98$, $p = 0,45$. Adatfelvételi hiba miatt a 102 főből 5 fő esetében nem vettük fel az említett tesztet. Minden személy informált hozzájárulását adta a részvételhez, és semmilyen fizetséget sem kaptak a részvételükért.

Eszközök és eljárás

Vizsgálatunkban az AS-RT-Race feladatot alkalmaztuk (Nemeth, Hallgató, Janacsek, Sándor, & Londe, 2009), hogy megvizsgáljuk a motoros és perceptuális tanulás esetleges eltéréseit 12 illetve 24 órás késleltetést követően. Emellett az alvás hatásának vizsgálata is célunk volt, így a 12 órás késleltetés vagy tartalmazott alvást (PM-AM csoport) vagy nem (AM-PM csoport). Annak érdekében, hogy a napszakhatásokat kiküszöbölhessük, olyan kontroll csoporttal is elvégeztük a kísérletet, akik 24 órás késleltetést követően tértek vissza a transzfer fázisra.

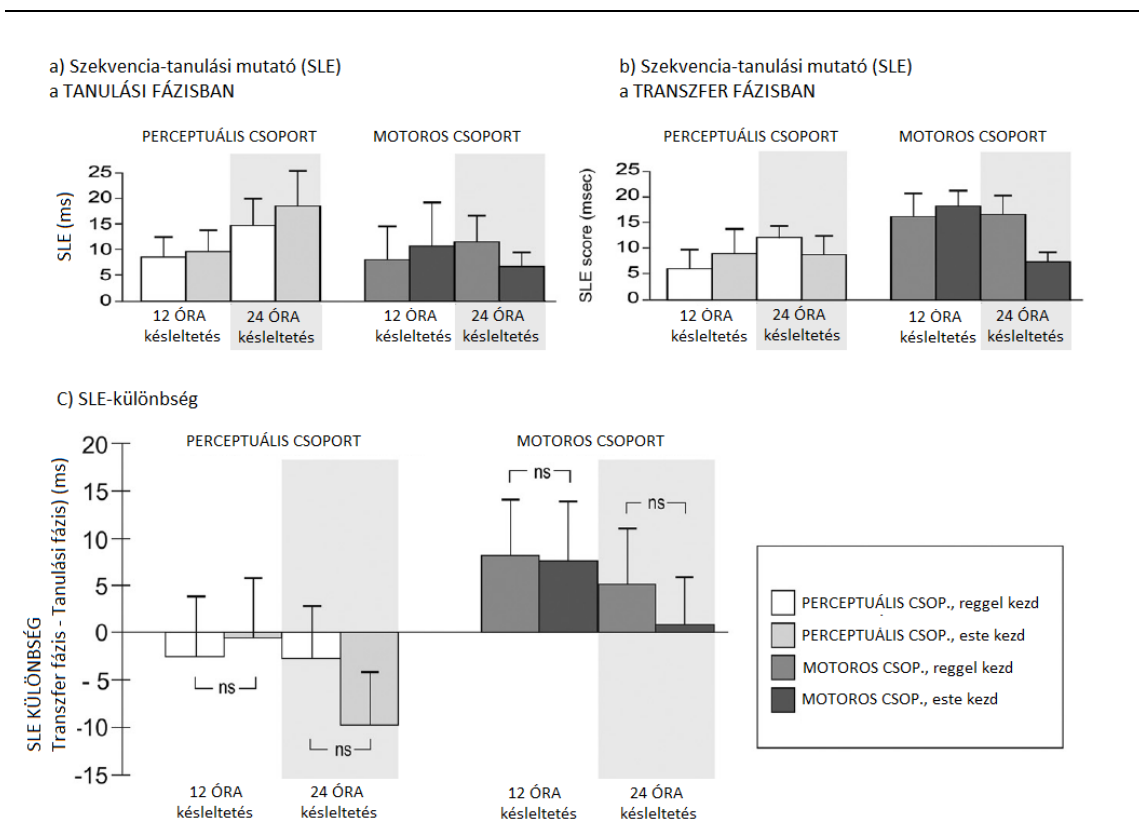
Eredmények

Tanulási Fázis

Ahhoz, hogy összehasonlíthassuk a transzferhatást 12 és 24 óra késleltetés esetén, a tanulási fázisban mutatott tanulási mutatóknak is hasonló mértékűnek kell lenniük. Ilyen szempontból a tanulási fázis végén mérhető tanulás a kritikus Nemeth and Janacsek, 2011; Nemeth et al., 2010b; Press et al., 2005; Song et al., 2007). Emiatt kiszámoltuk a tanulási mutatókat (SLE) a Tanulási Fázis utolsó epochjára (utolsó 5 blokkjára), kivonva a ritka tripletek esetében adott reakcióidők mediánjából a gyakori tripletekre adott reakcióidők mediánját. Többszemponos varianciaanalízist végeztünk CSOPORT (perceptuális, motoros), NAPSZAK (reggel kezdtek, este kezdtek), és KÉSLELTETÉS (12h, 24h) faktorokkal. Összességében szignifikáns volt a tanulás, amit az intercept érték mutatott, $F(1, 94) = 32,31$, $p < 0,001$, átlagos SLE = 11,16ms. Semmilyen főhatás vagy interakció sem volt szignifikáns (minden $p > 0,32$), jelezve, hogy sem a CSOPORT, sem a NAPSZAK, sem a KÉSLELTETÉS nem befolyásolta a tanulást az első ülés során.

A tanulási mutató transzfer a Tanulási fázis és a Transzfer fázis között

A transzfer mértékének kiszámításához a Transzfer fázisban tapasztalt SLE mutatókat is számszerűsítettük, majd ezt az értéket kivontuk a Tanulási fázis végén mért SLE mutatókból. Az így keletkező különbségi mutató negatív, ha a tanulási mutató csökkent, és pozitív értékű, ha a tanulási mutató nőtt a két fázis között, így a konszolidációra következtethetünk belőlük. A keletkező mutatókkal többszempontos ANOVA-t végeztünk CSOPORT (perceptuális vagy motoros), NAPSZAK (reggel kezdett, este kezdett) és KÉSLELTETÉS (12h, 24h) faktorokkal. A CSOPORT főhatása szignifikánsnak bizonyult, $F(1, 94) = 4,92$, $p = 0,029$, jelezve, hogy a motoros csoport esetében nagyobb volt a transzfer, mint a perceptuális csoportoknál, lásd **3. ábra**. A NAPSZAK-nak nem volt szignifikáns főhatása vagy interakciója (minden $p > 0,45$), jelezve, hogy az AM-PM, PM-AM, AM-AM és PM-PM csoportok nem tértek el; ugyancsak nem volt jelentős hatása a KÉSLELTETÉS-nek sem (minden $p > 0,25$), jelezvén, hogy a 12h és 24h késleltetésű csoportok teljesítményében sem volt jelentős a különbség.



3. ábra. (a) A Tanulási fázis utolsó öt blokkjának SLE pontszámai a kísérleti csoportokban (b) A Transzfer fázis SLE pontszámai a kísérleti csoportokban. (c) A Tanulási fázis vége és a Transzfer fázis közötti SLE-különbség (Transzfer-SLE pontszám). A perceptuális csoport gyengébb transzferet mutatott a motoros csoportnál mind 12, mind 24 óra késleltetés után. A hibásávok a standard hibát jelölik (SEM).

Összegezve, mivel az ANOVA egyetlen szignifikáns főhatása a CSOPORT főhatás volt, ez arra utal, hogy a perceptuális és motoros csoportok konszolidációja eltért egymástól (függetlenül a napszaktól vagy a késleltetés mértékétől). A megmutatkozó különbség ellenére a Transzfer fázisban mért SLE mutató mindkét

csoportban jelentősen meghaladta a nullát (perceptuális csoportban: $t(49) = 5,25$, $p < 0,001$; a motoros csoportban: $t(51) = 8,72$, $p < 0,001$).

Megvitatás

A 12 illetve 24 órás késleltetés ellenére szignifikáns perceptuális és motoros tanulási hatásokat találtunk a Transzfer Fázisban. Ugyaakkor, a motoros információ transzfere robosztusabb volt, függetlenül attól, hogy történt-e alvás a konszolidációs periódus alatt, vagy nem. Ezek az eredmények fontos implikációkkal rendelkeznek a perceptuális-motoros vitában és az alvás hatásaival kapcsolatos vitákban egyaránt: 1) A korábbi kísérletek ezen a területen csak egyetlen ülést alkalmaztak, amely legjobb esetben is csak a rövidtávú performancia-hatásokat tudja vizsgálni a viselkedésben. 2) Az alvás nem járul hozzá ezen tanulási típus konszolidációjához, és 3) a késleltetési periódus hossza (és nem az alvás) befolyásolja a perceptuális és motoros információ emlékezeti megtartását.

3. TANULMÁNY

A harmadik tanulmány célja az volt, hogy megnézzük, hogyan történik az egymással interferáló (azaz részben átfedő, részben eltérő) szekvenciák elsajátítása. Ennek érdekében két szekvenciát (A és B szekvenciákat) tanítottunk személyeknek egymás után, és megvizsgáltuk, hogy az első szekvencia „felülíródik”-e a második által, illetve hogy jelentkezik-e előreható interferencia a második tanulási epizód során az első tanulás miatt. Végül, a top-down folyamatok hatását vizsgálva arra is kíváncsiak voltunk, hogy a szekvencia jellegéről való explicit tudás – vagy a tudással járó megváltozott hozzáállás a feladathoz – befolyásolja-e az implicit statisztikai tanulási mutatókat azokon a próbákon, amelyeken az explicit tudás bizonyosan nem volt felhasználható válaszadáskor.

Módszerek

Résztevők

A vizsgálatban 84 egészséges fiatal felnőtt vett részt, akiket az SZTE hallgatói közül toboroztunk, és akiket random soroltunk be három kísérleti csoport valamelyikébe: az Implicit-Implicit csoportba ($N=28$; 20 nő; átlagéletkor $M=20,46$ év, $SD=2,10$ év), az Implicit-Explicit csoportba ($N=28$; 17 nő; átlagéletkor $M=22,14$ év, $SD=1,96$ év), és az Explicit-Explicit csoportba ($N=27$; 18 nő; átlagéletkor $M=22,54$ év, $SD=3,33$ év). Egy résztvevő adatai kizárásra kerültek, mert hibásan ugyanazt a szekvenciát adtuk neki mindkét napon. A résztvevők nem szenvedtek pszichiátriai vagy neurológiai rendellenességben, részvételi szándékukat informált beleegyező nyilatkozat aláírásával erősítették meg. A résztvevők egy kurzus keretein belül (kreditekért) vettek részt a vizsgálatban.

