

Autoreferat

1. Imię i nazwisko.

Robert Mackiewicz

2. Posiadane dyplomy, stopnie naukowe lub artystyczne – z podaniem podmiotu nadającego stopień, roku ich uzyskania oraz tytułu rozprawy doktorskiej.

1999 – doktor nauk humanistycznych w zakresie psychologii – nadany przez Wydział Nauk Społecznych Katolickiego Uniwersytetu Lubelskiego na podstawie rozprawy pt.:
Rozumowanie warunkowe w interpretacji teorii modeli umysłowych (psychologiczne badania eksperymentalne). Promotor: prof. dr hab. Zdzisław Chlewiński, recenzenci: prof. dr hab. Jerzy Brzeziński, prof. dr hab. Andrzej Falkowski.

1995 – licencjat filologii angielskiej – Katolicki Uniwersytet Lubelski

1993 – magister psychologii – Katolicki Uniwersytet Lubelski

3. Informacja o dotychczasowym zatrudnieniu w jednostkach naukowych lub artystycznych.

1.10.1993 – 30.09.2001 asystent oraz adiunkt, Wydział Nauk Społecznych Katolicki Uniwersytet Lubelski

1.10.2021 – obecnie adiunkt Wydział Psychologii Uniwersytetu SWPS

Funkcje pełnione w Uniwersytecie SWPS:

1.03.2022 – 30.09.2022 – p.o. Kierownika Katedry Psychologii Ekonomicznej i Biznesu

1.06.2014 – 30.09.2019 – Pełnomocnik Dziekana ds. nauki

1.07.2013 – 31.05.2014 – Pełnomocnik Dziekana ds. nauki i współpracy międzynarodowej

1.10.2006 – 30.09.2008 – Prodziekan Wydziału Psychologii

1.01.2005 – 30.09.2006 – Zastępca Dyrektora Instytutu Podstaw Psychologii

4. Omówienie osiągnięć, o których mowa w art. 219 ust. 1 pkt. 2 ustawy z dnia 20 lipca 2018r. Prawo o szkolnictwie wyższym i nauce (Dz. U. z 2021 r. poz. 478 z późn. zm.).

4.1 Tytuł osiągnięcia

W skład zgłaszanego przeze mnie osiągnięcia wchodzi 8 artykułów, które wymieniłem w Załączniku 3 do złożonego przeze mnie *Wniosku o przeprowadzenie postępowania w sprawie nadania stopnia doktora habilitowanego*. W artykułach tych, wraz ze współautorami, przedstawiam teorię kinematycznych modeli umysłowych oraz badania empiryczne, które

potwierdzają przewidywania z niej wynikające. Wkład tych badań w rozwój psychologii polega na wykazaniu, że:

- 1) Ludzie tworzą w umyśle schematyczne modele umysłowe, które odzwierciedlają strukturę relacji, takich jak uporządkowanie jakiegoś zbioru obiektów.
- 2) Potrafią przekształcać te umysłowe modele i tworzyć kinematyczne symulacje odzwierciedlające kolejne kroki niezbędne do przekształcania relacji.
- 3) Dzięki kinematycznym symulacjom potrafią stworzyć w języku naturalnym algorytmy przekształcające relacje, na przykład odwracające kolejność uporządkowanych obiektów. Takie potoczne algorytmy potrafią tworzyć nie tylko osoby dorosłe, ale także dzieci 10 -11 letnie.
- 4) W sytuacji, gdy środowisko wykonywania algorytmu ułatwia umysłową symulację procesu, nawet ludzie bez specjalistycznej wiedzy potrafią stworzyć ogólne algorytmy zawierające pętle operacji.

Ten cykl tekstów zatytułowałem:

Rola kinematycznych modeli umysłowych w rozumieniu relacji i tworzeniu potocznych algorytmów.

Teoria kinematycznych modeli umysłowych jest rozszerzeniem teorii modeli umysłowych Philipa Johnson-Lairda (1983). W punkcie 4.2. przedstawiam główne zasady tej teorii. W kolejnych dwóch punktach omawiam prace wchodzące w skład prezentowanego przeze mnie cyklu wraz z opisem mojego wkładu w opisane w nich badania. W punkcie 4.3. opisuję badania, w których zastosowałem teorię modeli do wyjaśniania, jak ludzie wyciągają wnioski z relacji binarnych (np. A jest większe niż B) oraz numerycznych (np. A jest większe niż 27), które są połączone przy pomocy różnych spójników logicznych. W punkcie 4.4 przedstawiam badania odnoszące się do rozumienia i tworzenia algorytmów pozwalających na przekształcanie relacji porządkowych (np. odwrócenie kolejności obiektów). W punkcie 4.5. opisuję, jakie znaczenie mają umysłowe symulacje w odkrywaniu algorytmów wykonujących funkcje o różnym poziomie złożoności. W punkcie 4.6. opisuję to, jakie jest praktyczne znaczenie badań na temat tego, jak ludzie nie mający wykształcenia w programowaniu, logice i matematyce tworzą algorytmy oraz jakie dalsze kroki zostały zaplanowane w rozwoju teorii kinematycznych modeli umysłowych.

4.2. Teoria modeli umysłowych

Koncepcja modeli umysłowych pochodzi do Craike'a (1943), ale współczesna wersja tej teorii została przedstawiona po raz pierwszy przez Johnson-Lairda (1983). Główne tezy teorii modeli zostały zwerbalizowane na wiele różnych sposobów. W opisie, którego ja byłem autorem podkreśliłem fakt, że modele umysłowe reprezentują relacje. Dosłownie, zaproponowane przeze mnie sformułowanie brzmi tak: "Główna teza teorii zakłada, że ludzie tworzą w swoich umysłach ikoniczne modele, które jak najwierniej odzwierciedlają strukturę tego, co reprezentują. Modele te przedstawiają relacje, pomijając zbędne detale."

(Mackiewicz, Bucciarelli, Khemani, Johnson-Laird, 2024, s. 757, poz. 7 w Wykazie osiągnięć). Modele umysłowe są tworzone zgodnie z trzema zasadami. Po pierwsze: *Modele umysłowe są ikoniczne, ale nie są wyobrażeniami*. Nie tak dawno Philip Johnson-Laird wraz z Keithem Oatley'em napisali artykuł o tym, dlaczego poezja wywołuje emocje (Johnson-Laird i Oatley, 2022). Przywołuję ten artykuł tutaj, ponieważ autorzy piszą w nim, że jednym z warunków zrozumienia poezji jest stworzenie w umyśle modelu odzwierciedlającego relacje opisane przez poetę. Myślę, że ten przykład najlepiej oddaje to, na czym polega ikoniczność modelu.

Każdy absolwent szkoły podstawowej w Polsce zna strofy z liryk łożańskich Adama Mickiewicza:

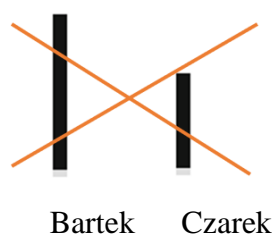
Polały się łąy me czyste, rzęsiste,
Na me dzieciństwo sielskie, anielskie.

Jesteśmy w stanie wyobrazić sobie lejące się czyste łąy i nawet jesteśmy w stanie jakoś wyobrazić sobie sielskie dzieciństwo. Ale nie jesteśmy w stanie wyobrazić sobie dosłownie leżących się na to dzieciństwo. Jednak rozumiemy „co autor miał na myśli”, bo jesteśmy w stanie w naszym umyśle stworzyć ikoniczny model odzwierciedlający relacje „łania się” czegoś na coś. Nie trzeba dosłownie wyobrażać sobie obiektów, o których mowa, aby zrozumieć jaka jest relacja między nimi. Wystarczy ich symboliczna reprezentacja w umyśle. Zbyt dosłowne wyobrażania mogą nawet utrudnić zrozumienie na czym polega relacja opisana w danej sytuacji (Knauff i Johnson-Laird, 2003). Teza, że modele umysłowe odzwierciedlają relacje w ikoniczny sposób została potwierdzona w odniesieniu do wielu dziedzin: relacji logicznych (np. Khemlani i Johnson-Laird, 2012), przestrzennych (np. Ragni, Sonntag i Johnson-Laird, 2016), czy czasowych (Juhos, Quelhas, Johnson-Laird, 2012).

Oprócz ikoniczności, drugą ważną cechą modeli jest to, że *różne relacje są reprezentowane przez różne modele*. Wynika z niej na przykład to, że informacje o tym, że

Albo Adam jest wyższy od Bartka
 albo Bartek nie jest wyższy od Czarka.

będą reprezentowane przez dwa modele, które w ikoniczny sposób będą odzwierciedlać to, kto jest wyższy od kogo. Symbolicznie można te modele przedstawić na przykład w postaci takich dwóch diagramów:



Można też je zapisać tak:

Adam > Bartek

\neg Bartek > Czarek

Oba zapisy są tożsame, bo odzwierciedlają fakt, że rozłączna alternatywa albo – albo jest reprezentowana przez dwa modele. Drugi człon alternatywy jest zanegowany, co też jest odzwierciedlone w obu zapisach (poprzez przekreślenie lub symbol negacji \neg). Nie wiadomo jak poszczególne osoby reprezentują negację w umyśle. Niemniej jednak wiele badań potwierdza, że rzeczywiście ludzie tworzą coś w rodzaju „epistemicznych tagów”, czyli umysłowych adnotacji reprezentujących to, czy dany model odzwierciedla relację, która jest możliwa, nie jest możliwa (Orenes, 2021), albo która jest tylko hipotetyczna („Gdyby Bill Gates potrzebował pieniędzy, chętnie bym mu pożyczył” – przykład z Johnson-Laird i Byrne, 2002).

Z tego, że różne sytuacje są reprezentowane przez różne modele wynika jedna z najważniejszych hipotez teorii modeli: *Im więcej modeli odzwierciedla relacje, tym trudniej jest wyciągnąć poprawne wnioski dotyczące relacji, które nie są jawnie reprezentowane w tych modelach.* Jeżeli więc ktoś miałby odpowiedzieć na pytanie, co wynika z przesłanek:

Albo Adam jest wyższy od Bartka albo Bartek nie jest wyższy od Czarka.

oraz

Adam jest wyższy od Bartka

mógłby mieć kłopot z wyciągnięciem wniosku, że Adam jest wyższy do Czarka.

