

**A statisztikai tudás transzferjének lehetősége eltérő inger-válasz
asszociációk esetén**

Nagy Cintia Anna

Eötvös Loránd Tudományegyetem, Pedagógiai és Pszichológiai Kar

Témavezető: Pesthy Orsolya, PhD

2025. január 8.

Tartalomjegyzék

Absztrakt.....	3
Bevezetés.....	4
Módszerek.....	6
<i>Résztvevők.....</i>	<i>6</i>
<i>Az Alternáló Szeriális Reakcióidő (ASRT) Feladat.....</i>	<i>7</i>
<i>Eljárás.....</i>	<i>8</i>
<i>Statisztikai elemzés.....</i>	<i>10</i>
Eredmények.....	11
<i>Elsajátították-e a résztvevők a statisztikai információkat az első alkalom során?.....</i>	<i>11</i>
<i>Átvitték-e az elsajátított szabályt vagy struktúrát a kísérleti csoportok a második alkalomra?.....</i>	<i>12</i>
Diskusszió.....	13
Köszönetnyilvánítás.....	17
A pályamunka önállósága.....	17
Nyilatkozat mesterséges intelligencia használatáról.....	17
Felhasznált irodalom.....	18

Absztrakt

Környezetünkben számos formában jelennek meg a valószínűségi információk, például beszélgetés közben kitaláljuk barátunk következő szavát vagy korábbi tapasztalataink alapján megjósoljuk az aznapi időjárást. A valószínűségek elsajátítása és szituációkon átívelő sikeres alkalmazása a viselkedés hatékonyságát eredményezi. Kutatások számos paraméter megváltozása esetén vizsgálták a transzfer, azaz a tudásátvitel jelenségét, zömében sikeres transzfert mutatva ki. Ugyanakkor az még nem feltárt, hogy a gazdag információkból mit sajátítunk el: a konkrét szabályt vagy pedig az azt létrehozó struktúrát és ez átvihető-e egy másik, felszíni paramétereiben eltérő feladatra. Kutatásomban a résztvevők egy kétalkalmas kísérletben vettek részt, amely során egy statisztikai tanulási feladat két típusát végezték. A szabálytranszfer-csoport minkét alkalommal ugyanazt a rejtett szekvenciát tanulta, míg a struktúratranszfer-csoport eltérő szekvenciát. A kontrollcsoport csak a második alkalommal tanult szekvenciát, az első során nem. A szabály, valamint a struktúra ismerete nem eredményezett szignifikánsan nagyobb mértékű tanulást, ugyanakkor nagyobb mértékű gyorsulást (amely a statisztikai tudástól független) a kontrollcsoportéhoz képest igen. Ebből azt a következtetést vonhatjuk le, hogy a szabály újratanulása megy végbe, viszont a motoros készségek generalizálhatók.

Jelen pályamunka az Emlékezet, Nyelv és Idegtudomány kutatócsoporttal együttműködve készült. A kutatási téma alapján áttekintettem a szakirodalmat, megfogalmaztam a hipotéziseket, kidolgoztam a kutatási elrendezést. A kísérlet scriptjét az igényekhez igazítottam. Az adatfelvételek 20%-át én végeztem, a többit alapszakos hallgatók, akiket én tanítottam be és koordináltam. A kutatásszervezési teendőket is elláttam. Elemző scripteket írtam, értelmeztem az eredményeket és megírtam a dolgozatot.

Kulcsszavak: transzfer, statisztikai tanulás, motoros tanulás, szabálytanulás, struktúratanulás

A statisztikai tudás transzferjének lehetősége eltérő inger-válasz asszociációk esetén

Az életben számos olyan helyzettel találkozunk, amelyek során az adott helyzetet alakító szabályszerűségek több szinten is megjelennek. Vegyük a sakk példáját. Ebben a játékban az egyes bábuk mozgási lehetőségeit konkrét szabályok határozzák meg. Azonban létezik a játéknak egy struktúrája is, ami az egyes játékállásokat hozza létre. A sikeres játékos jellemzője, hogy nemcsak a konkrét szabályokat sajátította el, hanem a mélyebb struktúrával is tisztában van és átlátja azokat. Az ilyen és ehhez hasonló készségek elsajátításához elengedhetetlen a statisztikai tanulás, amely a környezet valószínűségi információinak kivonatolását jelenti (Conway, 2020). Ez a tanulási forma kulcsfontosságú olyan mindennapi készségben, mint például a nyelv, zene és szociális interakciók (Lieberman, 2000; Romano Bergstrom és mtsai., 2012; Ullman, 2016). A valószínűségek rendkívül változatos formában jelennek meg és számos modalitásban megtanulhatóak, pl. idői vs. téri struktúra, vizuális vs. auditoros inger. Ez felveti a modalitásközi általános tanulási mechanizmus lehetőségét (Kirkham és mtsai., 2002), ugyanakkor bizonyos modalitások bizonyos valószínűségi struktúrára érzékenyebbek (Conway & Christiansen, 2005) – például a vizuális modalitásban a téri, míg a auditorosban az idői eloszlású szabályszerűségekre –, amely a modalitás-specifikus mechanizmusok mellett érv. Az általános és specifikus mechanizmus egymásmellettiisége (Vékony és mtsai., 2023) felveti a kérdést, hogy a lehetséges-e az elsajátított statisztikai tudás transzferje, azaz jelen esetben az egyik feladaton elsajátított szabályszerűségek alkalmazása a másik feladaton, és ha igen, mi az, amit a gazdag információhalmazból kiemelődik?

A kutatások a transzfer számos típusát vizsgálták. A vizuális és auditoros modalitás között sikeres a transzfer, a váltás irányától függetlenül (Feng és mtsai., 2023). Szintén kimutatható transzfer különböző válaszadási módok esetén, például a tekintet fixációjával történő válaszadról a motoros, azaz billentyű lenyomással történő váltáskor (Rosenthal és mtsai., 2013). Továbbá az eltérő struktúrák – például idői és téri – közötti átvitel is lehetséges (Turk-Browne & Scholl, 2009). Valamint amikor az inger-válasz asszociációk egy absztrakt szabályon alapulnak, a tudás átvitele eredményes (Garner és mtsai., 2016). Összességében elmondható, hogy lehetséges a környezeti információk közül kiemelni egy szabályszerűséget, amelyet aztán számos helyzetben alkalmazni tudunk.

Az előző kutatások alapján elmondható, hogy a megszerzett statisztikai tudás transzferje sokféle lehet, de pontos természete még nem teljes mértékben feltárt, vagyis az, hogy az egyének milyen jellemzőket vonnak ki a környezetből. Az elméletek megoszlanak arról, hogy