Eszközök és eljárás

Eszközként az ASRT feladat eredeti, implicit változatát (J. H. Howard & Howard, 1997) és a módosított, explicit változatát (Nemeth, Janacsek, & Fiser, 2013; Song et al., 2007; Song, Marks, Howard, & Howard, 2009) használtuk. Utóbbi a

következőkben tér el az implicit változattól: 1) a mintázatot követő, P ingerek más színnel jelennek meg, mint a random (R) ingerek. 2) A személyeket úgy instruáltuk, hogy a mintázat ingerekre figyeljenek elsősorban, és aztán vissza is kérdeztük tőlük, hogy mi volt a tapasztalt mintázat; és 3) a blokkok végén tapasztalható visszajelzés az adott résztvevő teljesítményéről ebben a változatban csak a mintázat ingereken mutatott teljesítményt tükrözte. Fontos, hogy az elemzés során később mindkét ASRT típus esetén csak a random ingerekre adott válaszok teljesítményét vizsgáltuk (ahol tehát az explicit tudás nem volt hasznosítható). Így mindkét változat esetében az *implicit statisztikai* tanulást számszerűsítettük, függetlenül a szabályról való tudástól.

Az első ASRT szekvenciát követően (A szekvencia, tanulási fázis) másnap egy új szekvenciát tanítottunk a résztvevőknek (B szekvencia, áthuzalozási fázis). A két szekvencia részben azonos volt, részben pedig különbözött egymástól. Az azonos és eltérő részek különválasztásával vizsgálhatóvá vált a tanulás mértéke olyankor, amikor volt proaktív interferencia (változó részek), ill. olyankor, amikor nem volt interferencia (változatlan részek). Az Implicit-Implicit csoport mindkét napon az ASRT implicit változatát végezte; az Implicit-Explicit csoport az első napot az implicit, a második napon pedig az explicit változatot; végül az Explicit-Explicit csoport mindkét napon az explicit változattal dolgozott.

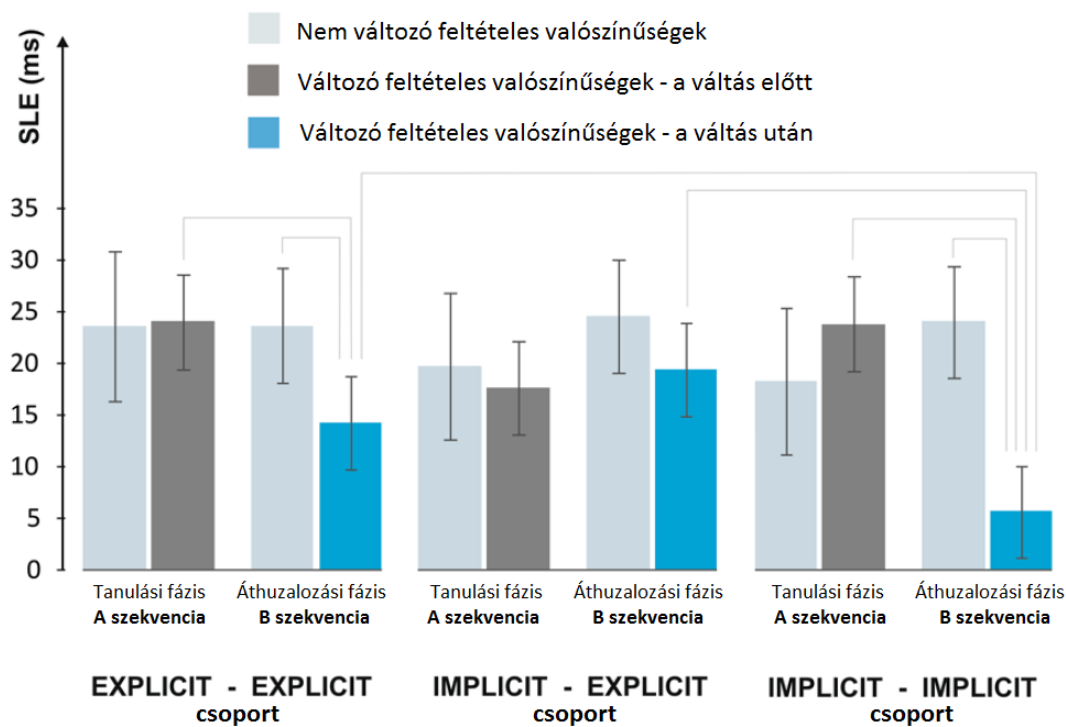
A vizsgálat harmadik napján – az utánkövetés fázisban – mindkét szekvenciával újra találkoztak a résztvevők, és így lehetővé vált a retroaktív (visszafelé ható) interferenciahatások vizsgálata is egy 24 órás késleltetési periódust követően.

Eredmények

A statisztikai tanulást kétféle módon számszerűsítettük; a várható és kevésbé várható ingerekre adott reakcióidők különbségeként (SLE mutató), és a hibák esetében az olyan hibázások arányaként, amikor egy nem várható inger esetében a személy azt a választ adta, ami a várható ingerre adott helyes válasz lett volna (anticipációs hibázás). Az SLE-vel mért tanulási mutató jelentős tanulást mutatott mind a Tanulási, mind az Áthuzalozási Fázisban (lásd a 4. ábra 95%-os konfidencia intervallumait). A Tanulási Fázisban még nem lehetett jelen interferencia, hiszen ekkorra csak az A szekvencia került bemutatásra – ennek ellenére már itt szétválasztottuk azokat a szekvenciariészeket, amelyek mindvégig változatlanok maradtak, azoktól, amik később változtak. Ahogy az várható volt, a második szekvencia bemutatása előtt nem tért el a tanulási mutató a kétféle (később változó, később sem változó) szekvenciariészeken, $p = 0,568$, Cohen's $d = 0,080$ (lásd a 4. ábra világos és sötét szürke oszlopait). Az Áthuzalozási fázisban, miután B szekvencia bemutatásra került, azt találtuk, hogy a változó szekvenciariészekre adott tanulás mértéke kisebb volt, mint a változatlan szekvenciariészeké ($p < 0,001$, $d = 0,829$), lásd a 4. ábra világos szürke és kék oszlopait. Ez a jelenség statisztikailag szignifikáns volt az Implicit-Implicit ($p < 0,001$, $d = 1,425$) és az Explicit-Explicit csoportban ($p = 0,008$, $d = 0,737$), de az Implicit-Explicit csoportban nem ($p = 0,128$, $d = 0,406$). Eredményeink azt mutatják, hogy az áthuzalozásban a legsikeresebb csoport az Implicit-Explicit csoport volt, akiknél a megváltozott szekvenciariészeken mutatott tanulás nem is tért el az eredeti (interferenciától mentes) tanulástól.

Mivel A és B szekvenciát tanítottunk a személyeknek, a hibáknak is több kategóriáját tudtuk elkülöníteni. Olyan hibákat, amik anticipációsnak számítottak az A szekvencia esetén (de a B esetén nem); olyanokat, amik a B esetén igen, de az A esetén

nem; olyanokat, amik mindkét szekvenciánál anticipációsnak minősültek volna (köszönhetően az átfedő szekvenciárészeknek); és végül a hibáknak az a csoportja, amelyik nem volt anticipációs, azaz a hibázás során nem a legvalószínűbb ingerhez tartozó válasz lenyomásával válaszolt a személy. A vizsgálatunkban mi a kizárólag A szekvenciára vonatkozó és kizárólag B szekvenciára vonatkozó anticipációs hibák arányát számszerűsítettük és hasonlítottuk össze egymással, és a véletlenhez tartozó alapszinttel (ami 16,67%), lásd az **5. ábrát!**

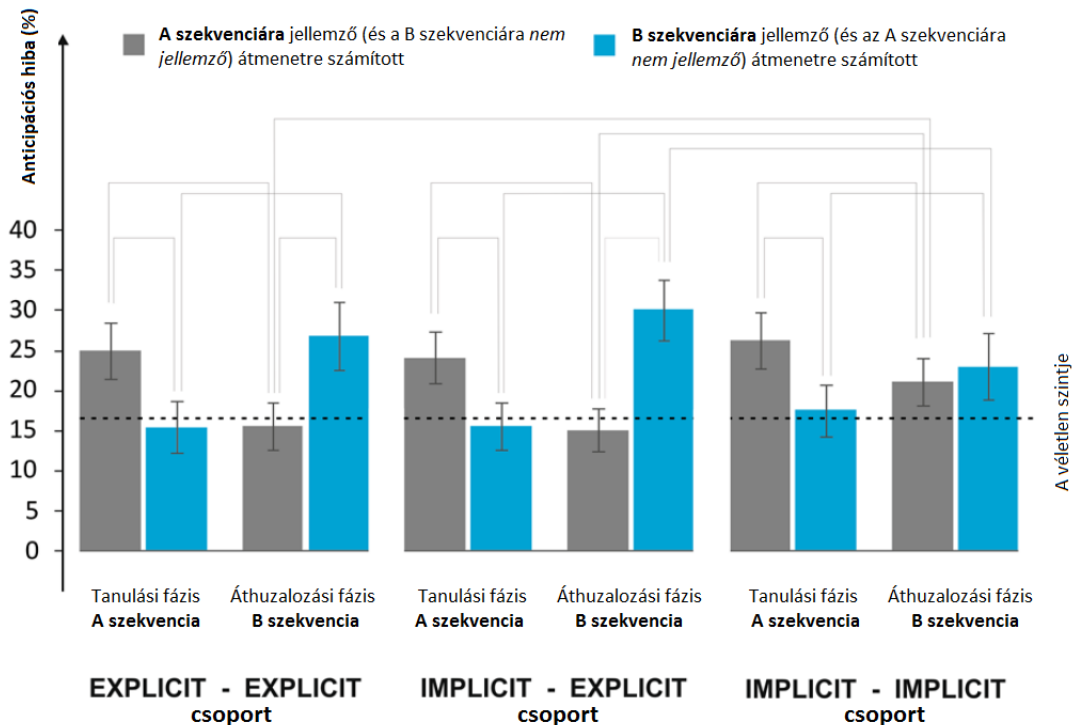


4. ábra. Statisztikai tanulási mutató (SLE) a Tanulási és az Áthuzalozási fázisban. Az SLE mutató értéke a valószínű és a kevésbé valószínű ingerekre adott reakcióidőmediánok különbsége. Az átmenetvalószínűségek egy része konstans volt a Tanulási és az Áthuzalozási szakaszban (világos szürke oszlopok), míg más átmeneti valószínűségek megcserélődtek (alacsonyból magas, és fordítva). A változás előtti SLE mutatókat mutatják a sötétszürke oszlopok, a változás utáni SLE-ket pedig a kék oszlopok.