Wyciągnięcie takiego wniosku wymaga zintegrowania informacji z dwóch modeli:

Adam > Bartek

\neg Bartek > Czarek

z przesłanką kategorialną, że „Adam jest wyższy od Bartka”. Najprościej jest uznać, że przesłanka kategorialna potwierdza pierwszy model i eliminuje drugi. Tylko, że z tego nic nie wynika na temat relacji między Adamem i Czarkiem. Inaczej jest, gdy pierwsza przesłanka zostanie przedstawiona jako równoważność:

Adam jest wyższy od Bartka wtedy i tylko wtedy, gdy Bartek jest wyższy od Czarka.

Zdania *p albo nie q* oraz *p wtedy i tylko wtedy, gdy q* są logicznie tożsame. Ale modele umysłowe odzwierciedlające obie relacje logiczne tożsame nie są. Równoważność *p wtedy i tylko wtedy, gdy q*, bardzo często jest reprezentowana tylko przez jeden model.

p q

W tym przypadku łatwo zintegrować oba człony równoważności w jednym modelu

Adam > Bartek > Czarek

Ponieważ model ten reprezentuje wprost relację między Adamem a Czarkiem, więc dostrzeżenie, że Adam jest wyższy od Czarka powinno być łatwiejsze.

Przedstawiony powyżej przykład pochodzi z pracy Mackiewicz i Johnson-Laird (2012, poz. 1 w Wykazie). Oba te wnioskowania zostały przedstawione uczestnikom w Eksperymentie 2. Zgodnie z przewidywaniem wynikającym z teorii modeli znacznie więcej osób (33%) wyciągnęło wniosek, że Adam jest wyższy niż Bartek wtedy, gdy pierwszą przesłanką była równoważność niż wtedy, gdy pierwszą przesłanką była rozłączna alternatywa (11%).

Trzecią właściwością modeli umysłowych jest to, że *modele nie reprezentują tego, co jest fałszywe*. Modele przedstawionej wyżej rozłącznej alternatywy opisującej relacje między Adamem, Bartkiem i Czarkiem odzwierciedlają, co jest możliwe, gdy człony alternatywy są prawdziwe, ale nie reprezentują tego, że gdy jeden człon jest prawdziwy, to drugi musi być fałszywy. Przykładem może być następujące wnioskowanie:

Tylko jedno z poniższych stwierdzeń jest prawdziwe:

Jeżeli gracz ma w ręku króla, to ma też w ręku asa.

Jeżeli gracz nie w ręku króla, to ma też w ręku asa.

Czy jest możliwe, aby gracz miał asa?

Praktycznie w każdym eksperymencie, w którym uczestnikom przedstawiono to zadanie wszyscy twierdzili, że jest możliwe, aby gracz miał w ręku asa (por. Mackiewicz, 2000).

Wniosek ten wydaje się poprawny, ponieważ jest zgodny z modelami reprezentującymi obie implikacje:

Król	As
\neg Król	As

Jest to jednak wniosek błędny. Modele umysłowe nie reprezentują tego, co jest fałszywe. A więc, gdy pierwsza implikacja jest prawdziwa, to druga musi być fałszywa. Implikacja jest fałszywa tylko w jednym przypadku, gdy prawdziwy jest poprzednik, a fałszywy następnik. Oznacza to więc, że gracz nie ma króla i nie ma asa. Jeżeli natomiast druga implikacja jest prawdziwa, to pierwsza jest fałszywa, czyli gracz ma króla i nie ma asa. Bez względu na to, która implikacja jest prawdziwa, a która fałszywa, gracz nie może mieć w ręku asa. Zasada, że modele nie reprezentują tego, co jest fałszywe jest przyczyną pojawiania się tak zwanych iluzorycznych wnioskowań. Nazwa, po raz pierwszy wprowadzona przez Johnson-Lairda i Savary'ego (1996), odnosi się do sytuacji, w których zdecydowana większość uczestników eksperymentów jest przekonana, że wyciągnięte przez nich wnioski są poprawne i trudno ich przekonać, że tak nie jest. Autorzy przyrównali tę sytuację do iluzji percepcyjnych. Nawet, gdy wiemy że linie w złudzeniu Mullera – Lyera są równej długości, to i tak zmysły nas

zwodzą i ciężko nam to zaakceptować. Iluzoryczne wnioskowania są papierkiem lakmusowym dla teorii modeli. Ich istnienie nie wynika ani z teorii, które zakładają że rozumowanie jest wynikiem przekształcania reguł logicznych (np. teoria Braine’a i O’Brien’a, 1998), ani z podejść, które zakładają, że reprezentacje poznawcze są ściśle powiązane z doświadczeniami sensorycznymi i motorycznymi (np. teoria Barsalou, 2008).

4.3. Modele umysłowe i rozumienie relacji binarnych i numerycznych

Umiejętność dostrzegania relacji jest jedną z kluczowych cech inteligencji człowieka (Halford, Wilson i Phillips, 2010). Dostrzeganie relacji pozwala na porządkowanie obiektów, rozwiązywanie problemów i często jest punktem wyjścia do myślenia abstrakcyjnego. We wcześniejszych badaniach tezy teorii modeli w odniesieniu do tego, jak ludzie rozumieją relacje potwierdzili Goodwin i Johnson-Laird (2005, 2008). Nowym aspektem badań opisanych w pracy Mackiewicz i Johnson-Laird (2012, poz. 1 w Wykazie) było rozszerzenie teorii modeli na rozumowanie w sytuacji, gdy relacje są włączone (albo inaczej zagnieżdżone) w relacje logiczne. W naszych badaniach prosiliśmy uczestników, aby wyciągali wnioski z relacji binarnych typu „A jest większe niż B” oraz „A jest w tym samym miejscu co B” połączonych przy pomocy spójników równoważności oraz rozłącznej alternatywy. Wyniki badań opisanych w pracy Mackiewicz i Johnson-Laird (2012, poz. 1 w Wykazie) potwierdzają wynikającą z teorii modeli hipotezę, że wyciąganie wniosków z przesłanek zawierających równoważność jest łatwiejsze niż wtedy, gdy przesłanki zawierają rozłączną alternatywę. Jest to zgodne z zasadą, że zadania wymagające utworzenia tylko jednego modelu są łatwiejsze niż zadania wymagające stworzenia większej liczby modeli.

Wyniki naszych eksperymentów potwierdziły jednak także przewidywania specyficzne dla przesłanek zawierających równocześnie relacje logiczne i binarne. Pierwsze z tych ustaleń dotyczy wyciągania wniosków z relacji przechodnich. Taką relacją jest „większy niż” ponieważ, jeżeli A jest większe niż B oraz B jest większe niż C, to A jest większe niż C. Wyżej przedstawiłem wnioskowanie zawierające relacje przechodnią:

Adam jest wyższy od Bartka wtedy i tylko wtedy, gdy Bartek jest wyższy od Czarka.
Adam jest wyższy od Bartka.

Z przesłanek tych można wyciągnąć wniosek przechodni – Adam jest wyższy od Czarka lub nieprzechodni – Bartek jest wyższy od Czarka. Wniosek przechodni wymaga zintegrowania relacji w jeden model. Do wyciągnięcia wniosku nieprzechodniego wystarczy jedynie

uświadomić sobie, że jeżeli pierwsza relacja jest prawdziwa, to druga też. Teoria modeli zakłada, że zintegrowanie relacji wymaga wysiłku, tak więc wyciągnięcie wniosku przechodniego powinno być trudniejsze niż wyciągnięcie wniosku nieprzechodniego. Wyniki te zostały potwierdzone eksperymentalnie (Mackiewicz i Johnson-Laird, 2012, pozycja 1 w Wykazie).

Teoria modeli przewiduje również, że łatwiej jest wyciągać wnioski z relacji symetrycznych niż asymetrycznych. Z relacją symetryczną mamy do czynienia wtedy, gdy można zamienić kolejność terminów związanych relacją. W swoich eksperymentach wykorzystaliśmy relację „jest w tym samym miejscu”. Jeżeli Adam jest w tym samym miejscu co Bartek, to Bartek jest w tym samym miejscu co Adam. Relacja „wyższy niż” jest asymetryczna. Z tego, że Adam jest wyższy od Bartka nie wynika, że Bartek jest wyższy od Adama. W przypadku relacji asymetrycznej w modelu umysłowym musi być reprezentowany kierunek relacji. Stworzenie takiego modelu powinno więc wymagać więcej wysiłku niż w przypadku modelu relacji symetrycznych. Przewidywanie to zostało potwierdzone w eksperymentach 1 oraz 2 opisanych w pracy Mackiewicz i Johnson-Laird (2012, poz. 1 w Wykazie).

Jak napisałem w punkcie 4.2 papierkiem lakmusowym dla teorii modeli jest obecność iluzorycznych wnioskowań. Potwierdziliśmy to także w odniesieniu do wnioskowań z relacji połączonych spójnikami logicznymi. W eksperymentach 3 oraz 3a prezentowaliśmy uczestnikom np. takie zadanie:

Albo: Adam nie jest w tym samym miejscu co Bartek.

Albo: Bartek nie jest w tym samym miejscu co Czarek.

Czy jest możliwe, aby wszystkie trzy osoby były w różnych miejscach?

Teoria modeli przewiduje odpowiedź „Tak” ponieważ modele umysłowe reprezentują tylko to, co może mieć miejsce, gdy pierwsza lub druga alternatywa jest prawdziwa:



Na powyższych diagramach zaznaczyłem różne miejsca przy pomocy ramek. Modele umysłowe obu przesłanek reprezentują tylko te sytuacje, w których każda z osób jest w innym miejscu. Taką odpowiedź podało około 2/3 uczestników eksperymentów. Jest to

jednak odpowiedź błędna, a błąd wynika z tego, że modele umysłowe nie reprezentują tego, co jest fałszywe. A więc albo Adam i Bartek są w tym samym miejscu (gdy pierwsza relacja jest fałszywa), albo Bartek i Czarek są w tym samym miejscu (gdy druga relacja jest fałszywa).