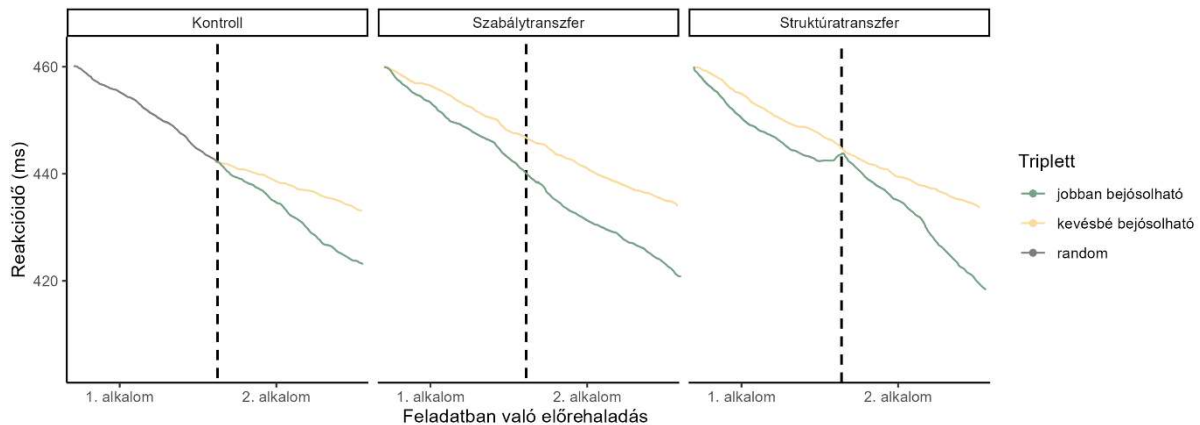
a statisztikai tanulás specifikus vagy generalizálható (Frost és mtsai., 2015). Habár e kutatásnak nem célja ennek feloldása, hozzájárulhat annak feltárásához, hogy a gazdag statisztikai információkból mit emelünk ki, azaz mi az, ami generalizálódik és mi az, ami nem. Fókuszáltabban pedig az, hogy egy konkrét szabályt sajátítunk el, a korábbi példánkban a sakkbábuk lépéseinek szabályait, vagy magát a szabályt létrehozó struktúrát, szintén a példából véve a játékalásokat létrehozó struktúrát.

Jelen kutatás célja tehát annak feltárása, hogy mit sajátítunk el a környezet valószínűségi információi közül és hogyan vagyunk képesek az elsajátított statisztikai tudás alkalmazására eltérő kontextusokban. E kérdések megválaszolására olyan kutatást végeztünk, amelyben a résztvevők ugyanazon statisztikai tanulási feladat két módosított változatát hajtották végre, azonos (szabálytranszfer) vagy eltérő rejtett szabállyal (struktúratranszfer), illetve ugyanazt a változatot hajtották végre rejtett szabállyal vagy anélkül (kontrollcsoport). E feladatban vannak bejósolhatóbb (nagyobb valószínűséggel előforduló) és kevésbé bejósolható (kisebb valószínűséggel előforduló) triplettek (ingerhármasok), amelyekre a résztvevők a feladat végzése során rátanulnak, így a bejósolhatóbb ingerekre gyorsabban és pontosabban reagálnak. A szabály adja meg, hogy az egyes triplettek bejósolhatók vagy kevésbé bejósolhatók, míg a feladat struktúrája az az általános struktúra (szekvenciális és random ingerek váltakozása), ami a triplettek valószínűségi eloszlását létrehozza (lásd később részletesebben). Tehát a transzfer általunk vizsgált két típusa – szabály és struktúra – elkülöníthető a feladatban.

A vizsgált feladat két típusában az ingerek különböző módon jelennek meg. A téri ASRT-ben a téri-idői elrendezésből nyerhető ki a statisztikai információ, míg az irány-alapú verzióban az idői faktor mellett az inger iránya (azaz identitása) adja meg a helyes választ. Azonban a két típus ingereinek egymásutánisága megfeleltethető egymásnak. A hipotéziseink a következők voltak (lásd 1. ábra). Szabálytranszfer esetén a résztvevők a feladat felszíni paramétereinek változásai ellenére is elő tudják hívni a korábban megszerzett tudást, azaz nagyobb mértékű lesz a tanulásuk, mint a kontrollcsoportnak. Struktúratranszfer esetén az új szabályszerűség elsajátítása gyorsabban történik, valamint nagyobb mértékű lesz, mint a kontrollcsoport esetében.

1. ábra

Hipotézisek



Megjegyzések. Az ábra x-tengelyén a feladatban való előrehaladást ábrázoltuk a két alkalom során. Az y-tengelyen a hipotetikus reakcióidőt ábrázoltuk. A zöld szín a jobban bejósolható, míg a sárga szín a kevésbé bejósolható tripleteket jelöli, a statisztikai tanulást e két egyenes közötti távolság jelzi. Az egyes fazetták a csoportokat jelölik. A kontrollcsoport esetében nem elemezhető a statisztikai tanulás az első alkalom során, hiszen az általuk végzett feladat nem tartalmaz rejtett szekvenciát, ugyanakkor a teljesség érdekében az ő hipotetikus reakcióidő eredményeiket is ábrázoltuk, szürke színnel. A szabálytranszfer-csoport esetében azt várjuk, hogy a tudást átviszik a második alkalomra és folytatják a tanulást. A struktúratranszfer-csoport esetében azt várjuk, hogy a második alkalom során kapott új szabály megtanulása gyorsabban megy végbe és nagyobb mértékű tudást eredményez a kontrollcsoportéhoz képest.

Módszerek

Résztevők

Összesen 88 résztvevőt toboroztuk, az adatfelvételi hibák miatt a végső minta 72 főből állt. A résztvevőket egyetemi kurzusról érkeztek és részvételükért kurzuskreditet kaptak. A demográfiai adataikat az 1. táblázat szemlélteti. Mindannyian informált beleegyezésüket adták a részvételhez. A résztvevők egyike sem rendelkezett pszichiátriai vagy neurológiai diagnózissal. A kutatást a 2008-ban felülvizsgált 1975-ös Helsinki Nyilatkozatnak megfelelően végeztük, amelyet az Eötvös Loránd Tudományegyetem Kutatási Etikai Bizottsága engedélyezett (2024/389).

1. táblázat*A résztvevők demográfiai adatai*

Csoport	Kontroll	Szabálytranszfer	Struktúratranszfer	Statisztikai próba
<i>N</i>	20	30	22	-
Életkor	21,25 (2,86)	20,73 (1,91)	22,18 (5,32)	$H(2) = 1,776; p = 0,412$
Nem (N/F)	15/5	26/4	20/2	$\chi^2(2) = 2,199; p = 0,333$

Megjegyzések. A „Statisztikai próba” oszlopban látható, hogy a csoportok nem különböznek szignifikánsan a kor és nemi eloszlás tekintetében.

Az Alternáló Szeriális Reakcióidő (ASRT) Feladat

A statisztikai tanulás mérésére az Alternáló Szeriális Reakcióidő (ASRT) feladatot (Howard Jr. & Howard, 1997) használtuk (lásd 2./A ábra). Az ASRT feladatban a résztvevők egy valószínűségi szekvenciát tanultak meg. A feladat során az egyéneknek a lehető leggyorsabban és legpontosabban kellett reagálniuk a számítógép képernyőjén megjelenő négy különböző ingerre, négy különböző gomb lenyomásával, az alábbi szabályszerűség szerint. Az ingerek megjelenése tudtukon kívül egy szekvenciát követet (szekvencia szerinti elemek, „szekvenciális” (Sz)), de a szekvencia szerinti elemek váltakoztak véletlenszerű elemekkel (amikor az ingerek bármelyek lehettek a négy lehetőség közül, „random” (r)), így egy nyolcelemű sorozat jött létre (pl. 2-r-4-r-3-r-1-r, ahol a számok a megjelenő ingerhez kapcsolódó gombot jelölik, az „r” pedig a véletlenszerű elemeket). A váltakozó struktúra miatt az egyes triplettek (három egymást követő elem) gyakrabban fordultak elő, mint mások, így a triplettek két típusa állapítható meg a triplettek utolsó elemének valószínűsége alapján. A magas valószínűségű triplett utolsó eleme lehetett szekvenciális vagy random (Sz-r-Sz vagy r-Sz-r), és ezek megfeleltek a szekvenciának (pl. 2-x-4, 4-x-3, 3-x-1 és 1-x-2 triplett, ahol az „x” vagy véletlenszerű vagy szekvenciális elemet jelez), tehát ezek nagyobb valószínűséggel jelentek meg, így az utolsó elemük jobban bejósolható volt. Ezzel szemben az alacsony valószínűségű hármasok utolsó eleme mindig véletlenszerű volt (r-Sz-r), és nem illeszkedtek a szekvenciához (2-x-1 vagy 2-x-3, ahol az „x” szekvencia szerinti próbát jelez) (lásd 2./B ábra), így az alacsony valószínűségű triplettek az utolsó eleme kevésbé bejósolható volt a magas gyakoriságú triplettek utolsó eleméhez képest. A magas valószínűségű triplettek az esetek 62,5%-ában, míg

az alacsony valószínűségűek 37,5%-ában fordultak elő (lásd 2./C ábra). A feladat során az egyének tudattalanul megtanulják ezeket a valószínűségeket, így a gyakoribb triplettek utolsó elemeire való reakcióidejük csökken, amit statisztikai tanulásnak nevezünk.