Elvárásainknak megfelelően az A szekvencia esetében anticipációs hibák aránya a Tanulási fázisban dominált (**5. ábra**, sötét szürke oszlopok), míg a B szekvencia esetében anticipációs hibák az Áthuzalozási Fázisban (kék oszlopok); mindkét $p < 0,001$, mindkét $d > 1,061$. Vagy, másként megközelítve a kérdést, elmondható volt, hogy az A szekvenciához tartozó anticipációk aránya nagyobb volt a Tanulási Fázisban, mint az Áthuzalozási Fázisban, és fordítva a B szekvencia esetében (mindkét $p < 0,001$, mindkét $d > 0,979$).

Az eredményeknek ez a mintázata mindhárom csoportban megfigyelhető volt, bár a hatásnagyságok eltértek a csoportok között; az Implicit-Implicit csoportban a hatás lényegesen kisebb volt (mindkét $d < 0,672$), mint a másik két csoportban (minden $d > 1,226$). Fontos eredmény volt, hogy a B szekvenciákra vonatkozó elvárások (anticipációs hibák) kevésbé jelentkeztek az Implicit-Implicit csoportnál, mint az Implicit-Explicit csoportnál ($p = 0,047$, $d = 0,721$), miközben az A szekvenciára

vonatkozó elvárások ugyanekkor erőteljesebbek voltak az Implicit-Implicit csoportban, mint a másik két csoportban (mindkét $p < 0,036$, mindkét $d > 0,795$). Sőt, az Implicit-Implicit csoport az Áthuzalozási Fázisban nem mutatott eltérést a kétféle anticipáció arányában ($p = 0,529$, $d = 0,225$), és mindkettő a véletlen szintje felett volt, lásd a 95%-os konfidenciaintervallumokat az **5. ábrán!** Összességében ezek az eredmények arra utalnak, hogy a megváltozott valószínűségek ellenére az Implicit-Implicit csoport továbbra is támaszkodott a – már nem adekvát – tudására, amit az első ülés során sajátított el.



5. ábra. Amikor egy kevésbé valószínű inger következett, a személyek néha a valószínű ingernek megfelelő válaszgombot nyomták le (hibásan). Ezeket a hibákat anticipációs hibáknak neveztük. Mivel két különböző szekvenciát tanítottunk a személyeknek, el tudtuk különíteni azokat a hibákat, amelyek az *A* szekvencia szempontjából voltak anticipációsnak tekinthetőek, azoktól, amelyek a *B* szekvencia szempontjából voltak azok. Az ilyen anticipációs hibák százalékos aránya látható az ábrán; szürkével az *A* szekvenciára vonatkozó anticipációk arányát, késsel a *B* szekvenciára vonatkozóakat, a Tanulási és Áthuzalozási fázis során. Az ábrán feltüntettük a véletlen szintjét is. Az oszlopokat összekötő vonalak szignifikáns ($p < 0,05$) különbségeket jelölnek. A hibásávok a 95%-os konfidenciaintervallumok.

A harmadik napon a résztvevőket újra teszteltük mindkét szekvenciával, hogy lássuk, az első napon tanultakat felülírta-e a második napon szerzett tudás. Összességében az volt látható, hogy a teljesítmény azokon a szekvenciárészekon, melyek mindvégig változatlanok voltak, jobb volt, mint a megváltozott részekon ($p = 0,003$, $d = 0,506$), és hogy a második napi szekvencián jobban teljesítettek, mint az első napon tanult szekvencián ($p = 0,015$, $d = 0,404$). Ez az eredmény jelezhet retroaktív interferenciát, amikor is az első napi tudást részben felülírta a második napi tanulás. Csoportok közötti különbség nem volt megfigyelhető ebben a tekintetben (minden $p > 0,303$).

Ami az anticipációs hibázásokat illeti, az első napon tanult szekvencia esetében az annak megfelelő elővételezések voltak a gyakoribbak a harmadik napon ($p = 0,004$, $d = 0,533$); míg a második szekvencia esetében az annak megfelelő elővételezések ($p = 0,009$, $d = 0,503$). Ez az eredmény nem utal sem proaktív sem retroaktív interferenciahatásokra, és azt mutatja, hogy a tudás a két szekvenciáról párhuzamosan létezhet, és adaptívan használható a megfelelő helyzetben. Csoportok közötti különbség nem volt megfigyelhető ebben a tekintetben ($p = 0,745$).

Megvitatás

Összességében azt az eredményt kaptuk, hogy az első napon megszerzett tudás megváltoztatása, áthuzalozása, sikeres volt mindhárom kísérleti csoportban. Az Implicit-Explicit csoport jobb teljesítményt mutatott ebben a tekintetben, mint a másik két csoport, azaz az explicit tudás a pattern ingerekről segítette az adaptálódást az új statisztikai valószínűségekhez. Az áthuzalozási periódus végére mindhárom csoport azonos teljesítményt mutatott, ami arra utal, hogy az Implicit-Explicit csoport is sikeres volt az automatizmusainak a megváltoztatásában, csak az ő esetükben ez lassabban történt. A harmadik napi adatok elemzése arra világított rá, hogy mindkét szekvenciáról való tudás párhuzamosan létezett és hozzáférhető maradt – habár a motoros kivitelezés (reakcióidőket tekintve) jobb volt a második napon tanult szekvencia esetében.

4. TANULMÁNY

A negyedik tanulmány célja kettős volt. Elsősorban be szeretnénk volna mutatni azt, hogy az ASRT lehetővé teszi a másodrendű statisztikai szerkezeten túl a harmadrendű szerkezet megtanulásának a mérését is, és ehhez csak az elemzés módján kell módosítani; ráadásul az is vizsgálhatóvá tehető, hogy a statisztikai tanuláson túl mintázat tanulás is történik-e. Megvizsgáltuk azt is, hogy az ilyen, új típusú elemzés jobb-e mint a hagyományos elemzési formák (ehhez az illeszkedési mutatókat hasonlítottuk össze). Másodsorban az ASRT feladat pszichometriai jellemzőit tártuk fel, és javaslatot tettünk arra, hogy egy új filter segítségével csökkentsük kognitív és/vagy biomechanikai jellemzők miatt jelentkező műtermékeket.

Elméleti megfontolások

Az ASRT feladatban összemosódik az inger típus (random vagy mintázat) és a statisztikai szerkezet (egy inger várható vagy kevésbé valószínű) hatása, így azok külön-külön nehezen vizsgálhatóak. A kérdést már megközelítették úgy, hogy a reakcióidőknek három csoportját hozták létre (mintázat inger, valószínű; random inger, valószínű; illetve random inger, nem valószínű) (Janacsek et al., 2012; Kóbor et al., 2018; Nemeth, Janacsek, & Fiser, 2013; Schwartz et al., 2003; Simor et al., 2019), azonban a valószínűségek kiszámítása itt a két megelőző ingerre alapult, azaz a tripletek szintjére.

A tanulmányban bemutatott javaslatunk az volt, hogy három megelőző ingert figyelembe véve alakítsuk ki a kategóriákat, hiszen a korábbi csoportok heterogének: a valószínű ingerek csoportja két alcsoportra bontható, ha az N-3. inger is figyelembe vesszük. Másfelől az is lehetségessé válik, hogy elkülönítsük az **együttes valószínűségek** elsajátítását a **feltételes valószínűségek** elsajátításától, mert az új kategorizáció esetén a kettő nem jár együtt.

Hogy konkrétan is megvizsgáljuk az új kategorizáció jóságát, a munkában ötféle elemzési módot hasonlítottunk össze az illeszkedési mutatók (Adjusted R² és CramerV mutatók) alapján. Az elemzési módokat Model1 – Model 5 névvel illettük, ahol Model 1 csak a próba típusa alapján kategorizál (random vagy mintázat); Model 2 csak a tripletek statisztikai szerkezete alapján; Model 3 az előző kettőt vegyíti; végül Model 4 és Model 5 már az ingernégyesek szintjén végzi a kategorizációt (tehát N-3. ingert is figyelembe véve), és míg Model 4 nem különíti el a random és mintázat ingereket, addig Model 5 azt is elkülöníti. A Model1-3 nevekkel fémjelzett elemzési módok elterjedtek a szakirodalomban, míg Model4 és Model5 az itt ismertetett tanulmányban került bemutatásra. A különböző modellek – eltérő cizelláltságuk okán – eltérő tanulási mutatók kiszámítását teszik lehetővé, lásd az **1. táblázatot!**

1. Táblázat. A modellek tanulási mutatói

Specifikus tanulási mutatók, amelyek az egyes Modellekkel számszerűsíthetőek			
Model 1	Próba típusa szerinti tanulás (random v. mintázat)		
Model 2	Triplet tanulás		
Model 3	Triplet tanulás,	Magasabb rendű tanulás,	Max tanulás
Model 4	Triplet tanulás,	Quad tanulás,	Max tanulás
Model 5	Triplet tanulás,	Quad tanulás,	Mintázattanulás, Max tanulás

Zavaró hatások az ASRT-ben

Bizonyos ingerkombinációk, pl. ugyanannak az ingernek a sorozatos ismétlődése, facilitálja a válaszadást más kombinációkhoz képest, pl. ha két inger felváltva következik. Ezek az ún. szekvenciális hatások (Remington, 1969). Ilyenek akkor is jelentkeznek, ha az igerek sorrendje teljesen véletlenszerű, de akkor is, ha az ingerek feltételes valószínűsége változó (Kornblum, 1973).

Jelenleg nincs tudásunk arról, hogy komplex kombinációk esetén melyek a könnyűek és a nehezebbek, és miért; a kérdést leginkább kétválasztásos feladatokban vizsgálták (Kirby, 1976; Soetens, Boer, & Hueting, 1985; Vervaeck & Boer, 1980; de lásd Lee, Beesley, & Livesey, 2016), amelyek pedig lényegesen kevesebb kombinációt tesznek lehetővé, mint a jellemzően négy-választásos ASRT. Mivel nem tudhatjuk, hogy mely kombinációk lehetnek az ASRT-ben könnyűek vagy nehezek, így nehéz ezt a szempontot figyelembe venni; ugyanakkor érdemes lehet valamiféle módon mégis biztosítani, hogy az ASRT-ben összehasonlításra kerülő kategóriák lehetőleg azonos mértékben legyenek „nehezek”.