W badaniach, które prowadziłem z Pawłem Koniakiem (Mackiewicz, Koniak, 2013, poz. 2 w Wykazie) wykazaliśmy, że wnioskowania iluzoryczne mają miejsce także wtedy, gdy treść przesłanek odnosi się do relacji numerycznych. Może to być na przykład taka relacja:

Przeciętny czas życia muszki owocowej (*drosophila melanogaster*) jest albo krótszy niż 9 dni albo jest krótszy niż 27 dni.

Zgodnie z teorią modeli umysłowych informacja ta może być reprezentowana jako dwa modele:

Czas życia muszki < 9 dni

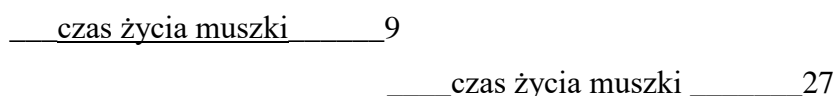
Czas życia muszki < 27 dni

W obu modelach nie jest odzwierciedlone to, że jeżeli jedna informacja jest prawdziwa, to druga musi być fałszywa. A zatem, gdy prawdziwa jest informacja pierwsza, to fałszywa jest druga. To jednak prowadzi do sprzeczności – czas życia muszki nie może być równocześnie krótszy niż 9 dni i nie krótszy niż 27 dni. Należy więc rozważyć inną możliwość: pierwsza informacja jest fałszywa, a druga prawdziwa. W takim przypadku można wyciągnąć wniosek, że muszki żyją pomiędzy 9 a 27 dni. Fakt, ten można przedstawić na przykład w postaci następującej osi liczbowej:

9 _____ czas życia muszki _____ 27

Hipoteza dotycząca tego, że relacje numeryczne są reprezentowane tak, jakby liczby były umieszczone na swego rodzaju umysłowej osi liczbowej jest dosyć powszechnie przyjmowana (por. Dehaene i Akhavein, 1995), aczkolwiek teoria modeli umysłowych nie rozstrzyga tego, jaka jest reprezentacja relacji numerycznych. Istotne jest jednak to, że uczestnicy badania nie integrują informacji z obu przesłanek. Nawet jeżeli reprezentują

relacje numeryczne na osi liczbowej, to raczej tworzą dwie odrębne takie reprezentacje. Symbolicznie można je zobrazować w postaci dwóch diagramów:



O tym, że tak jest świadczy powszechność iluzorycznych wnioskowań, jakie zidentyfikowaliśmy w Eksperymentcie 1: 88% uczestników podało błędną odpowiedź, nie zauważając, że okres życia muszki owocowej musi być liczbą pomiędzy 9 a 27. Liczba błędnych odpowiedzi była niższa, gdy użyliśmy materiału ze świata polityki (61%), ale powodem tego nie tyle było poprawne reprezentowanie relacji, co raczej niechęć do uznawania twierdzeń politycznych za prawdziwe. W Eksperymentcie 2 „włożyliśmy” stwierdzenia odnoszące się do wiedzy ogólnej i stwierdzenia abstrakcyjne w usta zmyślonych przez nas polityków. Chcieliśmy sprawdzić, czy sympatia wobec nadawcy ma jakikolwiek związek z tendencją do iluzorycznych wnioskowań. Jak się okazało nie było istotnego związku: tylko w 14% odpowiedzi uczestnicy podali jako odpowiedź liczbę pomiędzy granicami obu przedziałów. Co ciekawe, wystąpiła pozytywna korelacja pomiędzy oceną tego, na ile polityk był lubiany a tendencją do powtarzania jego wypowiedzi (co de facto oznaczało iluzoryczne wnioskowanie). Wprawdzie aspekty społeczne są poza zakresem niniejszego opisu osiągnięcia (dalej analizowaliśmy to w pracy Mackiewicz i Koniak, 2014), to jednak warto zwrócić uwagę, że tendencja do iluzorycznych wnioskowań może być modyfikowana przez aspekty pragmatyczne. Tak więc potwierdziliśmy zjawisko opisane wcześniej w odniesieniu do implikacji (Johnson-Laird i Byrne, 2002) także w odniesieniu do relacji numerycznych.

Opisane powyżej wyniki eksperymentów potwierdzają tezę, że nawet osoby bez wykształcenia w logice i matematyce potrafią reprezentować relacje w swoim umyśle. Reprezentują je w postaci modeli umysłowych, które odzwierciedlają, czy relacja jest symetryczna, asymetryczna oraz przechodnia.

4.4. Teoria kinematycznych modeli umysłowych

Teoria kinematycznych modeli umysłowych jest rozszerzeniem teorii modeli w odniesieniu do relacji, które zmieniają się w czasie. Po raz pierwszy teoria kinematycznych modeli została opisana w tekście Khemlani, Mackiewicz, Bucciarelli i Johnson-Laird (2013, poz. 3 w Wykazie). Teorię tę opracowałem wspólnie z Philipem Johnson-Lairdem (obecnie

emiritus w Princeton University i visiting profesor w New York University), Sangeetem Khemlanim (Artificial Intelligence Unit, Naval Research Lab, Washington DC) oraz Monicą Bucciarelli (Uniwersytet w Turynie). Prowadzone przez nas badania trwały od 2013 do 2022 roku. Opublikowaliśmy w sumie 6 artykułów. Wszystkie włączam do zestawu przedkładanego jako osiągnięcie w myśl art. 219 ust. 1 pkt. 2 ustawy prawo o szkolnictwie wyższym (pozycje 3 – 8 w Wykazie). Udział całej czwórki autorów w tym projekcie badawczym był równorzędny. Wspólnie pracowaliśmy nad teorią, projektowaniem badań, które z niej wynikają oraz sposobem ich prezentacji w postaci tekstu. Niemniej jednak poszczególni członkowie zespołu byli czasem bardziej zaangażowani w pewne zadania niż inni. Szczegółowo wkład każdego z nas jest przedstawiony w Wykazie osiągnięć oraz w oświadczeniu współautorów, które zostały dołączone do Wniosku.

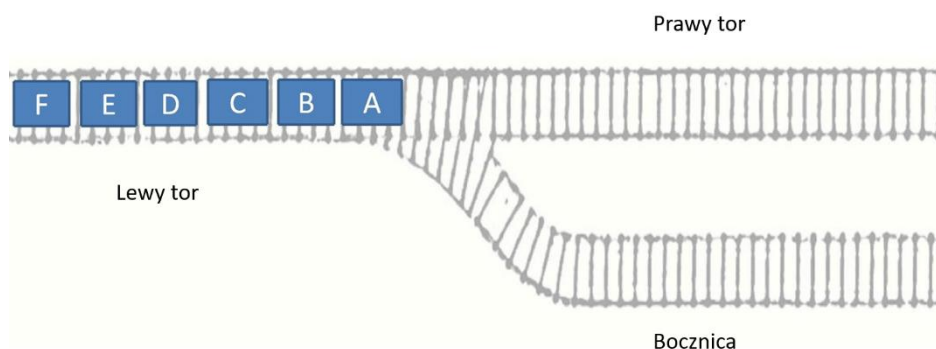
W pierwszym tekście (Khemlani i współprac., 2013, pozycja 3 w Wykazie) w następujący sposób opisaliśmy znaczenie naszych badań:

„Opracowaliśmy teorię wyjaśniającą, w jaki sposób symulacje umysłowe leżą u podstaw abdukcji (inaczej tworzenia) nieformalnych algorytmów oraz dedukcji wynikających z tych algorytmów. Przetestowaliśmy tę teorię w zadaniach, które pozwalały na sprawdzenie, jak osoby bez specjalistycznej wiedzy myślą o algorytmach. Uczestnicy rozwiązywali problemy, formułowali i opisywali własnymi słowami algorytmy, które rozwiązywały te problemy, oraz dedukowali konsekwencje wynikające z tych algorytmów.” (Khemlani i współprac., 2013, s. 16766).

W tym opisie podkreśliliśmy fakt, że teoria była testowana w zadaniach, które mogły wykonywać osoby bez specjalistycznej wiedzy o algorytmach i programowaniu. Zadania te miały różne wersje, ale we wszystkich wykorzystaliśmy stworzone przez nas środowisko badawcze, które nazwaliśmy „środowiskiem pociągowym”. Jak się okazało, środowisko to idealnie nadawało się do testowania tego, jak ludzie symulują różnego rodzaju przekształcenia relacji. Wykorzystaliśmy więc to środowisko we wszystkich badaniach jakie prowadziliśmy. Tym środowiskiem jest prosty system składający się z głównego toru, po którym przesuwają się wagony oraz bocznicy. Było ono prezentowane uczestnikom w różny sposób: w postaci gry komputerowej, w postaci diagramu na monitorze, w postaci zdjęć i w postaci zabawkowych kolejek. Dwa z tych sposobów przedstawiam na Rysunku 1.

Rysunek 1. Dwie wersje prezentacji środowiska pociągowego: Panel A – prezentacja na monitorze (np. Khemalni i współprac., 2013 poz. 3 w Wykazie, Mackiewicz i współprac., 2024, poz. 7 w Wykazie), Panel B – prezentacja w formie drewnianej kolejki (np. Bucciarelli i współprac., 2016, 2018, poz. 4 i 5 w Wykazie). W obu wersjach na lewym torze ustawiona jest początkowa konfiguracja wagonów.

A: Prezentacja na monitorze komputera.



B: Prezentacja w formie zabawy z wykorzystaniem drewnianych kolejek



W środowisku pociągowym obowiązywały następujące zasady ruchu wagonów na torach:

1. Wagony poruszają się samodzielnie (nie ma lokomotywy).
2. Wagony nie mogą przeskakiwać jeden nad drugim, można jednak przejeżdżać dwoma wagonami na raz (na przykład można równocześnie przejechać wagonami BA na Rys. 1, panel A).
3. Wagony, które przejechały na prawy tor (część głównego toru nad bocznica) nie mogą już wrócić na tor lewy.
4. Wagony, które przejechały na bocznice nie mogą bezpośrednio przejechać na prawy tor, mogą natomiast wrócić na tor lewy i z niego przejechać na tor prawy.
5. Wagony mogą wielokrotnie przejeżdżać na bocznice i z niej wracać na lewy tor.