Az ingerek addig maradnak a képernyőn, amíg a résztvevő meg nem nyomta a helyes gombot, a következő inger 120 ms-es késleltetéssel jelent meg. A reakcióidőt az inger megjelenésétől a megfelelő gomb megnyomásáig mértük. A feladat körülbelül egy percig tartó blokkokból áll, a blokkok között pedig szükség szerinti hosszúságú szünetek voltak, amelyben a résztvevők visszajelzést kaptak a pontosságukról és a reakcióidejükről.

A téri ASRT-ben (pl. Pesthy és mtsai., 2023) az inger a négy kör valamelyikében jelent meg (a kör sárgára változott), és ezek egy vízszintes vonalban helyezkedtek el. A válaszadás a számítógép billentyűzetén történt (az Y, C, B és M billentyűkkel). A irány-alapú ASRT-ben (pl. Vékony és mtsai., 2023) az inger egy nyíl volt, amely mindig a képernyő közepén jelent meg. A válaszadás a billentyűzetén történt a képernyőn megjelenő nyíl irányának megfelelő nyílbillentyű megnyomásával.

Eljárás

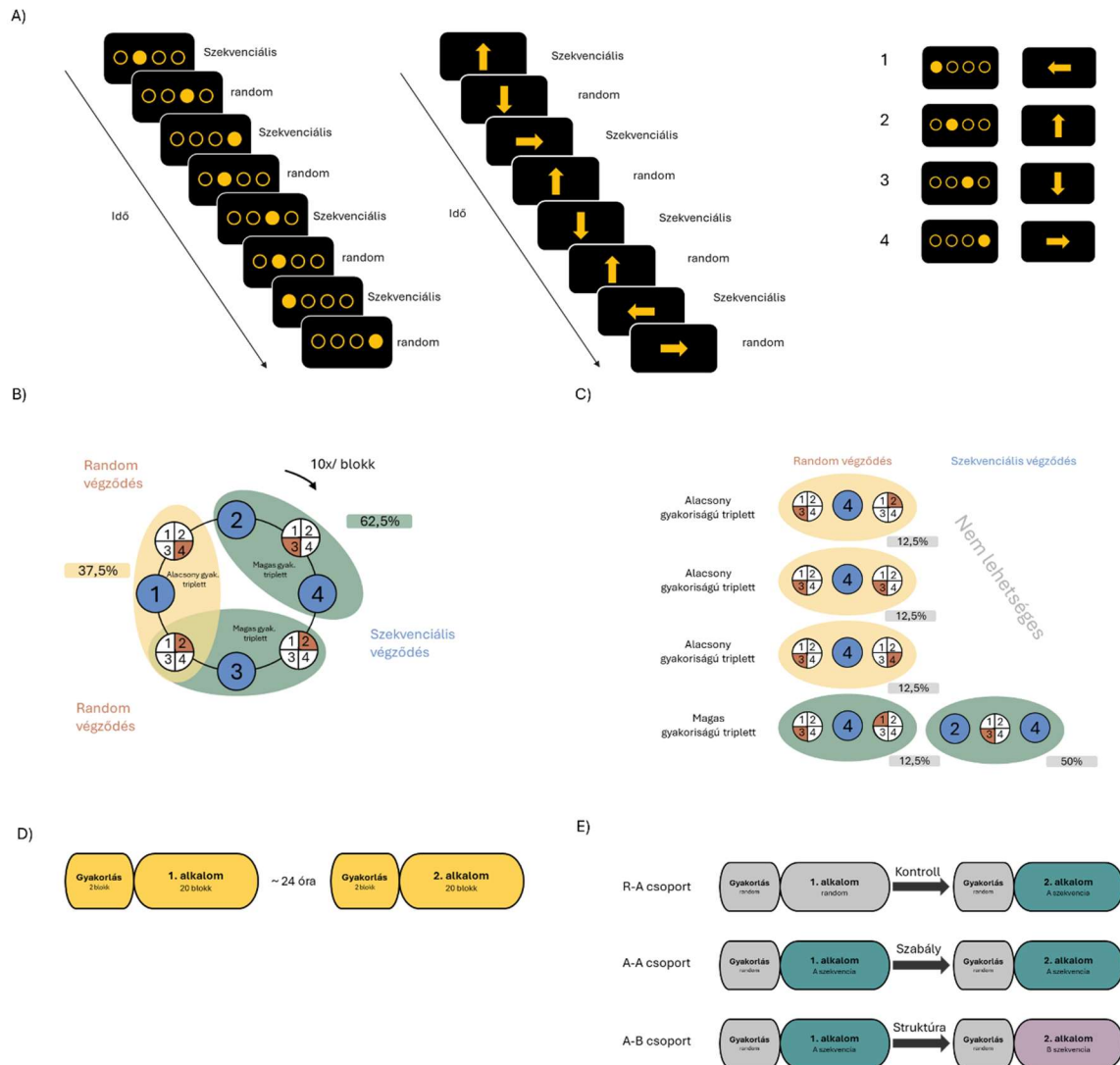
A kísérlet két alkalomból állt, 24 óra különbséggel (lásd 2./D ábra). Mindkét alkalomban a résztvevők az ASRT feladat (a kísérlet során a következő script módosított verzióját alkalmaztuk: Zolnai, 2023) egyik típusát (téri vagy irány-alapú) hajtották végre rejtett szekvenciával vagy anélkül (azaz ingerek megjelenési helye végig véletlenszerű volt). Az alanyok között randomizáltuk a következő paramétereket: feladattípus (téri vagy irány-alapú), szekvencia típusa (szekvencia vagy random), szekvencia azonosság (azonos szekvencia a két alkalom során (AA) vagy eltérő szekvencia (AB)). Három különböző csoportot kaptunk (lásd 2./E ábra). A kontrollcsoport ugyanazt a feladattípust végezte mindkét ülésen, de az első alkalommal random struktúrával, a második alkalommal pedig szekvenciával (tehát náluk csak a második alkalmon lehetett statisztikai tanulás). A szabálytranszfer-csoport eltérő feladatokat hajtott végre az alkalmakon, de megegyező szekvenciával. A struktúratranszfer-csoport szintén különböző feladatokat hajtott végre, de eltérő szekvenciával. Csoportokon belül randomizáltuk, hogy mely feladattípust végzik (kontrollcsoport esetén) vagy melyik típussal kezdenek (a szabály- és struktúratranszfer-csoport) esetén.

Minden feltételben a résztvevők két blokknyi random struktúrájú ASRT-t végeztek, hogy megismerkedjenek a feladattal. Ezt követően 20 blokk ASRT-t hajtottak végre a csoportjuk paramétereinek megfelelően. Minden blokk 80 próbából állt (a nyolcelemű szekvencia tíz ismétlődése) öt random próbával az elején, amelyet később kizártunk az

elemzésből. A feladat felépítéséből adódóan a tanulás teljesen implicit maradt (Vékony és mtsai., 2022). Mindazonáltal a második alkalom végén megkérdeztük a résztvevőket a vizsgálat céljáról és arról, hogy észrevettek-e valamilyen szabályszerűséget a feladatban.