A tézisben bemutatott munkában erre javasoltunk egy módszert; az ingernégyesek szintjén kombináció-típusokat azonosítottunk azok absztrakt szerkezete alapján. A módszer a következő: a jelenlegi inger jele mindenképp *a*. Ha az előző inger ugyanez volt, akkor azt is *a*-val jelöljük, a kettő kombinációja tehát *aa*. Ha az előző inger más volt, akkor azt *b*-vel jelöljük, a kettő kombinációja tehát *ba*. Tovább haladva, ha az N-2. elem megegyezett a mostanival vagy az előzővel, akkor a keletkező kombináció jele *aba* vagy *bba* lesz; míg ha eltér azoktól, akkor a teljes kombinációt *cba*-ként jelöljük; stb. Ilyen módon egy olyan quad, ami négy különböző ingerből áll,

mindig *dcba* jelölést kap (függetlenül attól, hogy a konkrét quad az pl. 1-2-3-4 vagy 3-1-4-2).

Megvizsgálva az ASRT-ben összehasonlítható kategóriákat, összesen három quad típus van, ami ezekben egyforma arányban szerepel. Ezek a *dcba*, *cbba* és az *acba*. Javaslatunk az, hogy csak az ilyen absztrakt szerkezetű quadok legyenek részesei az elemzésnek; a javasolt szűrőt pedig Quad Filternek neveztük el (szemben a tipikusan használatos Triplet filterrel, amely csak az ismétlődéseket, 1-1-1, és a trilleket, pl 1-2-1, hagyja ki az elemzésből).

Módszerek

Résztevők

Összesen 184 fő egészséges fiatal felnőtt vett részt a vizsgálatban, átlagéletkor $M = 24.64$ ($SD = 4.11$), $Min = 18$, $Max = 48$; 28 férfi/152 nő. A résztvevők látása ép, vagy épre korrigált volt, és egyikük sem számolt be neurológiai vagy pszichiátriai rendellenességről. A résztvevők informált beleegyező nyilatkozat aláírásával erősítették meg részvételi szándékukat, és krediteket kaptak a részvételért. A tanulmányt az EPKEP etikai bizottság (az engedély száma 30/2012) és az ELTE kutatás-etikai bizottsága jóváhagyta.

Eszközök és eljárás

A vizsgálat során az ASRT feladatot használtuk a résztvevők statisztikai tanulásának a mérésére (J. H. Howard & Howard, 1997). A feladatvégzés 45 blokkból állt, blokkonként 85 leütéssel. A résztvevők visszajelzést kaptak a teljesítményükről a blokkok végén, és 10 másodperc szünet következett, mielőtt a következő blokk elindult. A 45 blokk összesen 3 ülésben (3x15 blokk) került elvégzésre, közöttük egy-egy hosszabb, 3-5 perces szünettel.

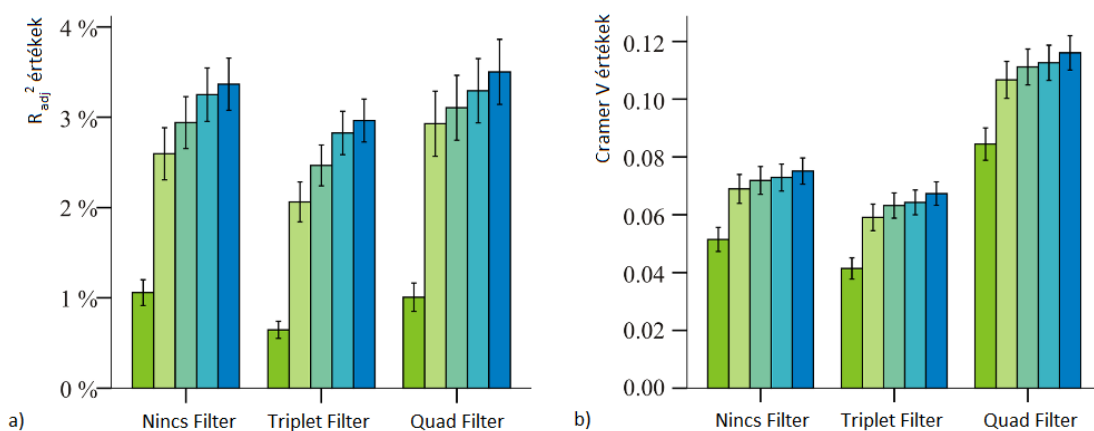
Eredmények

A modellek összehasonlítása

Reakcióidők – Az adatokat tizenöt féle módon elemeztük (az öt modellnek és a három szűrési módnak megfelelően). Minden résztvevőhöz minden Modell és szűrési mód esetében kiszámoltuk az adatok modellhez való illeszkedését (R^2_{adj} formájában), epochonként külön-külön. A kilenc epoch-hoz tartozó kilenc illeszkedési mutatót átlagolva jutottunk el a személyenkénti egy db. mutatóhoz, ami a modell jóságát mutatja. Ezeket a mutatókat aztán egy ismételt méréses ANOVÁ-val elemeztük, melynek faktorai a FILTER (Nincs Filter, Triplet Filter, Quad Filter) és a MODEL (1-5) voltak. A szfericitási feltételt a Mauchly-féle teszttel ellenőriztük, és ha az előfeltétel nem teljesült, a szabadságfokokat a Greenhouse-Geisser módszerrel korrigáltuk. A post-hoc tesztek során Bonferroni-korrekciót alkalmaztunk.

A FILTER főhatás szignifikánsnak bizonyult, $F(1.553, 278.066) = 25.562$, $MSE < 0.001$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.125$, jelezve a szűrőtől függően eltérő nagyságú illeszkedéseket láttunk; a Quad Filter esetében a legnagyobb fokú illeszkedést, és a Triplet Filter esetén a legkisebb illeszkedést (minden kontraszt szignifikáns volt, $p < 0,001$). A MODEL főhatása ugyancsak szignifikáns volt, $F(1.384, 247.759) = 408.371$,

$MSE < 0.001$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.695$, ahol az illeszkedési mutatók átlagértéke monoton növekedést mutatott Model1-től Model5-ig (minden páros összehasonlítás szignifikánsnak bizonyult, $p < 0.001$). Végül, a FILTER x MODEL interakció is szignifikáns volt, $F(2.492, 446.058) = 11.122$, $MSE < 0.001$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.058$, jelezve, hogy az illeszkedési mutatók imént leírt monoton növekedése nem volt egyforma a három szűrési mód esetén. Szűrési módokon belül továbbra is minden model különbözött az összes többitől (minden $p < 0,012$); Modelleken belül pedig a szűrés mutatott továbbra is konzisztens mintázatot (ahol a Triplet filter illeszkedési mutatói alacsonyabbak voltak mint a másik két filteré, minden $p < 0,001$; utóbbi kettő pedig nem tért el egymástól jelentősen (minden $p > 0,437$) egyetlen esetet leszámítva (a Model 2-ben $p = 0,006$). Az eredményeket a **6. ábra** a) ábrarésze szemlélteti.



6. ábra. A különböző modellek illeszkedési mutatói a használt filterek (szűrők) függvényében. a) Egyéni R_{adj}^2 mutatók a reakcióidők alapján. Minden modell különbözött az összes többitől szűrési feltételeken belül (minden $p < 0,012$). b) Cramer-féle V mutatók a hibarányok alapján. Minden modell különbözött az összes többitől szűrési feltételeken belül, kivéve a Model 3 vs. Model 4 kontrasztot (nincs filter: $p = 0,166$; triplet filter: $p = 0,359$; quad filter: $p = 0,261$). A hibásávok a 95%-os konfidenciaintervallumot mutatják.

Hibázás – a számolt illeszkedési mutató a Cramer-féle V mutató volt, melyet a hibázás esetén nem epochonként, hanem összesítve számoltunk (az alacsony hibarányok miatt), minden szűrőtípushoz külön. Hogy a kapott Cramer-féle V értékeket összehasonlítsuk, Ismételt Mérésés Varianciaanalízist végeztünk, melynek faktorai a FILTER (nincs szűrő, triplet szűrő, quad szűrő) és a MODEL (1-5) voltak. A sfericitási feltételt a Mauchly-féle teszttel ellenőriztük, és ha az előfeltétel nem teljesült, a szabadságfokokat a Greenhouse-Geisser módszerrel korrigáltuk. A post-hoc tesztek során Bonferroni-korrekción alkalmaztunk.

A FILTER főhatása szignifikánsnak bizonyult, $F(1.472, 263.495) = 489.885$, $MSE = 0.002$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.732$, jelezve, hogy az illeszkedési mutatók összességében eltértek a használt szűrő függvényében. Post Hoc tesztekkel feltártuk, hogy a mutatók a Quad filterrel voltak a legnagyobbak, és a Triplet filterrel a legkisebbek (minden $p < 0,001$). A MODEL főhatása ugyancsak szignifikáns volt, $F(1.598, 286.124) = 281.264$, $MSE = 0.001$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.611$, az értékek monoton növekvést mutattak Model 1 és Model 5 között. A post hoc összehasonlítások minden

esetben szignifikánsak voltak (minden $p < 0,001$), kivéve a Model 3 és Model 4 közötti különbséget ($p = 0,231$). Végül, a FILTER x MODEL interakció is szignifikánsnak bizonyult, $F(1.747, 312.721) = 40.517$, $MSE < 0.001$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.185$, jelezve, hogy a modellek egyre növekvő magyarázó ereje nem egyformán nyilvánult meg a szűréstől függően. A Post Hoc tesztek eredményei szerint minden Model eltért az összes többitől, kivéve a következő kontrasztokat: Model 3 vs. Model 4 (nincs filter: $p = 0,166$; triplet filter: $p = 0,359$; quad filter: $p = 0,261$). A filterek hatása modelleken belül ugyancsak kontisztens mintázatot követett (minden $p < 0,001$). Az eredményeket a **6. ábra b)** ábrarésze szemlélteti.

A filterek összehasonlítása

Annak érdekében, hogy megvizsgáljuk, hogy a szűrési módok befolyásolják-e az egyéni hatásnagyságmutatókat (a különböző tanulási típusok esetén, melyek adott modellel számszerűsíthetőek), a személyenként kiszámolt Cohen-féle d mutatókon Ismételt Mérésű Varianciaanalízist végeztünk, melynek független változója a FILTER (nincs filter, triplet filter, quad filter) volt. Ennek főhatása minden mutató esetében szignifikáns volt (minden $p < 0,001$, minden $\eta_p^2 > 0,164$), kivéve a Model 5-tel számszerűsített mintázattanulási mutatót, mely változatlan maradt ($p = 0.626$, $\eta_p^2 = 0.003$). A Bonferroni-korrigált post hoc tesztek alapján a Triplet Filter (a filterek teljes hiányához képest) érintetlenül hagyta a mutatók egy részét, hiszen az érintett kontrasztokban nem okozott változást az adatokban a szűrő; a többi esetben azonban csökkentette a mutatókat (minden $p < 0,048$). A Quad szűrő, ugyanakkor, vegyes eredményeket hozott. Növelte a hatásnagyságmutatókat az egyszerű modellek esetében (Model 1 és Model 2), illetve a komplexebb modelleknél a magasabbrendű tanulást számszerűsítő mutatókban (minden $p < 0,001$). Fontos megjegyezni, hogy az esetek egy részében a mutatók értéke nem csak hogy nőtt, de előjelet is változtatott a Quad Filter hatására, ami minőségi változást jelent az adatok értelmezésekor.