Środowisko pociągowe jest de facto komputerem. Przy pomocy tego komputera można dokonać dowolnego przekształcenia relacji pomiędzy wagonami. Wykazaliśmy to w naszym teoretycznym artykule (Johnson-Laird i współprac., 2022, pozycja 8 w Wykazie), zwracając uwagę na to, że zarówno bocznica jak i lewy tor mogą służyć jako podręczny magazyn (ang. stack), który może być wykorzystany jako pamięć robocza do przechowywania pośrednich stanów procesu transformacji. W swoich eksperymentach wykorzystaliśmy osiem przekształceń relacji między wagonami. Wszystkie te przekształcenia przedstawiliśmy w Tabeli 1 w artykule Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie). W niniejszym autoreferacie przedstawię dwa z nich, które najczęściej wykorzystywaliśmy w badaniach i które istotnie różnią się trudnością. Pierwsze z nich to jedno najłatwiejszych, jakie wykorzystaliśmy. Polegało ono na zmianie kolejności wagonów na torach, co w skrócie można określić słowem *Odwrócenie*. Obiekt z pozycji pierwszej staje się ostatni, obiekt z pozycji drugiej przedostatni i tak dalej. Na przykład kolejność FEDCBA zostaje zamieniona na ABCDEF. Odwrócenie jest stosunkowo łatwo wykonać w środowisku pociągowym. Jeżeli zadanie polega na odwróceniu wagonów ustawionych na lewym torze w kolejności FEDCBA (jak na Rysunku 1, Panel A), to można wykonać Odwrócenie, przesuwając wszystkie wagony oprócz ostatniego na bocznice, ostatni wagon z toru lewego na tor prawy, a następnie pojedynczo wagony z bocznicy na lewy tor i na prawy tor. Z zadaniem tym poradzi sobie praktycznie wszyscy badani studenci Princeton (100% poprawnych rozwiązań - Khemalani i współprac., 2013, poz. 3 w Wykazie) oraz 10 letnie dzieci z Turynu (95% poprawnych rozwiązań - Bucciarelli i współprac., 2016, poz. 4 w Wykazie). Dla uczestników z obu grup nie było też szczególnie trudne opisanie, jak odwrócić kolejność sześciu wagonów, także i wtedy, gdy fizyczne przesuwanie wagonów nie było możliwe. Poradziło się z tym 89% studentów oraz 71% dzieci.

Drugim przekształceniem, które chcę tu przedstawić jest *Przekształcenie Faro*. To z kolei najtrudniejsze z tych, które wykorzystaliśmy w badaniach. Nazwa pochodzi od gry karcianej popularnej w USA w XVII i XVIII wieku. Gra ta zwykle rozpoczynała się od tego, że tasowano karty tak, że te z jednej połowy tali przeplatały się z tymi z drugiej połowy. Przekształcenie Faro czasami też jest nazywane rifle shuffle, a sprawni magicy karciani wiedzą, że kilkakrotne wykonanie takiego tasowania sprawia, że karty wracają do swojej pierwotnej kolejności. W przypadku wagonów w pociągu Przekształcenie Faro polega na wstawieniu wagonów z drugiej połowy pociągu pomiędzy wagony z pierwszej. Kolejność FEDCBA jest zamieniona na FCEBDA. Gdy zadanie dotyczyło sześciu wagonów, które można było fizycznie przesuwac po torach, poradzi sobie z nim wszyscy badani studenci i

wszystkie dzieci. Gdy nie było możliwości przesuwania wagonów, a zadanie należało rozwiązać jedynie poprzez opisanie kolejnych kroków, okazało się ono trudniejsze dla dorosłych (75% poprawnych rozwiązań – por. Mackiewicz i współprac., 2024, poz. 7 w Wykazie) oraz znacznie trudniejsze dla dzieci (59% i 34% poprawnych odpowiedzi, w zależności od tego, czy mogły gestykulować, czy nie – por. Bucciarelli i współprac., 2016, poz. 4 w Wykazie). Teoria kinematycznych modeli umysłowych wyjaśnia interakcję między rodzajem przekształcenia a sposobem tego, w jaki jest wykonywane, odwołując się do pojęcia pamięci roboczej. W teorii modeli przyjmuje się dość ogólną definicję pamięci roboczej jako „systemu lub systemów niezbędnych do czasowego podtrzymywania i przekształcania informacji” (Baddeley, 2002, s. 85). Fizyczne przesuwanie wagonów nie obciąża tego systemu, bo stan na torach jest bezpośrednio dostępny percepcyjnie. Wystarczy tylko porównać sytuację na lewym torze ze spodziewanym stanem końcowym i ustalić, który wagon ma być w danym momencie przesunięty.

W przypadku Przekształcenia Faro pierwszy ruch to proste przesunięcie pierwszego wagonu z lewego toru na tor prawy. Jeżeli kolejność wagonów na lewym torze, to FEDCBA, to ten pierwszy ruch przesunął wagon A. Kolejnym wagonem, jaki powinien znaleźć się na prawym torze jest wagon D. Ponieważ blokują go wagony CB, więc najpierw te dwa wagony trzeba przesunąć na bocznice. Pełny zapis ruchów koniecznych do wykonania Przekształcenia Faro w odniesieniu do sześciu wagonów jest następujący:

fedcba [-] -	Stan początkowy
fedcb [-] a	R1
fed [cb] a	S2
fe [cb] da	R1
fecb [-] da	L2
fec [-] bda	R1
fe [c] bda	S1
f [c] ebda	R1
fc [-] ebda	L1
[-] fcebd	R2

W powyższym zapisie uwzględniłem konwencję, której używaliśmy we wszystkich artykułach, w których opisywaliśmy badania z wykorzystaniem środowiska pociągowego. Nawias kwadratowy oznacza bocznice, tekst przed nawiasem oznacza lewy tor, tekst po nawiasie oznacza prawy tor. Symbol „-” oznacza, że w danym miejscu nie ma żadnego wagonu. W kolumnie z prawej strony opisałem symbolicznie ruchy wagonów – litera oznacza

miejsce docelowe (R – right track, czyli prawy tor; S – siding, czyli bocznica, L – left track, czyli lewy tor), a liczba to, ile wagonów zostało przesuniętych.

Zgodnie z przyjętą przez nas konwencją zapisywania ruchów wagonów, kolejne kroki niezbędne od wykonania Odwrócenia można opisać w sposób następujący:

fedcba [-] -	Stan początkowy
f [edcba] -	S5
[edcba] -f	R1
e [dcba] -f	L1
- [dcba] -fe	R1
d [cba] -fe	L1
- [cba] -dfe	R1
c [ba] -dfe	L1
- [ba] -cdfe	R1
b [a] -cdfe	L1
- [a] -bcdfe	R1
a [-] -bcdfe	L1
- [-] -abcdfe	R1

Znajdowanie kolejnych ruchów sprowadza się do rozwiązania szeregu problemów zgodnie z zasadą *sposób – cel* (Newell, 1990). W każdym kroku należy znaleźć wagon, który jako kolejny powinien znaleźć się na prawym torze (to jest cel danego kroku) i usunąć na bocznice wagony, które blokują mu drogę (to jest sposób do osiągnięcia danego kroku).

Teoria kinematycznych modeli umysłowych zakłada, że ludzie potrafią symulować w umyśle kolejne ruchy wagonów tak, jakby te wagony były przesuwane po torach. Umysłowe symulowanie kolejnych ruchów nie jest równie łatwe w przypadku każdego przekształcenia. Trudność przeprowadzenia umysłowej symulacji nie zależy od liczby ruchów, ale od złożoności algorytmu, który opisuje w jakimś języku, jak to przekształcenie należy wykonać. Kluczowym krokiem w odkryciu algorytmu jest zidentyfikowanie sekwencji powtarzających się ruchów. W przypadku Przekształcenia Faro taką sekwencją są ruchy:

R1 S2(1) R1 L2(1)

Sekwencja ta powtarza się dwa razy, ale za pierwszym razem na bocznice i na lewy tor przesuwane są dwa wagony, a za drugim razem jeden. Zmianę liczby wagonów odzwierciedlają liczby w nawiasach. Porównanie tej sekwencji z sekwencją

R1 L1

która powtarza się w zapisie ruchów odwracających kolejność wagonów, pozwala na wyciągnięcie wniosku że ludziom, którzy nie mają doświadczenia w programowaniu będzie znacznie trudniej odkryć powtarzającą się sekwencję w przypadku Przekształcenia Faro niż Odwrócenia. Odkrycie sekwencji powtarzających się ruchów znacznie ułatwia umysłową symulację, ponieważ kolejne kroki nie wymagają analizy sytuacji na torach w danym momencie – wystarczy jedynie powtórzyć te same kroki, co poprzednio. Obciążenie pamięci roboczej jest w tym przypadku znacznie mniejsze.

Złożoność algorytmu można zoperacjonalizować na różne sposoby. W naszych pracach jako miarę złożoności przyjęliśmy wskaźnik K-Kołmogorowa (Li, Vitányi, 1997). Jest to długość programu implementującego algorytm w danym języku programowania. W pracy Khemlani i współprac. (2013, poz. 3 w Wykazie) opisaliśmy działanie programu mAbducer, który modeluje odkrywanie algorytmu w drodze kinematycznych symulacji. Program jest napisany w języku LISP, a jego pełny kod dostępny jest na stronie <https://www.modeltheory.org/models/>. mAbducer symuluje kolejne kroki danego przekształcenia oraz odkrywa algorytm, który zapisuje w języku LISP. mAbducer też automatycznie tłumaczy kod LISP na uproszczony angielski. Tłumaczenia te zachowują zasadę, że im dłuższy kod w języku programowania, tym więcej słów jest w tłumaczeniu. Dokładną analizę tego, jak można w różny sposób wyrazić złożoność algorytmów przeprowadzili niedawno Todorovikj, Brand i Ragni (2022). Miary przez nich zaproponowane układają się dokładnie w taki sam trend jak przyjęta przez nas wartość współczynnika K-Kołmogorowa. Pełny kod wszystkich 8 algorytmów jakie wykorzystaliśmy oraz tłumaczenia na język angielski znajdują się w Tabeli 6 w pracy Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie). W niniejszym autoreferacie przedstawiam angielski przekład kodu LISP dla algorytmów Odwrócenie i Przekształcenie Faro.

Odwrócenie

Move one less than the cars to the siding.

Move one car to the right track.