2. ábra

A statisztikai tanulási feladat struktúrája és kutatási elrendezés



Megjegyzés. A) Téri és irány-alapú ASRT. A téri verzióban a résztvevők négy üres kört láttak horizontálisan elhelyezkedve a képernyő közepén, amelyek közül az egyik beszíneződött sárgára. A résztvevők feladata az volt, hogy minél gyorsabban és pontosabban reagáljanak a megjelenő ingerekre, azaz a megfelelő gombot lenyomják. A szekvencia szerinti (Szekvenciális) és random felvillanások váltakozva követték egymást. Az irány-alapú verzióban a nyilak irányának megfelelő válaszgombot kellett lenyomniuk a résztvevőknek. A két típusban megjelenő ingerek egymásutánisága megfeleltethetőek egymásnak. B) Az ASRT feladat triplétt-típusai. A triplétek az utolsó elemük alapján két típusba sorolhatók: alacsony,

illetve magas gyakoriságú triplettek. A négy szekvenciális elem és négy random elem váltakozása egy nyolcelemű sorozatot hoz létre, ami blokkonként tízszer megismétlődik. C) Példák tripléttípusokra a 2-r-4-r-3-1 szekvencia esetén. D) Kísérleti elrendezés. A résztvevők egy kétalkalmas kísérletben vettek részt. Mindkét alkalmon két blokknyi gyakorlással kezdtek, amely csak random ingerfelvillanásokat tartalmazott és a feladattal való ismerkedést szolgálta. Ezután 20 blokkon keresztül végezték az ASRT feladatot csoportjuk paramétereinek megfelelően. A két alkalom között 24 órás késleltetés volt. E) A csoportok kialakítása. Összesen három csoportot hoztunk létre. A kontrollcsoport (R-A) az első alkalom során random ASRT-t kapott, azaz az általuk végzett feladat nem tartalmazott rejtett szekvenciát. A második alkalmon ugyanazt az ASRT típust végezték, viszont ekkor a feladat tartalmazott rejtett szekvenciát. A szabálytranszfer-csoport (A-A) mindkét alkalom során ugyanazt a szekvenciát tanulta, viszont eltérő ASRT típust végzett a két alkalom során. A struktúratranszfer-csoport (A-B) esetén mind a tanult szekvencia, mind a végzett ASRT típus eltérő volt. Azt, hogy melyik típussal kezdtek a résztvevők, a csoportokon belül randomizáltuk.

Statisztikai elemzés

Az adatok előkészítése Pythonnal történt (verzió 3.11.3.), *NumPy* (verzió 1.22.1., Harris és mtsai., 2020) és *pandas* (verzió 1.4.4., McKinney, 2010) csomagokkal. Az adatok további rendezése és az ábrák készítése R statisztikai program segítségével történt (verzió 4.4.1, R Core Team, 2024) a *tidyverse* csomaggal (verzió 2.0.0., Wickham és mtsai., 2019). Az elemzésekből kizártuk azokat a próbákat, amelyek hármass ismétlődés (pl. 1-1-1) vagy visszatérést (pl. 1-2-1) tartalmaztak, ugyanis a résztvevők előzetesen is gyorsabban reagálnak ezekre (Howard és mtsai., 2004). Továbbá kizártuk a hibás válaszokat. Ezáltal a próbák 10,31 %-át zártuk ki (hármass ismétlődés: 10,69 %, visszatérés: 3,58 %, hibás válaszok: 8,14 %).

A hipotézisek teszteléséhez lineáris kevert modelleket futtatunk R programnyelven (verzió 4.4.1, R Core Team, 2024), az *afex* csomaggal (verzió 1.3.1, Singmann és mtsai., 2024). Az előfeltételek tesztelése a *sjPlot* (verzió 2.8.16, Lüdtke és mtsai., 2024), *performance* (verzió 0.11.0, Lüdtke és mtsai., 2021) és *car* (verzió 3.1.2, Fox és mtsai., 2024) csomaggal, pontfelhődiagrammal, Q-Q ábrákkal és statisztikai tesztekkel történt. A linearitás és homoszkedaszticitás előfeltételeit teszteltük. Habár az előfeltételek sérülésére a lineáris kevert modellek robusztusak (Schieffelin és mtsai., 2020), a reziduálisok normalitását ellenőriztük. A modell a következő fix hatásokat és azok interakcióit tartalmazta: Csoport (kontroll, szabálytranszfer vagy struktúratranszfer), Blokk (1-20), Tripléttípus (alacsony vagy magas gyakoriságú). A végső modell kiválasztása a következő módon történt. Először a teljes random

struktúrát tettük bele a modellbe (engedélyezve a random meredekséget és tengelymetszetet is személyenként). Ha ez a modell nem konvergált, akkor először a random hatások közötti korrelációkat vettük ki. Ha ez sem volt elegendő, akkor a legkisebb varianciát magyarázó random hatást távolítottuk el, egészen addig, amíg a modell nem konvergált vagy a minimális random struktúrát el nem értünk (azaz csak a személy mint random tengelymetszet megtartása) (Barr és mtsai., 2013; Bates és mtsai., 2018).

A főszövegben a fix hatásokhoz tartozó F - és p -értékeket, a mellékletben a modellek leírását tartalmazó teljes táblázatot közöljük. Ez utóbbi tartalmazza a marginális (a fix hatások által megmagyarázott variancia) és feltételes R^2 (a fix és random hatások által megmagyarázott variancia) értékeket, valamint az ICC (intraclass correlation; azaz a korreláció két, azonos csoportból random kiválasztott alany értékei között). A post hoc kontrasztokat az *emmeans* R csomaggal végeztük el (1.10.3 verzió, Lenth és mtsai., 2024). A szabadságfokokat a Satterthwaite-közelítéssel kaptuk (Satterthwaite, 1941). Minden elemzésnél 0,05-ös alfa-szintet alkalmaztunk. Az összes post hoc teszt p -értékét Holm-módszerrel korrigáltuk többszörös összehasonlítás esetén (Holm, 1979). Minden p -érték kétoldali.

A nyers és feldolgozott adatok, valamint az elemzésekhez felhasznált elemzőkódok az alábbi GitHub felületen érthetők el: https://github.com/cintianagy/transfer_otdk

Eredmények

Elsajátították-e a résztvevők a statisztikai információkat az első alkalom során?

A következőkben az első alkalom során kapott eredményeket elemezzük a szabály- és struktúratranszfer-csoport adatain (lásd 3. ábra). A végső modell a következő random hatásokat tartalmazta: személy mint random tengelymetszet és a triplettet mint random meredekség, valamint feladattípust mint random tengelymetszet. Ez utóbbi random hatás bevonásával kontrollálni tudtuk a feladattípusok közti szignifikáns reakcióidő-különbség torzító hatását, hiszen nem a két típuson mutatott teljesítményre vonatkozott kutatási kérdésünk, hanem az egyikről a másikra való tudás átvitelére (lásd melléklet 1.). Ebből az elemzésből a kontrollcsoport adatai kizárásra kerültek, hiszen ekkor ők nem tanultak rejtett szekvenciát. A Triplett főhatás szignifikáns volt [$F(1; 45,664) = 55,8549; p < 0,001$], amely azt mutatja, hogy a résztvevők gyorsabban reagáltak a magas gyakoriságú szemben az alacsonyabb gyakoriságú tripletekre, azaz volt statisztikai tanulás. A szignifikáns Blokk főhatás [$F(1; 65081,133) = 173,2134; p < 0,001$] alapján elmondható, hogy a résztvevők egyre gyorsabban teljesítettek a feladaton a tripletek valószínűségétől függetlenül is. Továbbá a résztvevők a feladat