A változatosság kérdése

A szóráshomogenitás vizsgálatához Levene-tesztet alkalmaztunk az egyes tanulási mutatókon a FILTER független változóval (nincs filter, triplet filter, quad filter; az elemzés során ezt a változót csoportosító, *between-subjects* változóként kezeltük). A teszt eredményei szerint a filternek a legtöbb esetben szignifikáns hatása volt ($p < 0,032$), jellemzően a Quad szűrő növelte a változatosságot. Ez alól kivétel a Model 3 magasabbrendű tanulási mutatója, $F(2, 537) = 1,683$, $p = 0,187$; és a Model 4 Quad tanulási mutatója, $F(2, 537) = 1,977$, $p = 0,140$, melyek esetében a szűrőnek nem volt jelentős hatása a változatosságra.

Együtt jár-e a nagyobb változatosság az alacsonyabb megbízhatósági mutatókkal?

A megbízhatóság mérésére megfelelő megbízhatóságot számoltunk (split-half reliability). Ennek során minden egyes leütést random módon soroltunk be két kategória valamelyikébe, és aztán mindkét adatsorozatban külön-külön kiszámoltuk a tanulási mutatókat; ezek korrelációja a megbízhatósági mutató. Eredményeink szerint a megbízhatóság jelentősen csökkent a Quad Filter bevezetésével (pl. a triplet szintű tanulás esetében 0.691-ről 0.556-ra). Ennek lehetséges magyarázata lehet a megfelelődőtt elemszám, amelyek alapján a tanulási mutatók kiszámításra kerültek; vagy pedig az, hogy a Quad Filterrel egy olyan szisztematikus műterméket távolítottunk

el, ami korábban jelentősen (és módszeresen egy irányban) befolyásolta az eredményeket.

Mit tanulunk az ASRT feladat során?

Mivel az általunk javasolt legkomplexebb elemzési mód számos tanulási mutató számszerűsítését lehetővé teszi (triplet szintű és quad szintű statisztikai tanulás, mintázattanulás, összesített tanulás), ezért megvizsgáltuk, hogy ezek a tanulási formák a résztvevők milyen százalékánál figyelhető meg. Eredményeink szerint a triplet szintű statisztikai tanulás a résztvevők 77%-ánál, quad szintű tanulás 12%-uknál, míg mintázattanulás 5%-uknál volt megfigyelhető (az összesített tanulási mutató pedig 87%-ban volt statisztikailag jelentős).

Megvitatás

Az itt ismertetett tanulmányban részletesen elemeztük azt, hogy az ASRT feladattal milyen típusú tanulások mérhetőek (pl. mintázattanulás, illetve a statisztikai tanulás különböző típusai és szintjei). Amellett érveltünk, hogy a hagyományos elemzési mód összemosza ezeket; ráadásul a szekvenciális hatások jelentős műtermékként jelenhetnek meg az elemzési módok némelyikénél.

A publikációban részletesen bemutattuk, hogy a különböző elemzési módok esetében mennyire különülnek az egyes információ típusok, és elemzésekkel igazoltuk, hogy az általunk javasolt elemzési mód nagyobb illeszkedési mutatókhoz vezet. Azt is bemutattuk, hogy a szintén általunk javasolt szűrési mód minőségi változást hoz az eredmények mintázatában, így szükséges lehet a korábbi adatok újraelemzése is.

Úgy hisszük, hogy az ASRT feladatban rengeteg lehetőség van – talán több is, mint korábban gondoltuk; de ahhoz, hogy ezeket a lehetőségeket kiaknázzuk, javítanunk kell a sokszor elnagyolt elemzési módokon, és a zavaró változók kérdéséről is komolyabban kell vennünk. Eredményeink szerint az ASRT elsősorban statisztikai tanulást mérő feladat (és nem mintázat-tanulást mérő); ezen belül pedig a triplet szintű tanulás a résztvevők nagy részénél megfigyelhető, de a quad szintű tanulás már sokkal kevesebbek privilégiuma.

ÁLTALÁNOS MEGVITATÁS

A bemutatott tanulmányok célja az implicit statisztikai tanulás jelenségének jobb megértése volt, és annak tisztázása, hogy mi okozhatja a szerteágazó eredményeket a szakirodalomban. Hangsúlyoztuk annak az igényét is, hogy a használt eszközök pszichometriai jellemzőit feltárjuk, mivel sok eredmény – vagy éppen azok hiánya – lehet módszertani hiányosságok eredménye is. A tézisben ezeket a témákat jártuk körül, úgy mint a modalitás-specifikusság kérdése, az explicit folyamatoktól való függetlenség, a statisztika komplexitásának hatása, és az eszközfejlesztés (javítás) kérdései.

Implicit tanulás – egy vagy több jelenség?

Modalitás specifikusság – Az első és második tanulmányban azt találtuk, hogy mind a vizuális (perceptuális), mint a motoros szekvencia elsajátításra került; ezek mértéke hasonló volt, amikor a transzfert közvetlenül a tanulás után mértük, de 12

vagy 24 órás késleltetést követően a motoros információ előnye volt megfigyelhető. Ez a hatás független volt az alvás meglététől vagy hiányától.

Fontos limitáció, hogy a perceptuális tanulás (illetve transzfer) meglétét abból következtettük, hogy a motoros szekvencia megváltoztatása esetén sem csökkent nullára a tanulási mutató. Emögött az eredmény mögött azonban állhat két másik lehetőség is. 1) elképzelhető, hogy a perceptuális tanulás transzfere helyett új motoros tanulást figyeltünk meg a megváltoztatott szekvenciára. Ez az eshetőséget a második tanulmányban úgy próbáltuk ellenőrizni, hogy az tanulási fázis első két blokkjában tapasztalható tanulás mértékét összehasonlítottuk a transzfer fázis első két blokkjában tapasztalható tanulás mértékével. Míg az első esetben nem volt kimutatható szignifikáns tanulás, addig a transzfer fázis elején már mérhető volt a tudás, ami arra utalhat, hogy a mérés valóban a korábban elsajátított tudás transzferjét tükrözi. 2) Az is előfordulhat, hogy a transzfer nem perceptuális, hanem motoros: a két szekvencia ugyanis kis részben átfed egymással (van néhány olyan sorozat részlet, amely mind az eredeti, mind a megváltoztatott motoros szekvenciában gyakran előfordul). A publikáció időpontjában ezt az eshetőséget nem ellenőriztük, ám azóta újraelemeztük az adatokat, és a korábbihoz hasonló következtetésekre jutottunk az átfedő szekvenciariészek kizárásával is (*nem publikált eredmények*).

Összességében az eredményeink szerint mind motoros, mind perceptuális tanulás megfigyelhető vizuomotoros szekvenciatanulás esetén, és a két tanulási forma konszolidációja eltérő mintázatot mutat. Ezek az eredmények összhangban vannak azokkal az elképzeléssel, hogy az implicit emlékezeti rendszer nem egy egységes rendszer (Emberston et al., 2011; Li et al., 2018; Walk & Conway, 2016).

Más, explicit folyamatoktól való függetlenség – A harmadik tanulmányban olyan csoportok implicit statisztikai tanulását és áthuzalozását hasonlítottuk össze, akik vagy tisztában voltak az ASRT szerkezetével (és így magával a mintázattal), vagy nem. Fontos hangsúlyozni, hogy az expliciten tanuló csoport esetében is csak a random ingerekre adott válszokat elemeztük, így a csoportok közötti összehasonlítás valóban az *implicit* és a *statisztikai* tanulást vizsgálta.

Eredményeink szerint az implicit statisztikai tanulás mértéke azonos volt a csoportok között az első tanulási epizód során, amikor nem lehetett jelen interferencia korábbi tanulásból adódóan (hiszen ez volt az első tanulási epizód). Azaz, hiába tudták az expliciten tanuló csoport résztvevői tudatosan elővételezni a mintázat (P) ingereket, a random ingereken mutatott statisztikai tanulási mutatóik nem tértek el az implicit csoportokétól. Ugyanakkor amikor a második, interferáló szekvenciát tanulták – és a korábbi tanulási epizódból eredő proaktív interferenciát le kellett győzniük -, az explicit csoportok jobban teljesítettek az implicit csoportnál (bár az implicit csoport is sikeres lett az áthuzalozásban, de több időbe telt legyőznie a proaktív interferenciát).

Lehetséges, hogy az eredmények mögött az áll, hogy az explicit csoport tagjai más attitűddel álltak a feladathoz, vagy kevésbé volt számukra unalmas a feladat, mint az implicit csoport(ok) számára; és az is előfordulhat, hogy a másodlagos feladat miatt a random próbákon *is* jobban koncentráltak (annak ellenére, hogy erre nem kaptak instrukciót). Másfelől viszont az is lehetséges, hogy az által, hogy az ASRT szerkezetét ismertettük a explicit csoportokban levő résztvevőkkel, valamiféle módon kihangsúlyoztuk a statisztikai szerkezetet is a számukra, még ha ezt nem is tudták tudatosan megfogalmazni. Hasonló eredményeket már kimutattak más területeken is, pl.

a beszéd bizonyos jellemzőinek kihangsúlyozása perceptuális katalizátorként működik, és segít a csecsemőknek az adott jelleg diszkriminációjában hasonló inputok esetén (Karzon, 1985); hasonló módon a csecsemőkhöz intézett dajkabeszéd (ami ugyancsak a beszéd bizonyos aspektusait hangsúlyozza) hatékonyabban segíti a fonémadiszkriminációt, mint a felnőttekhez intézett beszéd típus (de Boer & Kuhl, 2003).