While there are more than zero cars on the siding,

 move one car to the left track, move
 one car to the right track.

Przekształcenie Faro

Set n-of-s, to one less than half the cars. Set decrement-s to one. Set n-of-l, to one less than half the cars. Set decrement-l to one.

While there are more than two cars on the left track,

 move one car to the right track,
 move n-of-s cars to the siding,
 move one car to the right track,
 move n-of-l cars to the left track,
 take decrement-s from n-of-s,
 take decrement-l from n-of-l.

Move two cars to the right track.

Algorytm Odwrócenie składa się z 40 słów a Faro z 79. Wyniki prowadzonych przez nas badań potwierdziły główną hipotezę wynikającą z teorii kinematycznych modeli umysłowych w stosunku do wszystkich wykorzystanych przez nas algorytmów:

Symulacje umysłowe kolejnych kroków danego przekształcenia stają się trudniejsze, gdy algorytm opisujący to przekształcenie jest bardziej złożony.

Testowaliśmy dwa typy zadań wymagających umysłowych symulacji: dedukcję, czyli wyciąganie wniosków z algorytmu oraz abdukcję, czy tworzenie algorytmu. Dedukcję z algorytmu testowaliśmy w trzech eksperymentach. Pierwszy z nich został opisany w pracy Khemlani i współprac. (2013 poz. 3 w Wykazie) jako Eksperyment 3. Drugi nie został opublikowany w artykule, ale jego wyniki zamieściliśmy w serwisie Open Science Framework. (osf.io/bke3m.) oraz przedstawiliśmy w Tabeli 5 w pracy Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie). W obu tych eksperymentach wzięli udział studenci. Z kolei w trzecim eksperymentcie wzięły udział dzieci w wieku 10-11 lat. Wszystkie trzy badania potwierdziły przewidywanie teorii kinematycznych modeli umysłowych. Czas niezbędny do tego, by wyciągnąć wniosek na temat tego, jak będzie wyglądała sytuacja na torach po zastosowaniu algorytmu oraz liczba osób, które taki wniosek wyciągnęły były zgodne z przewidywaniami na podstawie współczynnika K – Kołmogorowa. Mniej osób wyciągało poprawne wnioski, gdy złożoność algorytmu była większa i zajmowało im to więcej czasu.

Z teorii kinematycznych modeli umysłowych wynika także i to, że uczestnicy eksperymentów powinni być w stanie zidentyfikować sekwencje powtarzających się kroków w ramach tych symulacji. Powinno to być widoczne w algorytmach formułowanych w języku naturalnym. Uczestnicy eksperymentów powinni używać określeń wskazujących na to, że rozumieją, że w pewnej fazie wykonanie algorytmu polega na powtarzaniu sekwencji operacji, czyli wykonywaniu pętli. Prowadzi to do następującej hipotezy:

Dzięki kinematycznej umysłowej symulacji uczestnicy eksperymentów powinni być w stanie formułować własne algorytmu zawierające pętle operacji.

Formalnie rzecz biorąc algorytm może zawierać pętle typu „for”, która definiuje liczbę powtórzeń (np. „trzy razy przesunąć wagon na lewy tor i potem na prawy) oraz pętle typu „while” (np. „przesuwaj wagony na lewy tor i potem na prawy, dopóki jest jakiś wagon na bocznicy”), która definiuje warunki rozpoczęcia i zakończenia pętli. Uczestnicy Eksperymentu 2 w pracy Khemlaniego i współprac. (2013, poz. 3 w Wykazie) używali określeń wskazujących na użycie obu typów tych pętli. Zgodnie z przewidywaniem, częstość używania pętli była odwrotnie proporcjonalna do złożoności algorytmu. Prowadzone przez nas badania z udziałem dzieci pozwoliły odkryć, że także i one potrafią dostrzec, że pewne stadia umysłowych symulacji powtarzają się i potrafią opisać to przy pomocy pętli.

W eksperymencie 2 z pracy Bucciarelli i współprac. (2016, poz. 4 w Wykazie) wykazaliśmy, że dzieci opisują algorytmy przy użyciu słów wskazujących na to, że wiedzą, że te same operacje można powtarzać. Nazwaliśmy te sformułowania proto – pętlami. W kolejnym badaniu (Eksperyment 2 w Bucciarelli i współprac, 2018, poz. 5 w Wykazie) odkryliśmy, że aż 67% dzieci użyło pętli w algorytmach odnoszących się do nieznanej liczby wagonów i aż 22 na 35 uczestników poprawnie użyło pętli co najmniej raz. To, w jaki sposób dzieci używają pętli w swoich algorytmach przetestowaliśmy w eksperymencie Bucciarelli i współprac. (2022, poz. 6 w Wykazie). W tym badaniu dzieci tworzyły algorytmy w odniesieniu do 6 i do 8 wagonów. Opowiadały one swoimi słowami jak przesunąć wagony, aby uzyskać określoną kolejność. Wypowiedzi dzieci zostały nagrane na wideo i następnie dokładnie opisane przez dwóch niezależnych sędziów. Dzięki temu można było opisać każdy ruch, o którym mówi dziecko oraz każde użycie pętli. Dzieci używały w swoich wypowiedziach określeń charakterystycznych dla pętli typu „for”, „while” i proto - pętli i były to użycia nieprzypadkowe. Częściej używały pętli w przypadku 8 wagonów. Wynika to z teorii kinematycznych modeli umysłowych – więcej kroków symulacji ułatwia dostrzeżenie powtarzających się sekwencji. Potwierdzeniem tej teorii było też to, że błędy były zależne od

fazy umysłowej symulacji algorytmu. Błędy częściej pojawiały się w dalszych częściach opisu niż na początku algorytmu. Kontrola nad tym, gdzie znajduje się jaki wagon jest trudniejsza, gdy więcej wagonów już zostało przesuniętych – wynika to z ograniczenia pamięci roboczej. Błędy w opisach pętli były zależne od tego, czy przesuwano ten sam wagon (jak w algorytmie „Odwrócenie” – z bocznicy na lewy tor i potem na prawy) czy dwa różne wagony (np. jeden wagon na bocznice, a kolejny na prawy tor). To też wynika z teorii kinematycznych modeli. Łatwiej śledzić w myśli przesuwanie się jednego obiektu niż dwóch.

Wiele badań wskazuje na interakcję między tym, o czym i jak myślimy a tym, w jaki sposób wchodzimy w interakcję ze środowiskiem. Przykładem tego typu interakcji mogą być gesty albo ruchy oczu. Jak napisała Barbara Tversky (2019), „Gesty ujawniają myśli, często znacznie lepiej niż słowa” (s. 119). Postawiliśmy więc hipotezę:

Kinematyczne modele umysłowe często oraz spontanicznie są uzupełniane przez „pomoce zewnętrzne”, jakimi mogą być gesty lub różnego rodzaju wizualne przedstawienia środowiska, w którym symulowany proces zachodzi.

Hipotezę w takiej właśnie wersji przedstawiłem w projekcie NCN 2014/14/M/HS6/00916. Projekt ten był sfinansowany w ramach konkursu Harmonia 6 w latach 2014 – 2018. Ja byłem kierownikiem projektu, Monica Bucciarelli i Sangeet Khemlani byli partnerami zagranicznymi, a Philip Johnson-Laird tak zwanym wiodącym partnerem zagranicznym. W pierwszych eksperymentach jakie przeprowadziliśmy w ramach tego projektu (Bucciarelli i współprac., 2016, poz. 4 w Wykazie) założyliśmy, że gesty powinny ujawniać treść umysłowych symulacji na dwa sposoby. Po pierwsze, osoby badane powinny wskazywać na wagony, o których ruchach właśnie mówią. Takie gesty wskazujące to inaczej gesty deiktyczne. Po drugie, uczestnicy eksperymentu powinni przy pomocy gestów naśladować ruch wagonów. Gesty naśladowujące to inaczej gesty ikoniczne. Oba rodzaje gestów powinny być widoczne wtedy, gdy uczestnicy będą opowiadać jak zmienić kolejność wagonów, ale nie będą ich dotykać. Hipoteza ta została potwierdzona bezpośrednio w Eksperymentach 2. Wszystkie biorące w nich udział dzieci wykonywały deiktyczne i ikoniczne gesty tworząc swoje algorytmy. Wszystkie, poza jednym chłopcem, robiły to za każdym razem.

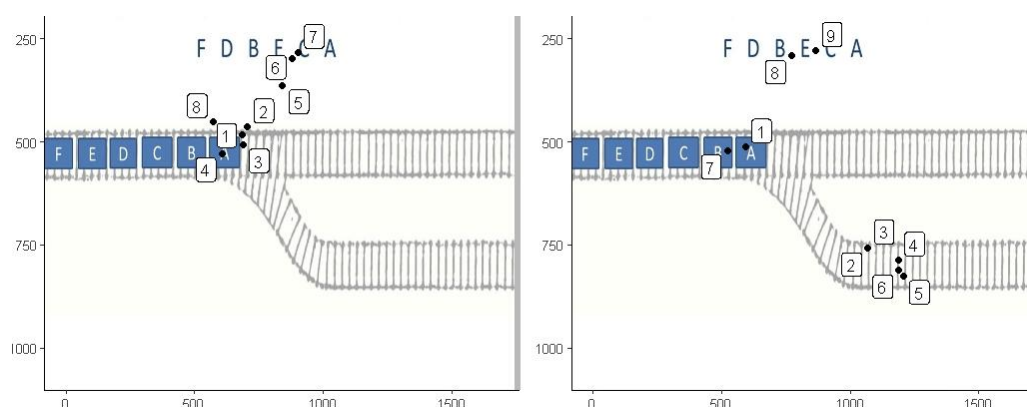
Odkrywanie algorytmów wymaga przekształcania modeli umysłowych, a to jest obciążające dla pamięci roboczej. W sytuacji, gdy obciążenie można zredukować poprzez interakcję pomiędzy światem zewnętrznym a treścią modelu, zadanie powinno być łatwiejsze. Wynika z tego przewidywanie, że gesty nie tylko powinny być zewnętrznym znakiem symulacji, ale także powinny pomagać w ustaleniu, jaki jest aktualny etap symulowanego