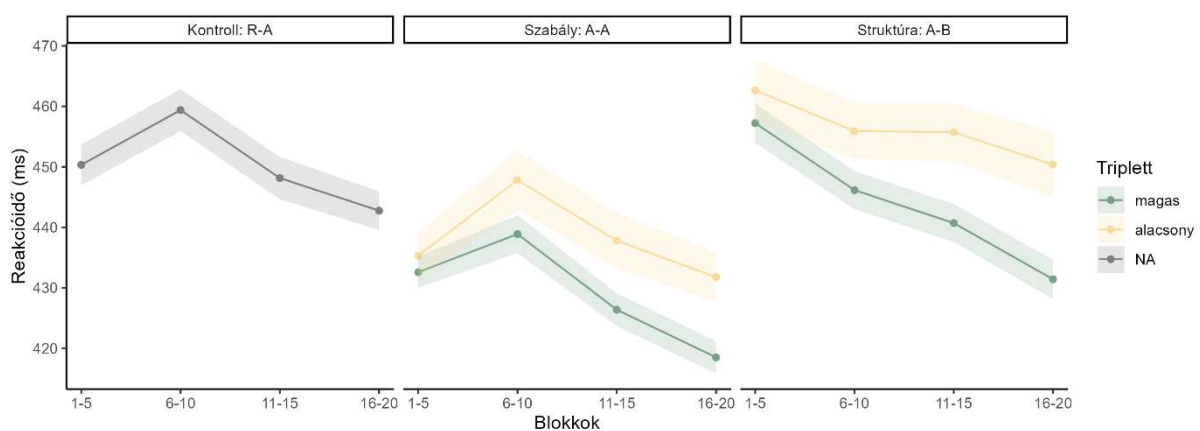
előrehaladtával egyre nagyobb mértékű tanulás mutattak, amelyet a szignifikáns Triplett és Blokk interakció jelez [$F(1; 60293,148) = 24,2398; p < 0,001$].

A csoportok közötti különbségeket illetően szignifikáns különbség volt a gyorsulás tekintetében [$F(1; 65089,851) = 10,1710; p = 0,0014$]. A struktúratranszfer-csoport gyorsulása nagyobb mértékű volt, mint a szabálytranszfer csoporté azonban ez a gyorsulás a statisztikai tanulástól független.

A modell további paraméterei a melléklet 2. táblázatában található.

3. ábra

Sikeres tanulás az első alkalom során a szabálytranszfer- (A-A) és a struktúratranszfer- (A-B) csoportban



Megjegyzés. Az ábra x-tengelyén a feladatban való előrehaladást ábrázoltuk. Az értelmezhetőség növelése végett 5-5 blokk reakcióidő személyenkénti átlagát vettük és azt ábrázoltuk. Az y-tengelyen a csoportonként átlagolt reakcióidőt ábrázoltuk. A zöld szín a magas gyakoriságú, míg a sárga szín az alacsony gyakoriságú tripleteket jelöli. A hibasávok a 95%-os konfidenciaintervallumot jelölik. Az egyes fazetták a csoportokat jelölik. A kontrollcsoport esetében nem volt elemezhető a statisztikai tanulás, hiszen az általuk végzett feladat nem tartalmazott rejtett szekvenciát, ugyanakkor a teljesség érdekében az ő reakcióidő eredményeit is ábrázoltuk, szürke színnel.

Átvitték-e az elsajátított szabályt vagy struktúrát a kísérleti csoportok a második alkalomra?

A következőkben a transzferhatásokat elemezzük (lásd 4. ábra). A végső modell a következő random tengelymetszeteket tartalmazta: személy és feladattípust. A Triplett főhatás szignifikáns volt [$F(1; 87385,450) = 184,5878; p < 0,001$], amely azt mutatja, hogy a résztvevők gyorsabban reagáltak a magas gyakoriságú, szemben az alacsonyabb gyakoriságú tripletekre. A szignifikáns Blokk főhatás [$F(1; 87446,719) = 34,8906; p < 0,001$] alapján elmondható, hogy a résztvevők egyre gyorsabban teljesítettek a feladaton a tripletek valószínűségétől függetlenül.

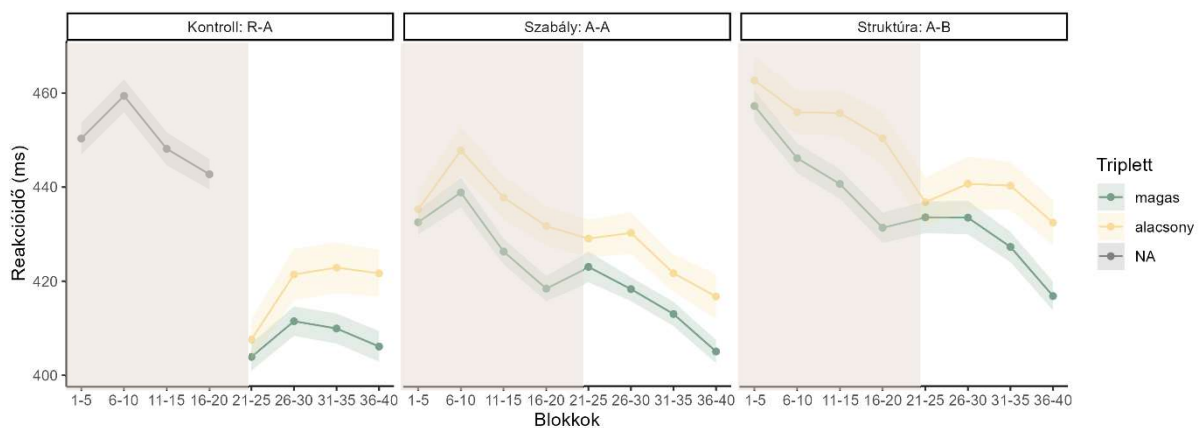
Továbbá a résztvevők a feladat előrehaladtával egyre nagyobb mértékű tanulás mutattak, amelyet a szignifikáns Triplett és Blokk interakció jelez [$F(1; 87385,565) = 24,4577; p < 0,001$].

A csoportok közötti különbségek a következők voltak. A Csoport és Blokk szignifikáns interakció alapján [$F(2; 87445,391) = 27,619; p < 0,001$] elmondható, hogy mind a szabály-, mind pedig a struktúracsoport gyorsulása nagyobb mértékű volt, mint a kontrollcsoporté. A nemszignifikáns Csoport és Triplett interakció alapján azonban elmondható, hogy a szabály- és struktúratranszfer-csoport hasonló mértékű statisztikai tanulást mutatott, mint a kontrollcsoport (akik nem tanultak korábban), tehát a transzfer nem volt sikeres.

A modell további paraméterei a melléklet 3. táblázatában található.

4. ábra

Transzferhatások



Megjegyzés. Az ábra x-tengelyén a feladatban való, mindkét alkalom során mutatott előrehaladást ábrázoltuk. Az első alkalom adatai (bézs háttér) megegyeznek a 3. ábrán látottakkal, azonban a teljesség érdekében itt is bemutatjuk. Értelmezhetőség növelése végett 5-5 blokk reakcióidő személyenkénti átlagát vettük és azt ábrázoltuk. Az y-tengelyen a csoportonként átlagolt reakcióidőt ábrázoltuk. A zöld szín a magas gyakoriságú, míg a sárga szín az alacsony gyakoriságú tripleteket jelöli. A hibasávok 95%-os konfidencia intervallumot jelölik. Az egyes fazetták a csoportokat jelölik. A kontrollcsoport esetében az első alkalom során nem volt elemezhető a tanulás, hiszen az általuk végzett feladat nem tartalmazott rejtett szekvenciát, ugyanakkor a teljesség érdekében az ő reakcióidő eredményeit is ábrázoltuk, szürke színnel.