Maga a tény, hogy az ASRT-ben elrejtett mintázatról való tudás valamiképp befolyásolta az implicit folyamatokat, arra utalhat, hogy az implicit és explicit folyamatok nem függetlenek egymástól (Boyd & Winstein, 2003; Destrebecqz et al., 2005; Lagarde et al., 2002). Az eredményeink összhangban vannak Boyd & Winstein (2003) eredményeivel, akik szintén az implicit tanulás javulását tapasztalták explicit információ nyújtása után egészséges felnőtteknél. Fontos különbség, hogy ők egy tíz elemű determinisztikus szekvenciát tanítottak, így attól a ponttól kezdve, hogy a szekvenciát tudatosították a személyekben, minden egyes elem tudatosan várható volt; ezzel szemben mi nem elemeztük azokat a próbákat, amelyeknél a tudatos elvárások segítséget nyújthattak, mégis hasonló eredményt kaptunk. Emiatt úgy gondoljuk, hogy az eredményeink még erősebben támogatják az interakcióban levő rendszerek elméletét, mint a korábbi eredmények.

Az elsajátított statisztika típusa – Már tudjuk, hogy az emberek képesek mind az együttes valószínűségek (eloszlások), mint a feltételes valószínűségek elsajátítására (J. H. Howard et al., 2008; Thiessen et al., 2013; Thiessen, 2017); és feltételezhető, hogy a két folyamat egymástól független (Thiessen, 2017). A negyedik tanulmányban bemutattuk, hogy az ASRT új típusú elemzésével hogyan különíthető el a kettő (vagy legalábbis hogyan állapítható meg, hogy egy adott személynél melyik dominál). Eredményeink a feltételes valószínűség tanulás dominanciáját mutatták az együttes valószínűség tanulás felett (13% vs. 5% mutatta megbízhatóan az egyik, illetve másik típusú tanulást).

Ugyancsak tudjuk, hogy az emberek képesek a komplexebb, magasabbrendű statisztikai együttjárások elsajátítására is (Remillard, 2008, 2010, 2011), és hogy a magasabb rendű statisztikák elsajátításának képessége szelektíven sérülhet (diszlexiában: W. Du & Kelly, 2013; J. H. Howard et al., 2006; Parkinson-kórban: Smith & McDowall, 2004; skizofréniában: Schwartz et al., 2003; vagy egyszerűen a kor előrehaladtával: J. H. Howard et al., 2007; D. V. Howard et al., 2004; Feeney et al., 2002; J. H. Howard & Howard, 1997; Urry et al., 2018). A negyedik tanulmányban ezt a kérdést is érintettük, amikor megmutattuk, hogy az ASRT lehetővé teszi a triplet szintű (másodrendű) tanuláson túl a quad szintű (harmadrendű statisztikai együttjárások) elsajátítását is. Ehhez semmilyen módon nem kell módosítani a feladaton, csak az elemzést kell körültekintőbben végezni. A már létező, hatalmas mennyiségű ASRT adat újraelemzésével közelebb juthatunk annak a kérdésnek a megválaszolásához is, hogy a triplet és quad szintű tanulás ugyanannak a képességnek eltérő fokú megnyilvánulása, vagy egymástól teljesen független tanulási formák. Ennek eldöntéséhez például megvizsgálhatjuk, hogy milyen mértékű az együttjárás a tripletszintű és quad szintű tanulási mutatók között egyéneken belül, illetve a tanulási görbék vizsgálatával feltárhatnánk, hogy a quad szintű tanulás követi a triplet szintűt, vagy az arra érzékenyeknél már a kezdetektől jelen van.

Az ASRT feladat pszichometriai jellemzői

Megbízhatóság – annak ellenére, hogy az implicit tudást mérő feladatok alacsony megbízhatóságát (az explicit tudást mérő feladatokhoz képest) már felismerték (Lebel & Paunonen, 2011), a megbízhatósági mutatókat nagyon ritkán közlik az implicit tanulás kutatási tradíciójában (egy üdítő ellenpéldáért lásd: Siegelman & Frost, 2015). A negyedik tanulmányban bemutattuk, hogy az ASRT-vel kinyerhető tanulási mutatók megbízhatósága 0,02 és 0,84 között változik az elemzés módjától és az adatszűréstől függően, valamint attól függően, hogy melyik típusú tanulás vizsgálatáról van szó (pl. triplet szintű statisztikai tanulás vagy mintázattanulás).

Általánosságban elmondható, hogy a triplet tanulási mutatók megbízhatóbbak, mint a quad tanulási mutatók (~0,6 vs. ~0,4), a mintázat-tanulási mutatók megbízhatósága pedig a legrosszabb, ezek egyenesen megbízhatatlanok (~0,15). Ugyancsak elmondható, hogy a szigorúbb adatszűrési módszerrel (Quad Filter) az egyéni változatosság növekedésével párhuzamosan rosszabb megbízhatósági mutatókat láthatunk, hangsúlyozva azt, hogy a kevésbé szigorú szűréssel látható (elfogadható mértékű) megbízhatóság részben műterméknek köszönhető. Azaz a validitás (azt mérjük-e, amit akarunk) és a megbízhatóság között itt fordított a viszony, amit figyelembe kell vennünk a továbbiakban, amikor az elemzés mikéntjéről döntünk.

Az egyéni különbségek kérdése – Feltételezik, hogy az implicit tanulás robusztusabb képesség az explicitnél, így kisebb fajok közötti és fajon belüli változatosságot is mutat (Reber, 1993; Reber & Allen, 2000). Ezzel párhuzamosan az egyéni változatosság kérdése kevésbé kutatott az implicit tanulás kontextusában (A. S. Reber & Allen, 2000; de lásd Kaufman et al., 2010; és Kalra et al., 2019).

Ehhez a kérdéshez azzal járultunk hozzá, hogy a negyedik tanulmányban számszerűsítettük az ASRT feladattal tapasztalható egyéni különbségek mértékét – mind abszolút értelemben (szórások), mind relatív értelemben (variációs koefficiensek). Sajnos nem ismerünk egyetlen standardot sem, amihez mérve meg tudnánk állapítani, hogy az általunk tapasztalt változatosság kicsinek vagy nagynak számít-e. Ehhez szükség lenne hasonló számszerűsítésre a kognitív pszichológiai mérések egyéb területeiről is (pl. explicit emlékezet).

A negyedik tanulmány másik fontos tanulsága az volt, hogy az egyéni változatosság kifejeződését olyan tényezők is befolyásolhatják, amelyek nem képezik a mérésünk szándékolt tárgyát (tehát műtermékek). Az ASRT-ben a szekvenciális hatásokból adódó műtermék hasonlóbbnak mutatja a személyek implicit tanulási képességét, mint amilyen az valójában – azaz elfedi a különbségeket. Mindez releváns az ASRT-vel nyert adatok értelmezése szempontjából is, de tágabb értelemben, az implicit tanulás elméleteivel kapcsolatban is.

A reakcióidő mérés jellegzetességei – A reakcióidős feladatokban gyakran képzett különbségi mutatók (vélt) megbízhatatlansága miatt javasolták már a pontosság adatok elemzését a reakcióidő adatok helyett (Urry et al., 2015, 2018). Mi közvetlenül nem vizsgáltuk ezt a kérdést, de mégis hozzájárultunk a területhez azal, hogy megmutattuk, hogy az ASRT esetében a pontosságból képzett különbségi mutatók – a feltételezésekkel ellentétben – kevésbé megbízhatóak, mint a reakcióidőkből képzett különbségi mutatók (negyedik tanulmány). Általánosságban véve azt is találtuk, hogy a reakcióidőből képzett mutatók és a hibaaarányból képzett mutatók többnyire azonos

következtetésekhez vezetnek, habár helyenként kiegészítik egymást. Például a harmadik tanulmányban csak a reakcióidő adatokat figyelembe véve látható, hogy az Implicit-Explicit csoport áthuzalozási teljesítménye elmarad a másik két csoporttól; ugyanakkor az csak az anticipációs hibaarányból következethető, hogy ez a teljesítménybeli különbség annak köszönhető, hogy nagyobb mértékben és tovább anticipálják azokat az ingereket, amelyek az első tanulási fázisban voltak jellemzőek, de már nem azok (míg az explicit csoportok hamar felhagynak ezek anticipációival).

Összegezve, nem találtunk egyértelmű bizonyítékot arra nézve, hogy a pontosság-alapú mutatók jobbak lennének, mint a reakcióidő-alapúak, sőt, utóbbiak megbízhatóságát nagyobbak találtuk. Ennek oka lehet az, hogy az ASRT-ben a pontosság plafon-hatást mutathat az instrukcióknak köszönhetően (ellentmondva Urry et al., 2015 eredményeinek), hiszen magas pontosságra buzdítjuk a résztvevőket).

Ugyancsak megvizsgáltuk azt is, hogy a szekvenciális hatások milyen mértékben okozhatnak műterméket az ASRT feladat tanulási mutatóiban. Az ilyen műtermékek jelenlétét már érintették Song és munkatársai (2007) az ASRT feladat kontextusában, de tudomásunk szerint a hatásukat még senki sem vizsgálta szisztematikusan. A negyedik tanulmányban azt az eredményt kaptuk, hogy még az N-3. inger is hatással van az N. ingerre adott reakcióidőre; és hogy egy szigorúbb szűrőt alkalmazva az adatokon, a korábban paradoxnak tűnő eredmények most a várt irányú hatást mutatják. Amellett tehát, hogy ezek a műtermékek befolyásolják a tanulási mutatók nagyságát, a tanulással kapcsolatos hatások mintázatát is minőségileg változtatják meg. Emellett hatással vannak a detektálható egyéni különbségek mértékére is (maszkolva a meglévő különbségeket). Szeretném hangsúlyozni annak a fontosságát, hogy a szekvenciális hatásokat figyelembe kellene vennünk minden olyan feladatnál, amely sorozatos választást kíván, és amelynek során a függő változónk a reakcióidő.

Konklúziók

Az implicit statisztikai tanulás (és általában véve az implicit tanulás) kutatása nagyon szerteágazó, gyakran egymásnak elletmondó eredményekhez vezet és vezetett. Annak érdekében, hogy megértsük, mi állhat ennek a háttérben, kettő feladatunk is van. Egyrészt javítanunk kell a meglévő eszközeinken, hogy azok minél megbízhatóbban és minél nagyobb érvényességgel mérjék azt, amit mérni szeretnénk, és így a kapott eredmények hatékonyan segítsék az implicit emlékezeti rendszerekkel kapcsolatos elméletalkotást. Másrészt a nagyobb elméleti tudás birtokában (pl. arról, hogy *milyen altípusai* vannak az implicit statisztikai tanulásnak) tovább kell finomítanunk az eszközeinken, hogy a méréseink egyre cizelláltabbak és fókuszáltabbak lehessenek. Csak így juthatunk el arra a pontra, ahol már azt is pontosan meg tudjuk mondani, hogy *mit* szeretnénk mérni, és arra is lesz ötletünk, hogy *hogyan*.