procesu. Taką hipotezę testowaliśmy w Eksperymentcie 3 w pracy Bucciarelli i współprac. (2016 poz. 3 w Wykazie). Zadaniem biorących w nim udział dzieci było odkrycie czterech algorytmów o różnym stopniu złożoności. Każde z dzieci robiło to dwukrotnie: raz bez żadnych ograniczeń, drugi raz z rękami schowanymi w tak zwanej mufce. Wyniki potwierdziły przewidywania wynikające z teorii. Wtedy, gdy dzieci nie mogły gestykulować, sformułowały mniej poprawnych algorytmów niż wtedy, gdy mogły gestykulować. Wystąpiła też interakcja między tym, w jakiej kolejności prezentowano zadania. Jeżeli w pierwszym bloku można było gestykulować, to zadania w drugim bloku (bez gestów) były rozwiązywane lepiej i szybciej niż wtedy, gdy blok bez gestów był prezentowany jako pierwszy. Ta interakcja potwierdza teorię kinematycznych modeli umysłowych: dzieci które mogły gestykulować w pierwszym bloku miały większą łatwość umysłowego symulowania procesu w bloku drugim, gdy już nie mogły gestykulować. Wszystkie eksperymenty prowadzone z udziałem dzieci były nagrywane na wideo. Nagrania te poddaliśmy dokładniejszej analizie, sprawdzając jak często dzieci gestykulowały i jakie były gesty, które wykonywały. Równie często pojawiały się gesty deiktyczne (wskazujące, gdzie w danym momencie powinien znajdować się jakiś wagon) oraz ikoniczne (naśladujące ruch wagonu). Najważniejszy dla teorii modeli wniosek z tej analizy jakościowej jest jednak taki, że oba rodzaje gestów częściej pojawiały się wtedy, gdy podawane przez dzieci opisy przekształceń były niekompletne. Wtedy gdy dzieci pokazywały jaki ruch symulują, mówiły o nim mniej dokładnie. Na przykład, wskazywały miejsce docelowe dla wagonu, ale go nie nazywały. Tym bardziej świadczy to uzupełnianiu treści modelu umysłowego przez to, co jest dostępne w środowisku.

Istnieje podwójny związek między gestami a umysłowymi symulacjami czynności, z którymi te gesty są powiązane. Gesty pomagają w ustaleniu, jaki jest etap symulowanego procesu oraz pomagają w symulowaniu procesu poprzez zmniejszenie obciążenia pamięci roboczej. Przewidywania te zostały potwierdzone w stosunku do dzieci, ale nie udało nam się ich potwierdzić w stosunku do dorosłych. Przeprowadziliśmy eksperymenty pilotażowe z udziałem studentów Uniwersytetu SWPS, ale gesty, które wykonywali były bardzo oszczędne (np. drobne ruchy palcami albo głową). Być może zaważyły różnice kulturowe (Włosi gestykują znacznie bardziej niż Polacy), a być może różnice rozwojowe (młodzi dorośli są mniej ekspresyjni w gestach). Dlatego zamiast badania gestów przeprowadziliśmy eksperymenty z wykorzystaniem okulografu. Eksperymenty te zostały opisane w pracy Mackiewicz i współprac. (2024, poz. 7 w Wykazie). W pierwszym z nich sprawdzaliśmy, czy badani studenci rzeczywiście śledzą wzrokiem wyobrażone ruchy wagonów po torach.

Okazało się, że tak dokładnie jest. Uczestnicy siedzieli przed monitorem z zainstalowaną aparaturą do pomiaru ruchu oczu (okulograf SMI RED 120 Hz. w Ośrodku Badań Okulograficznych Uniwersytetu SWPS) i słyszeli z głośników nagrania opisujące różne ruchy po torach. W przypadku każdego ruchu (R, L, S a także wyjątkowo ruchu z prawego toru na lewy) patrzyli w ten fragment torów, do którego powinien dojechać wyobrażony wagon. Wynik tego badania sprawił, że zasadne było sprawdzenie, czy uczestnicy będą śledzić wzrokiem wyobrażone ruchy wagonów podczas odkrywania algorytmów. Testowaliśmy to w Eksperymentcie 2, w którym uczestnicy opisywali na głos algorytmy czterech przekształceń porządku wagonów. Wszystkie wypowiedzi osób badanych zostały nagrane i podzielone na fragmenty oddzielnie dla każdego ruchu. Do tych nagrań zostały dopasowane zapisy z okulografu. Dzięki temu było wiadomo, gdzie dokładnie patrzyła każda osoba podczas opisu każdego ruchu. Na Rysunku 2 przedstawiona jest sekwencja fiksacji zarejestrowana podczas opisu przez jedną z osób badanych dwóch pierwszych ruchów w algorytmie „Parzystość”. Wynikiem tego algorytmu jest przesunięcie wagonów stojących na pozycjach parzystych na początek pociągu. Na przykład kolejność FEDCBA zostaje przekształcona na FDBECA.

Rysunek 2. Zapis fiksacji zarejestrowanych podczas nagrania, w którym jedna z osób badanych opowiadała, jakie powinny być dwa pierwsze ruchy w algorytmie „Parzystość”. Numery oznaczają kolejność fiksacji. Obraz po lewej stronie to fiksacje zarejestrowane podczas, gdy osoby badania mówiła „Przesuwam wagon A na prawy tor”. Obraz po prawej stronie to fiksacje zarejestrowane podczas wypowiedzi: „Teraz wagon B na bocznice”.



Parametry zmierzone podczas opisu pojedynczych ruchów potwierdziły przewidywanie teorii kinematycznych modeli umysłowych, że trudniej jest planować kolejny ruch, gdy algorytm jest bardziej złożony. Czas opisu jednego ruchu nie zależał od tego, jaki to był ruch (R, S, czy L), ale od poziomu skomplikowania algorytmu danego przekształcenia, zgodnie ze współczynnikiem K – Kołmogorowa. Średni czas fiksacji również był zależny od K-

Kołmogorowa. Im wyższy poziom skomplikowania, tym dłużej trwała fiksacja. Potwierdza to przewidywanie teorii modeli, że planowanie ruchów wchodzących w skład trudniejszych algorytmów wymaga większego nakładu uwagi (Rosch & Vogel-Walcutt, 2013).

W opisywanym eksperymencie nagrane zostało 693 zdania opisujące ruchy wagonów podczas poprawnych opisów algorytmów. Tylko podczas opisu 12 z nich osoby badane nie patrzyły na tory lub symbole reprezentujące wagony. Spośród pozostałych opisów, w 56% uczestnicy badania patrzyli tylko na wagony, w pozostałych 46% uczestnicy patrzyli na symbole wagonów i na puste tory – prawy tor lub bocznice. Te spojrzenia na puste tory nie były przypadkowe. Osoby badane częściej patrzyły na prawy tor niż na bocznice, gdy opisywały ruchy z lewego toru na prawy tor. Częściej patrzyły na bocznice, gdy opisywały ruchy na bocznice lub z bocznic. Dane te potwierdzają hipotezę, że ruchy oczu odpowiadają deiktycznym gestom (uczestnicy praktycznie zawsze patrzą na wagony, których ruch opisują), a także w części przypadków także gestom ikonicznym (uczestnicy patrzą na region związany z początkiem i końcem ruchu). Nie ma natomiast takich przypadków, by ruchy oczu nie były związane z treścią umysłowych symulacji.

Teorię kinematycznych modeli umysłowych symulacji testowaliśmy w sumie w 11 eksperymentach wykorzystując różne zadania (fizyczne przekształcenia wagonów, dedukcję z algorytmu, odkrywanie algorytmu), różne grupy uczestników (studenci i 10-11 letnie dzieci), różne sposoby prezentacji (ekran komputera, zdjęcia, drewniane kolejki) oraz różne wskaźniki wykonania zadań (liczba poprawnych odpowiedzi, czasy reakcji, analiza zapisów wideo, nagrań głosowych, analiza ruchów oczu). Zestawienie tych badań, wraz z krótkim opisem metod badawczych i wyników przedstawiam w Tabeli 1. Wszystkie potwierdziły główną tezę teorii kinematycznych modeli:

Ludzie bez doświadczenia w programowaniu potrafią rozumieć i tworzyć algorytmy w języku naturalnym ponieważ są w stanie przeprowadzić w umyśle kinematyczne symulacje testujące krok po kroku działanie algorytmu.

Tabela 1. Wykaz eksperymentów opublikowanych w pracach przedstawionych jako pozycje 3 – 7 w wykazie osiągnięć.

Lp.	Uczestnicy	Typ zadania	Metoda	Syntetyczny opis wyników
Khemlani, Mackiewicz, Bucciarelli i Johnson-Laird (2013)				
1	Eksperyment 1 Studenci Princeton	Rozwiązywanie problemów wymagających zmiany kolejności wagonów	Program komputerowy: uczestnicy przesuwali wagony myszką.	Liczba ruchów wagonów oraz liczba przesuniętych wagonów była pozytywnie skorelowana z liczbą ruchów przewidzianych przez program mAbducer (program znajdujący optymalne rozwiązanie).
2	Eksperyment 2: Studenci Princeton	Tworzenie własnego algorytmu	Uczestnicy pisali programy przy pomocy naturalnego języka, wagony były widoczne na monitorze, ale uczestnicy ich nie przesuwali.	Liczba osób, które poprawnie napisała własne programy i czas, jaki był do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie współczynnika K – Kołmogorowa. Część osób badanych w swoich algorytmach definiowała pętle – pętle typu <i>while</i> były częstsze niż pętle typu <i>for</i> .
3	Eksperyment 3: Studenci Uniwersytetu SWPS	Dedukcja z algorytmu	Uczestnicy widzieli na monitorze rysunek torów i początkową konfigurację wagonów oraz algorytm opisujący zmianę relacji między wagonami. Zadaniem uczestników było podanie końcowej kolejności.	Liczba osób, które poprawnie podały końcową kolejność oraz czas, jaki był do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie współczynnika K – Kołmogorowa.
Bucciarelli, Mackiewicz, Khemlani i Johnson-Laird. (2016)				
4	Eksperyment 1 Dzieci ze szkoły podstawowej w Turynie w wieku 10 – 11 lat	Rozwiązywanie problemów wymagających zmiany kolejności wagonów	Drewniane kolejki z wagonami oznaczonymi literami. Dzieci przesuwały wagony po torach	Liczba ruchów wagonów oraz liczba przesuniętych wagonów była pozytywnie skorelowana z liczbą ruchów przewidzianych przez program mAbducer (program znajdujący optymalne rozwiązanie).