Diszkusszió

Jelen kutatás célja annak feltárása volt, hogy a statisztikai tanulás során az információk mely típusát sajátítják el a résztvevők – a konkrét szabályt vagy a valószínűségi eloszlásokat létrehozó struktúrát – és átvihető-e egy másik, eltérő inger-válasz asszociációkat tartalmazó feladatra. Ennek feltárására olyan kísérletet folytattunk le, amely során a résztvevők egy statisztikai tanulási feladat két típusát végezték, egynapnyi késleltetéssel. Az egyik csoport mindkét alkalommal ugyanazt a szekvenciát gyakorolta (ami a szabálytranszfert tette lehetővé), míg a másik csoport eltérő szekvenciával találkozott, melynek az általános struktúrája azonban megegyezett az első alkalommal végzett feladat struktúrájával (ami a struktúratranszfert tette lehetővé). A kontrollcsoport azonban csak a második alkalom során találkozott a szekvenciával, az első alkalom során random ingereket tartalmazó feladatot végzett. Az eredmények alapján elmondható, hogy mindhárom csoport sikeres statisztikai tanulást mutatott. Mind a szabály, mind pedig a struktúra ismerete nagyobb mértékű gyorsulást eredményezett a megváltozott feladaton a kontrollhoz képest. Azonban, a várakozásainkkal ellentétben, ez nem járt együtt szignifikánsan nagyobb mértékű tanulóssal ahhoz a csoporthoz képest, amely korábban nem találkozott statisztikai információval.

Az eredmények alapján az alábbi következtetéseket vonhatjuk le. A várakozásainkkal ellentétben a résztvevők nem vitték át az előzőekben megtanult szabályt, hiszen a szabálytranszfer-csoport nem mutatott nagyobb mértékű statisztikai tanulást, mint a szabállyal először találkozó kontrollcsoport. Ebből arra következtethetünk, hogy transzfer helyett a szabály újratanulása megy végbe, ha a feladat paraméterei megváltoznak.

Másik eshetőség az, hogy az inger-válasz asszociációk átírása ellentétes folyamata a transzfernek, így ez a két hatás kioltotta egymást. Habár a tanulásban nem jelent meg, de a mind a szabály-, mind pedig a struktúratranszfer-csoport gyorsulása nagyobb mértékű volt a második alkalom során, mint a kontrollcsoportnak, így elmondható, hogy a motoros készségek átvitele sikeres volt, azaz a motoros tanulás generalizálható.

Jelen kutatás következtetései ellentmondanak a korábbi eredményeknek. A transzfer ugyanis modalitásokon, válaszadási módszereken és struktúrákon átívelően sikeres lehet (Feng és mtsai., 2023; Haider és mtsai., 2020; Rosenthal és mtsai., 2013; Turk-Browne & Scholl, 2009). Kutatási kérdésünkhöz szorosabban kapcsoló kísérlet a szabálytranszfer jelenségét vizsgálta: az inger és válasz közötti egy-az-egyhez megfeleltetés gátolta a tudás átvitelét, azonban, ha az inger-válasz asszociációk absztrakt szabályon alapultak, akkor a transzfer sikeres volt. Ezzel szemben kutatásunkban nem tudtunk sikeres tudásátvitelt kimutatni.

Elképzelhető, hogy a kialakult reprezentáció nem volt elég absztrakt ahhoz, hogy a két feladattípus között a megfeleltetés végbe menjen (például a téri verzió balszélső köre a balra mutató nyílnak felel meg az irány-alapú verzióban), azaz inkább az adott feladattípus inger-válasz asszociációi reprezentálódnak. Összefoglalva, eredményeink ellentmondanak a szakirodalomnak, azonban a következőkben kifejtett limitációkat figyelembe véve érdemes végső következtetéseket levonni.

A kutatás erősségei ellenére nem mentes a limitációktól. Felmerülhet az a probléma, hogy a statisztikai tanulási feladat eltérő típusai (térei és irány-alapú) között különbség volt a résztvevők reakcióidejében. Azonban a feladattípust mint random hatást beléptettük a modellbe, így a reakcióidő-különbségre statisztikai eszközökkel kontrolláltunk. További limitáció lehet az alacsony elemszám. A kutatás tervezési folyamatában a szükséges elemszámot csoportonként 60 főben határoztuk meg erőelemzés segítségével, azonban a kísérletvezetők kapacitásbeli korlátai és adatfelvételi hibákból kifolyólag a végső minta ennél kisebb volt. Habár korábbi cikkek (Feng és mtsai., 2023; Garner és mtsai., 2016; Haider és mtsai., 2020; Rosenthal és mtsai., 2013; Turk-Browne & Scholl, 2009) hasonló elemszámokkal dolgoztak, a becslésnek számos korlátja van: a végső kutatási elrendezés, a használt feladat, valamint elemzési módszer eltérősége megnehezíti a várt hatásnagyság becslését és ebből következően a hatás kimutatásához szükséges elemszám meghatározását is.

Kutatási elrendezésünk magába foglalt egy 24 órás késleltetést, ami felveti az alvás esetleges befolyásoló hatását. Kutatások vizsgálták az alvás szerepét a statisztikai tudás konszolidációjában: eredményeik szerint a konszolidáció időfüggő lehet szemben az alvásfüggéssel (Nemeth és mtsai., 2010), ugyanakkor egy összefoglaló cikk alapján az, hogy az alvásnak van-e hatása, statisztikai tanulási feladatonként eltérő lehet (Lerner & Gluck, 2019). Transzfer esetén viszont kedvező hatása lehet az alvásnak, ugyanis a tudás magasabb szintű reprezentációjának kialakulását teszi lehetővé (Garber & Fiser, 2024). Azonban, az alvás szerepének átfogó vizsgálata nagy körültekintést igényel, ami a kutatás kivitelezésének bonyolultságát növelte volna (Németh és mtsai., 2024).

Az itt bemutatott eredmények implicit, azaz nem-tudatos statisztikai tanuláson alapulnak. Ez a tanulási forma automatikusan, erőfeszítés nélkül megy végbe szemben az explicit tanulással, ami akaratlagosan, erőfeszítéssel megy végbe (Batterink és mtsai., 2015). Korábbi kutatás kimutatta, hogy az explicit tudás megjelenése segíti a struktúratranszfer, míg ennek hiánya interferenciát okoz a megváltozott feladaton (Garber & Fiser, 2024). A szerzők értelmezése szerint az explicit tudás egy magasabb rendű reprezentációt jelez, ami

generalizálható a kontextusok között. Éppen ezért jelen kutatási kérdés árnyalását segíti az explicit-implicit tudás, mint befolyásoló tényező beléptetése.

Egy lehetséges további irány a prediktív folyamatok szerepének kutatása, amelynek vizsgálatának lehetséges eszköze a szemmozgáskövető. Az ilyen kísérletek során a válaszadás nem gombnyomással, hanem a tekintet fixációjával történik (Zolnai és mtsai., 2022). Kutatások kimutatták, hogy a tanulás hatására a résztvevők elkezdik bejósolni a megjelenő ingert, amelyet az anticipátoros szemmozgások jeleznek (Vakil és mtsai., 2017), azaz a tekintet elmozdítása az inger várt helye felé az inger bemutatását megelőzően. A szemmozgások nemcsak érzékenyebb mutatói a tanulásnak (Zolnai és mtsai., 2022), hanem lehetővé teszik az inger-válasz asszociációk átírásának vizsgálatát.