Irodalomjegyzék

- Arciuli, J. (2017). The multi-component nature of statistical learning. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 372(1711). <https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0058>
- Arciuli, J., & Conway, C. M. (2018). The Promise—and Challenge—of Statistical Learning for Elucidating Atypical Language Development. *Current Directions in Psychological Science*, 27(6), 492–500. <https://doi.org/10.1177/0963721418779977>
- Berry, D. C., & Broadbent, D. E. (1984). On the Relationship between Task Performance and Associated Verbalizable Knowledge. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 36(2), 209–231. <https://doi.org/10.1080/14640748408402156>
- Boyd, L. A., & Winstein, C. J. (2003). Impact of Explicit Information on Implicit Motor-Sequence Learning Following Middle Cerebral Artery Stroke. *Physical Therapy*, 83(11), 976–989. <https://doi.org/10.1093/ptj/83.11.976>
- Buysse, D. J., Reynolds, C. F., Monk, T. H., Berman, S. R., & Kupfer, D. J. (1989). The Pittsburgh Sleep Quality Index: a new instrument for psychiatric practice and research. *Psychiatry Research*, 28(2), 193–213.
- Christiansen, M. H. (2018). Implicit Statistical Learning: A Tale of Two Literatures. *Topics in Cognitive Science*. <https://doi.org/10.1111/tops.12332>
- Chun, null. (2000). Contextual cueing of visual attention. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(5), 170–178.
- Conway, C. M., & Christiansen, M. H. (2005). Modality-constrained statistical learning of tactile, visual, and auditory sequences. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 31(1), 24–39. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.31.1.24>
- Curran, T., & Keele, S. W. (1993). Attentional and nonattentional forms of sequence learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 19(1), 189–202. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.19.1.189>
- Danner, D., Hagemann, D., & Funke, J. (2017). Measuring individual differences in implicit learning with artificial grammar learning tasks: Conceptual and methodological conundrums. *Zeitschrift Für Psychologie*, 225(1), 5–19. <https://doi.org/10.1027/2151-2604/a000280>
- de Boer, B., & Kuhl, P. K. (2003). Investigating the role of infant-directed speech with a computer model. *Acoustics Research Letters Online*, 4(4), 129–134. <https://doi.org/10.1121/1.1613311>
- Destrebecqz, A., Peigneux, P., Laureys, S., Degueldre, C., Del Fiore, G., Aerts, J., ... Maquet, P. (2005). The neural correlates of implicit and explicit sequence learning: Interacting networks revealed by the process dissociation procedure. *Learning & Memory (Cold*

Spring Harbor, N.Y.), 12(5), 480–490. <https://doi.org/10.1101/lm.95605>

- Dew, I. T. Z., & Cabeza, R. (2011). The porous boundaries between explicit and implicit memory: behavioral and neural evidence. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1224, 174–190. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2010.05946.x>
- Du, W., & Kelly, S. W. (2013). Implicit sequence learning in dyslexia: a within-sequence comparison of first- and higher-order information. *Annals of Dyslexia*, 63(2), 154–170. <https://doi.org/10.1007/s11881-012-0077-1>
- Du, Y., & Clark, J. E. (2017). New insights into statistical learning and chunk learning in implicit sequence acquisition. *Psychonomic Bulletin & Review*, 24(4), 1225–1233. <https://doi.org/10.3758/s13423-016-1193-4>
- Emberson, L. L., Conway, C. M., & Christiansen, M. H. (2011). Timing is everything: changes in presentation rate have opposite effects on auditory and visual implicit statistical learning. *Quarterly Journal of Experimental Psychology (2006)*, 64(5), 1021–1040. <https://doi.org/10.1080/17470218.2010.538972>
- Feeney, J. J., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2002). Implicit learning of higher order sequences in middle age. *Psychology and Aging*, 17(2), 351–355.
- Gebauer, G. F., & Mackintosh, N. J. (2007). Psychometric intelligence dissociates implicit and explicit learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 33(1), 34–54. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.33.1.34>
- Ghilardi, M. F., Moisello, C., Silvestri, G., Ghez, C., & Krakauer, J. W. (2009). Learning of a Sequential Motor Skill Comprises Explicit and Implicit Components That Consolidate Differently. *Journal of Neurophysiology*, 101(5), 2218–2229. <https://doi.org/10.1152/jn.01138.2007>
- Goodwin, L. D., & Leech, N. L. (2006). Understanding Correlation: Factors That Affect the Size of r . *The Journal of Experimental Education*, 74(3), 249–266. <https://doi.org/10.3200/JEXE.74.3.249-266>
- Goujon, A., Didierjean, A., & Poulet, S. (2014). The emergence of explicit knowledge from implicit learning. *Memory & Cognition*, 42(2), 225–236. <https://doi.org/10.3758/s13421-013-0355-0>
- Graf, P., & Schacter, D. L. (1985). Implicit and explicit memory for new associations in normal and amnesic subjects. *Journal of Experimental Psychology. Learning, Memory, and Cognition*, 11(3), 501–518.
- Hedge, C., Powell, G., Bompas, A., Vivian-Griffiths, S., & Sumner, P. (2018). Low and variable correlation between reaction time costs and accuracy costs explained by accumulation models: Meta-analysis and simulations. *Psychological Bulletin*, 144(11), 1200–1227. <https://doi.org/10.1037/bul0000164>

- Henke, K. (2010). A model for memory systems based on processing modes rather than consciousness. *Nature Reviews Neuroscience*, *11*(7), 523.
- Howard, D. V., Howard, J. H., Japikse, K., DiYanni, C., Thompson, A., & Somberg, R. (2004). Implicit sequence learning: effects of level of structure, adult age, and extended practice. *Psychology and Aging*, *19*(1), 79–92. <https://doi.org/10.1037/0882-7974.19.1.79>
- Howard, J. H., & Howard, D. V. (1997). Age differences in implicit learning of higher order dependencies in serial patterns. *Psychology and Aging*, *12*(4), 634–656.
- Howard, J. H., Howard, D. V., Dennis, N. A., & Kelly, A. J. (2008). Implicit learning of predictive relationships in three-element visual sequences by young and old adults. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *34*(5), 1139–1157. <https://doi.org/10.1037/a0012797>
- Howard, J. H., Howard, D. V., Dennis, N. A., & Yankovich, H. (2007). Event Timing and age deficits in higher-order sequence learning. *Neuropsychology, Development, and Cognition. Section B, Aging, Neuropsychology and Cognition*, *14*(6), 647–668. <https://doi.org/10.1080/13825580601186635>
- Howard, J. H., Howard, D. V., Japikse, K. C., & Eden, G. F. (2006). Dyslexics are impaired on implicit higher-order sequence learning, but not on implicit spatial context learning. *Neuropsychologia*, *44*(7), 1131–1144. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2005.10.015>
- Janacek, K., Fiser, J., & Nemeth, D. (2012). The best time to acquire new skills: age-related differences in implicit sequence learning across the human lifespan. *Developmental Science*, *15*(4), 496–505. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2012.01150.x>
- Kalra, P. B., Gabrieli, J. D. E., & Finn, A. S. (2019). Evidence of stable individual differences in implicit learning. *Cognition*, *190*, 199–211. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2019.05.007>
- Karzon, R. G. (1985). Discrimination of polysyllabic sequences by one- to four-month-old infants. *Journal of Experimental Child Psychology*, *39*(2), 326–342.
- Kaufman, S. B., Deyoung, C. G., Gray, J. R., Jiménez, L., Brown, J., & Mackintosh, N. (2010). Implicit learning as an ability. *Cognition*, *116*(3), 321–340. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2010.05.011>
- Kim, R., Seitz, A., Feenstra, H., & Shams, L. (2009). Testing assumptions of statistical learning: is it long-term and implicit? *Neuroscience Letters*, *461*(2), 145–149. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2009.06.030>
- Kirby, N. H. (1976). Sequential effects in two-choice reaction time: Automatic facilitation or subjective expectancy? *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *2*(4), 567.

- Knowlton, B. J., Squire, L. R., & Gluck, M. A. (1994). Probabilistic classification learning in amnesia. *Learning & Memory (Cold Spring Harbor, N.Y.)*, *1*(2), 106–120.
- Kóbor, A., Takács, Á., Kardos, Z., Janacsek, K., Horváth, K., Csépe, V., & Nemeth, D. (2018). ERPs differentiate the sensitivity to statistical probabilities and the learning of sequential structures during procedural learning. *Biological Psychology*, *135*, 180–193. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2018.04.001>
- Kornblum, S. (1973). Sequential effects in choice reaction time: A tutorial review. *Attention and Performance IV*, 259–288.
- Lagarde, J., Li, L., Thon, B., Magill, R., & Erhani, E. (2002). Interactions between human explicit and implicit perceptual motor learning shown by kinematic variables. *Neuroscience Letters*, *327*(1), 66–70. [https://doi.org/10.1016/s0304-3940\(02\)00380-4](https://doi.org/10.1016/s0304-3940(02)00380-4)
- Lebel, E. P., & Paunonen, S. V. (2011). Sexy but often unreliable: the impact of unreliability on the replicability of experimental findings with implicit measures. *Personality & Social Psychology Bulletin*, *37*(4), 570–583. <https://doi.org/10.1177/0146167211400619>
- Lee, J. C., Beesley, T., & Livesey, E. J. (2016). Sequential effects and sequence learning in a three-choice serial reaction time task. *Acta Psychologica*, *170*, 168–176. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2016.08.004>
- Li, X., Zhao, X., Shi, W., Lu, Y., & Conway, C. M. (2018). Lack of Cross-Modal Effects in Dual-Modality Implicit Statistical Learning. *Frontiers in Psychology*, *9*, 146. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.00146>
- Nemeth, D., Hallgató, E., Janacsek, K., Sándor, T., & Londe, Z. (2009). Perceptual and motor factors of implicit skill learning. *NeuroReport*, *20*(18), 1654. <https://doi.org/10.1097/WNR.0b013e3283333ba08>
- Nemeth, D., Janacsek, K., & Fiser, J. (2013). Age-dependent and coordinated shift in performance between implicit and explicit skill learning. *Frontiers in Computational Neuroscience*, *7*. <https://doi.org/10.3389/fncom.2013.00147>
- Nissen, M. J., & Bullemer, P. (1987). Attentional requirements of learning: Evidence from performance measures. *Cognitive Psychology*, *19*(1), 1–32. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(87\)90002-8](https://doi.org/10.1016/0010-0285(87)90002-8)
- Perruchet, P., Bigand, E., & Benoit-Gonin, F. (1997). The emergence of explicit knowledge during the early phase of learning in sequential reaction time tasks. *Psychological Research*, *60*(1), 4–13. <https://doi.org/10.1007/BF00419676>
- Perruchet, P., & Pacton, S. (2006). Implicit learning and statistical learning: one phenomenon, two approaches. *Trends in Cognitive Sciences*, *10*(5), 233–238. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.03.006>