5	<p>Eksperyment 2</p> <p>Dzieci ze szkoły podstawowej w Turynie w wieku 10 – 11 lat</p>	<p>Tworzenie własnego algorytmu</p>	<p>Drewniane kolejki z wagonami oznaczonymi literami. Wagony w kolejności początkowej postawione były na lewym torze, kolejność początkowa była prezentowana na zdjęciu. Dzieci nie mogły przesuwać wagonów, opowiadały jak można by to zrobić.</p>	<p>Liczba osób, które poprawnie opisały algorytmy oraz czas, jaki był im do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie współczynnika złożoności K – Kołmogorowa.</p> <p>Wszystkie dzieci w czasie opisu algorytmów wykonywały gesty wskazujące na wagony, które przesuwać w myśli (gesty deiktyczne) oraz symulujące ruch wagonów po torach (gesty ikonizacyjne).</p> <p>Część dzieci w swoich programach używała proto – pętli, czyli instrukcji skracających opis kilku ruchów (np. „i z pozostałymi tak samo”), ale bez jasnego określenia warunków początku i końca pętli..</p>
6	<p>Eksperyment 3</p> <p>Dzieci ze szkoły podstawowej w Turynie w wieku 10 – 11 lat</p>	<p>Tworzenie własnego algorytmu w dwóch sytuacjach:</p> <ul style="list-style-type: none"> - swobodna możliwość gestykulacji - utrudniona gestykulacja (ręce schowane w mufce) 	<p>Drewniane kolejki z wagonami oznaczonymi literami. Wagony w kolejności początkowej postawione były na lewym torze, kolejność końcowa była prezentowana na zdjęciu. Dzieci nie mogły przesuwać wagonów, opowiadały jak można by to zrobić.</p>	<p>Liczba osób, które poprawnie opisały algorytmy oraz czas, jaki był im do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie współczynnika złożoności K – Kołmogorowa.</p> <p>Więcej poprawnych algorytmów i krótszy czas opowiedzenia jak wagony mają się poruszać wtedy, gdy można było gestykulować.</p>
Bucciarelli, Mackiewicz, Khemlani i Johnson-Laird (2018)				
7	<p>Eksperyment 1</p> <p>Dzieci ze szkoły podstawowej w Turynie w wieku 10 – 11 lat.</p>	<p>Dedukcja (rozumienie) z algorytmu. Zadanie polegało na podaniu końcowej kolejności po zastosowaniu algorytmu albo w</p>	<p>Drewniane kolejki z wagonami oznaczonymi literami. Wagony w kolejności początkowej postawione były na lewym torze. Dzieci nie mogły przesuwać wagonów, przed torami leżał opis algorytmu. Zadaniem dzieci</p>	<p>Liczba osób, które poprawnie podały końcową kolejność oraz czas, jaki był do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie wskaźnika złożoności K – Kołmogorowa</p> <p>Większa liczba poprawnych odpowiedzi, gdy algorytmy nie zawierały pętli.</p>

		wersji bez pętli albo w wersji z pętlą.	było powiedzenie jaka będzie końcowa kolejność.	
8	<p>Eksperyment 2</p> <p>Dzieci ze szkoły podstawowej w Turynie w wieku 10 – 11 lat</p>	<p>Tworzenie własnego algorytmu w dwóch sytuacjach:</p> <ul style="list-style-type: none"> - pociąg składa się z pięciu wagonów - pociąg składa się z nieznanej liczby wagonów (pięć jest widoczne, reszta jest ukryta w tunelu). 	<p>Drewniane kolejki z wagonami oznaczonymi literami. Wagony w kolejności początkowej postawione były na lewym torze, kolejność końcowa była prezentowana na zdjęciu. Dzieci nie mogły przesuwac wagonów, opowiadały jak można by to zrobić .</p>	<p>Liczba osób, które poprawnie opisały algorytmy oraz czas, jaki był im do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie współczynnika złożoności K – Kołmogorowa.</p> <p>Większa liczba poprawnych odpowiedzi, gdy algorytmy dotyczyły pociągów składających się z 5 niż z nieznanej liczby wagonów.</p> <p>Dzieci używały pętli w swoich algorytmów pętli znacznie częściej niż by to wynikało z przypadku; częściej wtedy, gdy zadanie dotyczyło nieznanej liczby wagonów.</p>
Bucciarelli, Mackiewicz, Khemlani i Johnson-Laird. (2022)				
9	<p>Dzieci ze szkoły podstawowej w Turynie w wieku 10 – 11 lat</p>	<p>Tworzenie własnego algorytmu w dwóch sytuacjach:</p> <ul style="list-style-type: none"> - pociąg składa się z sześciu wagonów - pociąg składa się z ośmiu wagonów <p>Celem tego badania była głównie jakościowa analiza błędów w tworzeniu algorytmów.</p>	<p>Drewniane kolejki z wagonami oznaczonymi literami. Wagony w kolejności początkowej postawione były na lewym torze, kolejność końcowa była prezentowana na zdjęciu. Dzieci nie mogły przesuwac wagonów, opowiadały jak można by to zrobić.</p>	<p>Liczba osób, które poprawnie opisały algorytmy oraz czas, jaki był im do tego potrzebny były zgodne z przewidywaniem na podstawie współczynnika złożoności K – Kołmogorowa.</p> <p>Dzieci częściej używały w swoich opisach pętli, gdy zadanie dotyczyło 8 wagonów niż 6 wagonów.</p> <p>Typy błędów popełnianych przez dzieci wynikały z treści umysłowych symulacji:</p> <p>Dzieci, które w swoich algorytmach używały pętli częściej poprawnie przewidywały kiedy wagon przejedzie na tor praw niż dzieci, które nie używały pętli.</p> <p>Błędy w algorytmach pojawiały się częściej w dalszych niż początkowych instrukcjach.</p> <p>Błędy w pętlach pojawiały się częściej, gdy trzeba było zmienić przejeżdżający wagon w tej samej pętli.</p>

Mackiewicz, Bucciarelli, Khemlani i Johnson-Laird. (2024)

10	<p>Eksperyment 1</p> <p>Studenci Uniwersytetu SWPS</p>	<p>Wyobrażanie sobie ruchu wagonów po torach</p>	<p>Badanie w laboratorium okulograficznym. Osoby badane słuchały nagrań opisujących ruchy niewidocznych wagonów po torach (np. wyobraź sobie, że wagon jedzie z bocznicą na lewy tor).</p>	<p>W przypadku gdy program wymagał przesunięcia wagonów po wykonaniu pętli istotne często pojawiały się błędy polegające na powtarzaniu ruchów z pętli, która powinna być zakończona.</p> <p>Osoby badane wyobrażając sobie ruchy wagonów, patrzą tam, gdzie wagony powinny być po zakończeniu ruchu.</p>
11	<p>Eksperyment 2</p> <p>Studenci Uniwersytetu SWPS</p>	<p>Tworzenie własnego algorytmu</p>	<p>Badanie w laboratorium okulograficznym. Tory, kolejność początkowa i kolejność końcowa prezentowane na monitorze. Osoby badane opowiadają jak przesunąć wagony, aby uzyskać końcową kolejność.</p>	<p>Czas potrzebny do opisu algorytmu był zgodny z przewidywaniem na podstawie współczynnika złożoności K – Kołmogorowa.</p> <p>Liczba fiksacji w czasie opisu jednego ruchu i czas pojedynczej fiksacji były pozytywnie skorelowane ze złożonością algorytmu obliczoną przy pomocy wskaźnika złożoności K – Kołmogorowa.</p> <p>Uczestnicy patrzyli głównie na symbole oznaczające wagony, jeżeli jednak spojrzeli w inne miejsce ekranu to był to pusty fragment toru, w którym zaczynał albo kończył się opisywany ruch.</p>

4.5. Teoria modelu umysłowych i teoria rekursji w myśleniu

Jeżeli uzna się, że określenie umysł odnosi się do „złożonego systemu, który jest wyspecjalizowany w odbiorze i przetwarzaniu informacji” (Nęcka, Orzechowski, Szymura, 2006. s. 22), to pojęcie funkcji będzie centralnym komponentem takiego systemu. W pracy Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie) przedstawiliśmy definicję funkcji jako odwzorowanie jednego zbioru na drugi. Wszystkie eksperymenty, które zostały opisane w artykułach wchodzących w skład przedkładanego przeze mnie osiągnięcia odnoszą się do różnych funkcji. Danymi na wejściu mogą być różnego typu relacje, a funkcjami ocena tego, jakie z nich są możliwe a jakie nie oraz przekształcenia relacji. Relacja „większy niż” jest funkcją przyjmującą dwa argumenty i przyporządkowującą tym dwóm argumentom wartość ze zbioru {Prawda, Fałsz}. Podobnie można zdefiniować funkcję „W tym samym miejscu”. Przekształcenia kolejności są funkcjami, których argumentami są pozycje wagonów na lewym torze, a wartościami pozycje wagonów na prawym torze. Funkcje należy odróżnić od programu, który je wykonuje (inaczej algorytmu) oraz urządzenia, które wykonuje ten program (inaczej komputera). Takim urządzeniem może być środowisko pociągowe, które wykorzystaliśmy w naszych badaniach.

W pracy Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie, Appendix 2) wykazaliśmy, że środowisko pociągowe ma moc obliczeniową równą Uniwersalnej Maszynie Turinga. Uniwersalna Maszyna Turinga jest teoretycznym modelem urządzeń obliczających (w tym współczesnych komputerów), a jej moc obliczeniowa wystarczy do obliczenia wszystkich funkcji, które są obliczalne. Moc obliczeniowa takiej teoretycznej maszyny jest większa niż zdolności ludzkiego umysłu. Oczywistym tego powodem jest to, że Uniwersalna Maszyna Turinga może mieć praktycznie nieograniczoną pamięć oraz działać dowolnie długo. Mniej oczywistym powodem jest to, że Uniwersalna Maszyna Turinga pozwala na stosowanie algorytmów, które mogą się nie skończyć. Umysł człowieka potrafi wykonać takie działania, tylko dla prostych przypadków (por. np. Funkcja Ackermanna - Appendix 1 w Johnson-Laird i współprac., 2022, poz. 8 w Wykazie).