A statisztikai tanulás témakörének egy prominens kutatási iránya az egyéni különbségek vizsgálata. Kutatások alacsony korrelációt találtak a különböző statisztikai tanulást mérő feladatok között (Siegelman & Frost, 2015), amelynek lehetnek pszichometriai (reliabilitás: Erickson és mtsai., 2016; a perceptuális feldolgozás különbségei: Siegelman és mtsai., 2017) és elméleti okai (annak feltételezése, hogy a lényegesen eltérő statisztikai szabályszerűség kivonatolása mögött ugyanazon komputációs mechanizmus áll: Bogaerts és mtsai., 2022). Azonban, ha valóban meghatározható egy általános statisztikai tanulási képesség, ami stabil egyéni jellemzőként írható le, az egy általános tanulási mechanizmust indikál. E két kérdéskör összekapcsolása más szempontból is ígéretes lehet, ugyanis mind a statisztikai információk elsajátításában, mind pedig a generalizációs képességekben is lehetnek egyéni különbségek. Kutatásunkban nem tudtunk sikeres transzfert kimutatni, így eredményeink a specifikus tanulási mechanizmusok létezését támogatják. Ugyanakkor az általunk használt elemzési módszer lehetővé teszi az egyéni különbségek kontrollálását: az egyének közti különbségek, valamint a további random hatások figyelembevétele növelik a modell által megmagyarázott varianciát, így az egyéni különbségek szerepe a tanulásban és transzferben nem vethető el.

Módszertani szempontból jelen kutatás reflektál a résztvevők toborzásának néhány problémájára a statisztikai tanulási kutatásokban, különösen az implicit tanulás mérésében; az alanyok újbóli toborzása nem lehetséges a feladathoz való naivitásuk megőrzése érdekében. A kutatás eredményei rávilágítottak arra, hogy a statisztikai ismeretek milyen mértékben alkalmazhatók más kontextusokban, így hozzájárulva például a készségfejlesztő tréningek tervezéséhez. Bár az ökológiai érvényesség kérdése gyakran problémát jelent ezekben a programokban, a kutatás eredményei felhasználhatók a „való élet” és a gyakorlótér közötti különbségek és hasonlóságok közötti legjobb egyensúly megtalálására a tanulás hatékonyabbá tétele érdekében.

Összefoglalva elmondható, hogy a statisztikai tanulás során a szabály, valamint a valószínűségi eloszlásokat létrehozó struktúra ismerete a valószínűségek nagyobb mértékű és gyorsabb kivonatolását szignifikánsan nem segíti, ugyanakkor nagyobb mértékű motoros gyorsulást tesz lehetővé. További kutatások során a nagyobb elemszám, valamint a feladattípusok jobb összehangolása ajánlott a kérdés precízebb vizsgálata érdekében. Továbbá érdemes egyéb befolyásoló szempontok bevonása is, például az alvási hatások, valamint az explicit tudás szerepe.

Köszönetnyilvánítás

A Kulturális és Innovációs Minisztérium EKÖP-24-2-II-ELTE-21 kódszámú Egyetemi Kiválósági Ösztöndíj Programjának a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alapból finanszírozott szakmai támogatásával készült.

A pályamunka önállósága

Jelen pályamunka az ELTE Emlékezet, Nyelv és Idegtudomány (vezető: Prof., Dr. Németh Dezső) kutatócsoporttal együttműködve készült. A közös beszélgetések során felmerülő kutatási téma alapján (a statisztikai tudás transzferjének vizsgálata eltérő feladatparaméterek esetén) elvégeztem a szakirodalom áttekintését és a hipotézisek megfogalmazását. Ezután kidolgoztam a kutatási elrendezést, majd a kutatócsoport tagjainak visszajelzései alapján módosítottam rajta. Az ASRT feladat korábbi kutatásokban használt scriptjét jelen kutatás követelményéhez igazítottam, a programozást és a tesztelést én végeztem. Az adatfelvételek körülbelül 20 %-át én végeztem el, a többi résztvevő adatfelvételét kutatási terepgyakorlatot teljesítő alapszakos hallgatók végezték, akik betanítását és koordinálását is én végeztem. A kísérlet adminisztratív teendőit (a kísérletvezetők és kísérleti résztvevők ráérésének bekérése, az adatfelvételek időpontjának szervezése) is lebonyolítottam. Az adatfelvételek lezárulása után megírtam az adatfeldolgozó és elemző scripteket. Ezután az eredmények értelmezését végeztem el, továbbá megírtam a dolgozatot. A kutatási projekt mérföldköveinél a témavezetőmmel konzultációkat folytattam, ahol visszajelzéseket kaptam, valamint segítséget az esetleges elakadásokban. Továbbá témavezetőm több körben nézte át jelen dolgozatot és javaslatokkal látta el.

Nyilatkozat mesterséges intelligencia használatáról

A kutatási projekt programozási feladatai során (ASRT feladat módosítása, adatok feldolgozása és elemzése, az ábrák elkészítése) a ChatGPT 3.5 és 4o verzióját használtam (OpenAI, 2024) a kódolási hibák megoldásának gyorsabbá tétele céljából.

Felhasznált irodalom

- Barr, D. J., Levy, R., Scheepers, C., & Tily, H. J. (2013). Random effects structure for confirmatory hypothesis testing: Keep it maximal. *Journal of Memory and Language*, 68(3), 255–278. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2012.11.001>
- Bates, D., Kliegl, R., Vasishth, S., & Baayen, H. (2018). *Parsimonious Mixed Models* (arXiv:1506.04967). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.04967>
- Batterink, L. J., Reber, P. J., & Paller, K. A. (2015). Functional differences between statistical learning with and without explicit training. *Learning & Memory*, 22(11), 544–556. <https://doi.org/10.1101/lm.037986.114>
- Bogaerts, L., Siegelman, N., Christiansen, M. H., & Frost, R. (2022). Is there such a thing as a ‘good statistical learner’? *Trends in Cognitive Sciences*, 26(1), 25–37. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2021.10.012>
- OpenAI, ChatGPT, 2024. december 27., chat.openai.com/APA
- Conway, C. M. (2020). How does the brain learn environmental structure? Ten core principles for understanding the neurocognitive mechanisms of statistical learning. *Neuroscience and biobehavioral reviews*, 112, 279–299. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2020.01.032>
- 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>
- Erickson, L. C., Kaschak, M. P., Thiessen, E. D., & Berry, C. A. S. (2016). Individual Differences in Statistical Learning: Conceptual and Measurement Issues. *Collabra*, 2(1), 14. <https://doi.org/10.1525/collabra.41>

- Feng, Z., Zhu, S., Duan, J., Lu, Y., & Li, L. (2023). Cross-modality effect in implicit learning of temporal sequence. *Current Psychology*, 42(36), 32125–32133.
<https://doi.org/10.1007/s12144-022-04228-y>
- Fox, J., Weisberg, S., Price, B., Adler, D., Bates, D., Baud-Bovy, G., Bolker, B., Ellison, S., Firth, D., Friendly, M., Gorjanc, G., Graves, S., Heiberger, R., Krivitsky, P., Laboissiere, R., Maechler, M., Monette, G., Murdoch, D., Nilsson, H., ... R-Core. (2024). *car: Companion to Applied Regression* (Verzió 3.1-3) [Software].
<https://cran.r-project.org/web/packages/car/index.html>
- Frost, R., Armstrong, B. C., Siegelman, N., & Christiansen, M. H. (2015). Domain generality versus modality specificity: The paradox of statistical learning. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(3), 117–125. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2014.12.010>
- Garber, D., & Fiser, J. (2024). *Structure transfer and consolidation in visual implicit learning* (o. 2024.06.20.599904). bioRxiv. <https://doi.org/10.1101/2024.06.20.599904>
- Garner, K. G., Lynch, C. R., & Dux, P. E. (2016). Transfer of training benefits requires rules we cannot see (or hear). *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 42(8), 1148–1157. <https://doi.org/10.1037/xhp0000215>
- Haider, H., Esser, S., & Eberhardt, K. (2020). Feature codes in implicit sequence learning: Perceived stimulus locations transfer to motor response locations. *Psychological Research*, 84(1), 192–203. <https://doi.org/10.1007/s00426-018-0980-0>
- Harris, C. R., Millman, K. J., van der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., Wieser, E., Taylor, J., Berg, S., Smith, N. J., Kern, R., Picus, M., Hoyer, S., van Kerkwijk, M. H., Brett, M., Haldane, A., del Río, J. F., Wiebe, M., Peterson, P., ... Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), Article 7825. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>