- Reber, A. S. (1993). *Implicit learning and tacit knowledge: An essay on the cognitive unconscious*. New York: Oxford University Press.
- Reber, A. S., & Allen, R. (2000). Individual Differences in Implicit Learning Implications for the Evolution of Consciousness. In R. G. Kunzendorf & B. Wallace, *Individual differences in subjective experience: First-person constraints on theories of consciousness, subconsciousness, and self-consciousness*. Amsterdam: John Benjamins.
- Reber, P. J. (2013). The neural basis of implicit learning and memory: a review of neuropsychological and neuroimaging research. *Neuropsychologia*, *51*(10), 2026–2042. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2013.06.019>
- Remillard, G. (2008). Implicit learning of second-, third-, and fourth-order adjacent and nonadjacent sequential dependencies. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *61*(3), 400–424. <https://doi.org/10.1080/17470210701210999>
- Remillard, G. (2010). Implicit learning of fifth- and sixth-order sequential probabilities. *Memory & Cognition*, *38*(7), 905–915. <https://doi.org/10.3758/MC.38.7.905>
- Remillard, G. (2011). Pure perceptual-based learning of second-, third-, and fourth-order sequential probabilities. *Psychological Research*, *75*(4), 307–323. <https://doi.org/10.1007/s00426-010-0309-0>
- Remington, R. J. (1969). Analysis of sequential effects on choice reaction times. *Journal of Experimental Psychology*, *82*(2), 250–257. <https://doi.org/10.1037/h0028122>
- Rünger, D., & Frensch, P. A. (2008). How incidental sequence learning creates reportable knowledge: The role of unexpected events. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *34*(5), 1011–1026. <https://doi.org/10.1037/a0012942>
- Sævland, W., & Norman, E. (2016). Studying Different Tasks of Implicit Learning across Multiple Test Sessions Conducted on the Web. *Frontiers in Psychology*, *7*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00808>
- Saffran, J. R., Aslin, R. N., & Newport, E. L. (1996). Statistical learning by 8-month-old infants. *Science*, *274*(5294), 1926–1928.
- Sanchez, D. J., & Reber, P. J. (2013). Explicit pre-training instruction does not improve implicit perceptual-motor sequence learning. *Cognition*, *126*(3), 341–351. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2012.11.006>
- Schwartz, B. L., Howard, D. V., Howard, J. H., Hovaguimian, A., & Deutsch, S. I. (2003). Implicit learning of visuospatial sequences in schizophrenia. *Neuropsychology*, *17*(3), 517–533.
- Siegelman, N., & Frost, R. (2015). Statistical learning as an individual ability: Theoretical

- perspectives and empirical evidence. *Journal of Memory and Language*, *81*, 105–120. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2015.02.001>
- Simor, P., Zavecz, Z., Horváth, K., Éltető, N., Török, C., Pesthy, O., ... Nemeth, D. (2019). Deconstructing Procedural Memory: Different Learning Trajectories and Consolidation of Sequence and Statistical Learning. *Frontiers in Psychology*, *9*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.02708>
- Smith, J. G., & McDowall, J. (2004). Impaired higher order implicit sequence learning on the verbal version of the serial reaction time task in patients with Parkinson's disease. *Neuropsychology*, *18*(4), 679–691. <https://doi.org/10.1037/0894-4105.18.4.679>
- Soetens, E., Boer, L. C., & Huetting, J. E. (1985). Expectancy or automatic facilitation? Separating sequential effects in two-choice reaction time. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *11*(5), 598.
- Song, S., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2007). Implicit probabilistic sequence learning is independent of explicit awareness. *Learning & Memory*, *14*(3), 167–176. <https://doi.org/10.1101/lm.437407>
- Song, S., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2008). Perceptual sequence learning in a serial reaction time task. *Experimental Brain Research. Experimentelle Hirnforschung. Experimentation Cerebrale*, *189*(2), 145–158. <https://doi.org/10.1007/s00221-008-1411-z>
- Song, S., Marks, B., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2009). Evidence for parallel explicit and implicit sequence learning systems in older adults. *Behavioural Brain Research*, *196*(2), 328–332. <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2008.09.022>
- Squire, L. R., & Zola, S. M. (1996). Structure and function of declarative and nondeclarative memory systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *93*(24), 13515–13522.
- Sun, R., Zhang, X., Slusarz, P., & Mathews, R. (2007). The interaction of implicit learning, explicit hypothesis testing learning and implicit-to-explicit knowledge extraction. *Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society*, *20*(1), 34–47. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2006.07.002>
- Taylor, J. A., Krakauer, J. W., & Ivry, R. B. (2014). Explicit and Implicit Contributions to Learning in a Sensorimotor Adaptation Task. *The Journal of Neuroscience*, *34*(8), 3023–3032. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.3619-13.2014>
- Thiessen, E. D. (2017). What's statistical about learning? Insights from modelling statistical learning as a set of memory processes. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, *372*(1711). <https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0056>
- Thiessen, E. D., Kronstein, A. T., & Hufnagle, D. G. (2013). The extraction and integration

- framework: a two-process account of statistical learning. *Psychological Bulletin*, 139(4), 792–814. <https://doi.org/10.1037/a0030801>
- Turk-Browne, N. B., Scholl, B. J., Chun, M. M., & Johnson, M. K. (2008). Neural Evidence of Statistical Learning: Efficient Detection of Visual Regularities Without Awareness. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 21(10), 1934–1945. <https://doi.org/10.1162/jocn.2009.21131>
- Urry, K., Burns, N. R., & Baetu, I. (2015). Accuracy-based measures provide a better measure of sequence learning than reaction time-based measures. *Frontiers in Psychology*, 6. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.01158>
- Urry, K., Burns, N. R., & Baetu, I. (2018). Age-related differences in sequence learning: Findings from two visuo-motor sequence learning tasks. *British Journal of Psychology*, 109(4), 830–849. <https://doi.org/10.1111/bjop.12299>
- Vervaeck, K. R., & Boer, L. C. (1980). Sequential effects in two-choice reaction time: Subjective expectancy and automatic after-effect at short response-stimulus intervals. *Acta Psychologica*, 44(2), 175–190.
- Walk, A. M., & Conway, C. M. (2016). Cross-Domain Statistical–Sequential Dependencies Are Difficult to Learn. *Frontiers in Psychology*, 7. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00250>
- Willingham, D. B., Wells, L. A., Farrell, J. M., & Stemwedel, M. E. (2000). Implicit motor sequence learning is represented in response locations. *Memory & Cognition*, 28(3), 366–375. <https://doi.org/10.3758/BF03198552>

A disszertációban bemutatott publikációk listája

- Nemeth, D., **Hallgató, E.**, Janacsek, K., Sándor, T., & Londe, Z. (2009). Perceptual and motor factors of implicit skill learning. *NeuroReport*, 20(18), 1654. <https://doi.org/10.1097/WNR.0b013e328333ba08>. Impakt faktor: 1.805.
- Hallgató, E.**, Györi-Dani, D., Pekár, J., Janacsek, K., & Nemeth, D. (2013). The differential consolidation of perceptual and motor learning in skill acquisition. *Cortex*, 49(4), 1073–1081. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2012.01.002>. Impakt faktor: 6.042.
- Szegedi-Hallgató, E.**, Janacsek, K., Vékony, T., Tasi, L. A., Kerepes, L., Hompoth, E. A., ... Németh, D. (2017). Explicit instructions and consolidation promote rewiring of automatic behaviors in the human mind. *Scientific Reports*, 7(1), 1–7. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-04500-3>. Impakt faktor: 4.122.
- Szegedi-Hallgató, E.**, Janacsek, K., & Nemeth, D. (2019). Different levels of statistical learning—Hidden potentials of sequence learning tasks. *PloS One*, 14(9), e0221966. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0221966>. Impakt faktor: 2.776 (2018-ban)

A tanulmányok összesített impakt-faktora: **14.475**

Megjegyzés. Minden társszerző a hozzájárulását adta, hogy az adott publikáció az itt ismertetett disszertáció részét képezhesse.

A disszertációban közvetlenül fel nem használt publikációk listája

- Bálint, A., Hompoth, E. A., Kerepes, L., Tasi, L. A., Vékony, T., & **Hallgató, E.** (2013). Áthuzalozás—A szokások megváltoztatásának modellezése szekvenciatanulással. In Szegedi Pszichológiai Tanulmányok 2013 (pp. 7–18). Szeged: SZEK JGYF Kiadó.
- Belucz, J., Bertók, I. B., Csomós, D., Farkas, D., Léh, N., & **Hallgató, E.** (2014). A kontextusfüggő implicit tanulás modalitásainak vizsgálata: Perceptuális és motoros faktorok. *Impulzus - Szegedi Pszichológiai Tanulmányok*, 1(1), 108–123.
- Horváth, M. D., **Szegedi-Hallgató, E.**, & Csábi, E. (2018). Vizuális ingerek figyelemelterelő hatásának vizsgálata vezetést szimuláló feladat során. *Magyar Pszichológiai Szemle*, 73(3), 357–372. <https://doi.org/10.1556/0016.2018.006>
- Huszár, T., Makra, E., & **Hallgató, E.** (2010). A tabuszavak hatása lexikális döntési helyzetben. *Psychiatria Hungarica*, 25(6), 525–537.
- Krajcsi, A., & **Hallgató, E.** (2012). Fejlődési diszkalkulia diagnózisa felnőtteknél—Az Aritmetikai Képességek Kognitív Fejlődése teszt. *Gyógypedagógiai Szemle*, 4(4–5), 330–342.
- Lukács, G., Gula, B., **Szegedi-Hallgató, E.**, & Csifcsák, G. (2017). Association-based Concealed Information Test: A novel reaction time-based deception detection method. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, 6(3), 283–294.
- Lukács, G., Huszár, K., & **Hallgató, E.** (2014). Implicit szekvencia tanulás: Inter-stimulus intervallum és szubjektív élmény. *Impulzus - Szegedi Pszichológiai Tanulmányok*, 1(1), 124–141.
- Szabó Hangya, L., Szentes, B., & **Hallgató, E.** (2013). Placebohatás implicit tanulás esetén. In Szegedi Pszichológiai Tanulmányok 2013 (pp. 151–161). Szeged: SZEK JGYF Kiadó.
- Szalóki, S., & **Hallgató, E.** (2015). A fotóolvasás mint előfeszítési jelenség vizsgálata. *Impulzus - Szegedi Pszichológiai Tanulmányok*, 2(1).