- Holm, S. (1979). A simple sequentially rejective multiple test procedure. *Scandinavian Journal of Statistics. Theory and Applications*, 6(2), 65–70.
- 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 Jr., J. H., & Howard, D. V. (1997). Age differences in implicit learning of higher order dependencies in serial patterns. *Psychology and Aging*, 12, 634–656. <https://doi.org/10.1037/0882-7974.12.4.634>
- Kirkham, N. Z., Slemmer, J. A., & Johnson, S. P. (2002). Visual statistical learning in infancy: Evidence for a domain general learning mechanism. *Cognition*, 83(2), B35–B42. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(02\)00004-5](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(02)00004-5)
- Lenth, R. V., Banfai, B., Bolker, B., Buerkner, P., Giné-Vázquez, I., Herve, M., Jung, M., Love, J., Miguez, F., Piaskowski, J., Riebl, H., & Singmann, H. (2024). *emmeans: Estimated Marginal Means, aka Least-Squares Means* (Verzió 1.10.6) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/emmeans/index.html>
- Lerner, I., & Gluck, M. A. (2019). Sleep and the extraction of hidden regularities: A systematic review and the importance of temporal rules. *Sleep Medicine Reviews*, 47, 39–50. <https://doi.org/10.1016/j.smrv.2019.05.004>
- Lieberman, M. D. (2000). Intuition: A social cognitive neuroscience approach. *Psychological Bulletin*, 126, 109–137. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.126.1.109>
- Lüdecke, D., Bartel, A., Schwemmer, C., Powell, C., Djalovski, A., & Titz, J. (2024). *sjPlot: Data Visualization for Statistics in Social Science* (Verzió 2.8.17) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/sjPlot/index.html>

Lüdecke, D., Ben-Shachar, M. S., Patil, I., Waggoner, P., & Makowski, D. (2021).

performance: An R Package for Assessment, Comparison and Testing of Statistical Models. *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3139.

<https://doi.org/10.21105/joss.03139>

McKinney, W. (2010). *Data Structures for Statistical Computing in Python*. 56–61.

<https://doi.org/10.25080/Majora-92bf1922-00a>

Németh, D., Gerbier, E., Born, J., Rickard, T., Diekelmann, S., Fogel, S., Genzel, L., Prehn-

Kristensen, A., Payne, J., Dresler, M., Simor, P., Mazza, S., Hoedlmoser, K., Ruby, P., Spencer, R. M. C., Albouy, G., Vékony, T., Schabus, M., & Janacsek, K. (2024).

Optimizing the methodology of human sleep and memory research. *Nature Reviews Psychology*, 3(2), 123–137. <https://doi.org/10.1038/s44159-023-00262-0>

Nemeth, D., Janacsek, K., Londe, Z., Ullman, M. T., Howard, D. V., & Howard, J. H. (2010).

Sleep has no critical role in implicit motor sequence learning in young and old adults. *Experimental Brain Research*, 201(2), 351–358. <https://doi.org/10.1007/s00221-009-2024-x>

Pesthy, O., Farkas, K., Sapey-Triomphe, L.-A., Guttengéber, A., Komoróczy, E., Janacsek, K.,

Réthelyi, J. M., & Németh, D. (2023). Intact predictive processing in autistic adults: Evidence from statistical learning. *Scientific Reports*, 13(1), Article 1.

<https://doi.org/10.1038/s41598-023-38708-3>

R Core Team (2024). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.

Romano Bergstrom, J. C., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2012). Enhanced implicit

sequence learning in college-age video game players and musicians. *Applied Cognitive Psychology*, 26, 91–96. <https://doi.org/10.1002/acp.1800>

- Rosenthal, C. R., Ng, T. W. C., & Kennard, C. (2013). Generalisation of New Sequence Knowledge Depends on Response Modality. *PLOS ONE*, 8(2), e53990.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0053990>
- Satterthwaite, F. E. (1941). Synthesis of variance. *Psychometrika*, 6(5), 309–316.
<https://doi.org/10.1007/BF02288586>
- Schielzeth, H., Dingemanse, N. J., Nakagawa, S., Westneat, D. F., Allogue, H., Teplitsky, C., Réale, D., Dochtermann, N. A., Garamszegi, L. Z., & Araya-Ajoy, Y. G. (2020). Robustness of linear mixed-effects models to violations of distributional assumptions. *Methods in Ecology and Evolution*. <https://pub.uni-bielefeld.de/record/2945047>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., Christiansen, M. H., & Frost, R. (2017). Towards a theory of individual differences in statistical learning. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 372(1711), 20160059.
<https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0059>
- 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>
- Singmann, H., Bolker, B., Westfall, J., Aust, F., Ben-Shachar, M. S., Højsgaard, S., Fox, J., Lawrence, M. A., Mertens, U., Love, J., Lenth, R., & Christensen, R. H. B. (2024). *afex: Analysis of Factorial Experiments* (Verzió 1.4-1) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/afex/index.html>
- Turk-Browne, N. B., & Scholl, B. J. (2009). Flexible visual statistical learning: Transfer across space and time. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 35(1), 195–202. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.35.1.195>
- Ullman, M. T. (2016). Chapter 76 - The Declarative/Procedural Model: A Neurobiological Model of Language Learning, Knowledge, and Use. In G. Hickok & S. L. Small

(Szerk.), *Neurobiology of Language* (o. 953–968). Academic Press.

<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-407794-2.00076-6>

Vakil, E., Bloch, A., & Cohen, H. (2017). Anticipation Measures of Sequence Learning:

Manual versus Oculomotor Versions of the Serial Reaction Time Task. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 70(3), 579–589.

<https://doi.org/10.1080/17470218.2016.1172095>

Vékony, T., Ambrus, G. G., Janacsek, K., & Nemeth, D. (2022). Cautious or causal? Key implicit sequence learning paradigms should not be overlooked when assessing the role of DLPFC (Commentary on Prutean et al.). *Cortex*, 148, 222–226.

<https://doi.org/10.1016/j.cortex.2021.10.001>

Vékony, T., Takács, Á., Pedraza, F., Haesebaert, F., Tillmann, B., Mihalecz, I., Phelipon, R., Beste, C., & Nemeth, D. (2023). Modality-specific and modality-independent neural representations work in concert in predictive processes during sequence learning.

Cerebral Cortex, 33(12), 7783–7796. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhad079>

Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., François, R., Grolemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Müller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., ... Yutani, H. (2019). Welcome to the Tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686.

<https://doi.org/10.21105/joss.01686>

Zolnai, T. (2023). *Tzolnai/Child_ASRT_eye_tracking* [Python].

https://github.com/tzolnai/Child_ASRT_eye_tracking (Original work published 2023)

Zolnai, T., Dávid, D. R., Pesthy, O., Nemeth, M., Kiss, M., Nagy, M., Nemeth, D., & Ergul, A. (2022). Measuring statistical learning by eye-tracking. *Experimental Results*, 3, e10.

<https://doi.org/10.1017/exp.2022.8>