Umysł człowieka jest w stanie wykonać funkcje, które kończą działanie, ponieważ operują na skończonych, dobrze zdefiniowanych krokach. W teorii obliczalności takie funkcje określane są jako funkcje prymitywnie rekurencyjne (Moczurad, 2002).) Prymitywna (czasem też określana jako pierwotna) rekurencja to sposób definiowania funkcji przy pomocy dwóch operacji. Pierwszą z nich jest kompozycja, czyli składanie funkcji. Drugą operacją jest rekursja prosta. W artykule Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie) wykazaliśmy, że algorytmy podawane przez uczestników naszych eksperymentów

spełniają te dwa warunki. Wszystkie funkcje przekształcające porządki są złożeniami funkcji podstawowych, czyli przesunięć wagonów z jednego miejsca w drugie (R, L, S). Wszystkie też można zdefiniować przy pomocy rekursji prostej.

Rekursja prosta to sposób definiowania funkcji przez cykliczne odwołanie do samej siebie. Na przykład, wynik dodawania liczb $x + y$ można zdefiniować jako zwiększenie o jeden wartości $x + (y - 1)$. Z kolei wynik tego dodawania można zdefiniować jako zwiększoną o jeden wartość $x + (y - 2)$. Kontynuując tę definicję, dochodzi się do przypadku brzegowego, czyli $x + 0 = x$. Podobnie można zdefiniować Odwrócenie. Odwrócenie n wagonów można rozłożyć na dodanie jednego wagonu do wyniku odwrócenia $n - 1$ wagonów. Kontynuując te kroki dochodzi się do warunku brzegowego – odwróceniem jednego wagonu jest ta sama pozycja tego wagonu. Programy stosujące prostą rekursję można definiować w taki cyrkularny sposób, ale równie dobrze można je zapisać w postaci pętli typu while lub for. Głównym celem naszego teoretycznego artykułu było wykazanie, że właśnie tworzenie algorytmów zawierających pętle jest dowodem na to, że ludzie nie mający wykształcenia w logice ani w programowaniu są w stanie definiować funkcje zgodnie z zasadami prymitywnej rekursji. Potrafią oni składać funkcje złożone z prostych i używają pętli w definicjach tych funkcji.

W eksperymentach badających jak ludzie tworzą definicję funkcji prosiliśmy uczestników o okrywanie algorytmów o różnym poziomie złożoności. Dwa z nich przedstawiłem powyżej. Jeden z nich opisuje jak wykonać najtrudniejsze z przekształceń wykorzystanych w naszych badaniach – Przekształcenie Faro. Trudność Przekształcenia Faro bierze się nie tylko stąd, że algorytm tego przekształcenia jest bardzo złożony. Przekształcenia Faro jest trudne także i dlatego, że wymaga śledzenia ruchu tych samych wagonów pomiędzy lewym torem a bocznica. Poniżej przedstawiam jeszcze raz, w nieco skróconej wersji, zapis ruchu wagonów, które na początku były na lewym torze w kolejności FEDCBA i zostały przesunięte na tor prawy w kolejności FCEBDA

fedcba [-] - fedcb [-] a fed [cb] a fe [cb] da fecb [-] da fec [-] bda
fe [c] bda f [c] ebda fc [-] ebda [-] fcebd

W powyższym opisie wyróżniłem wagon c, który dwukrotnie przesuwany jest na bocznica i potem wraca na lewy tor. Wykonanie funkcji Przekształcenie Faro wymaga więc takiego urządzenia (komputera), które umożliwi wielokrotne przesuwanie obiektów między magazynami. Urządzenia takie nazywane są automatami liniowo ograniczonymi. Określenie to oznacza że wielkość magazynu pamięci (w przypadku środowiska pociągowego jest to bocznica) jest proporcjonalna do wielkości danych wejściowych. Prostszy urządzeniem jest

automat ze stosiem. Jest to urządzenie, które umożliwia dostęp tylko do pierwszego elementu w stosie. Taki automat wystarczy do wykonania przekształcenia Odwrócenie. W pracy Johnson-Laird i współprac. (2022, poz. 8 w Wykazie) odwołaliśmy się do hierarchii języków Chomsky'ego (1957), który zwrócił uwagę, że rozumienie składni zdania (ang. parsing) w językach kontekstowych wymaga automatu liniowo ograniczonego. Do języków kontekstowych należą takie, w których forma gramatyczna jest zależna od kontekstu. Na przykład w języku polskim forma czasownika zależy od tego, czy podmiot jest w liczbie pojedynczej czy mnogiej. Jak to wykazaliśmy w naszym artykule, istnieje wyraźna analogia między odkodowaniem składni wyrażen a przekształceniami uporządkowań wagonów. Przywołam tutaj w spolszczonej wersji przykład takiej analogii który podaliśmy w tekście:

Co to znaczy, że Ania, Beata i Celina kochają odpowiednio Adama, Bartka i Czarka?

Zrozumienie tego zdania wymaga połączenia kobiet z pierwszej połowy zdania z mężczyznami z drugiej połowy zdania:

Ania – Adam

Beata – Bartek

Celina – Czarek

Takie połączenie dwóch sekwencji imion w pary jest de facto tożsame z Przekształcaniem Faro, a więc wymaga urządzenia o takiej samej mocy obliczeniowej jak Faro. Musi to być co najmniej automat liniowo ograniczony. Tak więc moc obliczeniowa umysłu człowieka, jaka jest konieczna do wykonywania umysłowych symulacji przekształceń relacji jest taka sama jak moc konieczna do zrozumienia relacji opisanych w języku naturalnym.

Ostatecznie więc w naszym tekście teoretycznym wykazaliśmy, że:

ludzie nie mający wykształcenia w logice i programowaniu, w tym także dziesięcioletnie dzieci potrafią tworzyć funkcje zgodnie z zasadami prymitywnej rekursji, składając je z funkcji prostych i pętli operacji. Potrafią symulować działanie tych funkcji przy pomocy kinematycznych modeli umysłowych. Przekształcanie takich kinematycznych modeli wymaga takiej samej mocy obliczeniowej jak rozumienie naturalnego języka.

Rozumienie języka, przekształcanie relacji i wiele innych świadomych czynności umysłowych wymaga pamięci roboczej. Zakres tej pamięci u człowieka jest ograniczony. Możliwości obliczeniowe automatów można rozszerzyć zwiększając pamięć. Możliwości

obliczeniowe człowieka można rozszerzyć wykorzystując pomoce zewnętrzne. Opisane wyżej wyniki badań, w których analizowaliśmy gesty u dzieci i ruchy oczu o dorosłych świadczą o tym, że możliwość interakcji z pomocami zewnętrznymi w diametralny sposób zmienia zdolności obliczeniowe naszego umysłu.

4.6. Zastosowania praktyczne i dalsze kroki w rozwoju teorii kinematycznych modeli umysłowych

Wiele czynności, które na co dzień wykonują zarówno dorośli jak i dzieci, polega na wykonywaniu mniej lub bardziej formalnych algorytmów. Budowanie według instrukcji konstrukcji z klocków Lego, czy gotowanie według przepisu to tylko jedne z wielu przykładów. Wiele codziennych algorytmów zawiera pętle. Na przykład przygotowanie stołu do rodzinnego obiadu jest de facto wykonywaniem pętli „while”: „Tak długo jak nie nakryjesz dla wszystkich osób: ułóż łyżkę i nóż po prawej stronie, widelec po lewej, a łyżeczkę do deseru nad talerzami”. W zestawie artykułów, które zgłaszam jako mój wkład do dziedziny psychologia wykazałem wraz z moimi współpracownikami, że trudność algorytmu jest zależna od tego, na ile łatwo można stworzyć umysłową symulację procesu, który prowadzi do osiągnięcia zakładanego efektu. Niezależnie od tego, czy ktoś jest doświadczonym programistą, czy osobą nie mającą wiedzy o kodowaniu, istotna jest łatwość wyobrażenia sobie kroków niezbędnych do przekształcenia sytuacji zastanej w sytuację oczekiwaną. Programiści mogą wyrazić te kroki w kodzie, natomiast osoby nieprogramujące mogą to zrobić w języku naturalnym.

Do tej pory badacze zajmowali się tym, jak programiści rozumieją algorytmy zapisane w kodzie komputerowym i jakie strategie stosują przy tworzeniu własnego kodu (Davis i Zhu, 2022). Rzadko jednak badano, w jaki sposób osoby bez doświadczenia w programowaniu rozumieją lub tworzą nieformalne algorytmy. To zaniedbanie jest zaskakujące, ponieważ te umiejętności pomagają zidentyfikować kluczowe zdolności, na których opiera się programowanie. Badanie, jak procesy myślowe mogą odnosić się do opracowywania algorytmów, jest obecnie niezwykle ważne, ponieważ nawet osoby, które nie zajmują się kodowaniem, mają kontakt z profesjonalnymi programistami lub systemami sztucznej inteligencji. Coraz częściej przed ludźmi będzie stała konieczność wyjaśnienia w swoim własnym języku, czego oczekują od programu napisanego przez programistę lub program sztucznej inteligencji. Wymaga to umiejętności rozpoznawania powtarzalnych czynności, zdolności do identyfikacji warunków ich rozpoczęcia i zakończenia oraz budowania złożonych procedur z prostych elementów. Te umiejętności są rdzeniem myślenia

algorytmicznego. Rozwijanie tych umiejętności wspiera uporządkowane i logiczne podejście do rozwiązywania problemów, które można zastosować w różnych dziedzinach. Myślenie algorytmiczne rozwija krytyczne myślenie, kreatywność i współpracę, co czyni je niezbędną umiejętnością w obliczu wyzwań XXI wieku.

Badania, które do tej pory przeprowadziliśmy mogą pomóc w odpowiedzi na dwa kluczowe pytania (Bucciarelli i współprac., 2022, poz. 6 w Wykazie): 1. W jaki sposób w uczeniu myślenia algorytmicznego można wykorzystać indywidualne kompetencje osób uczących się? 2. W jaki sposób można usprawnić środowiska uczenia programowania? Teoria kinematycznych modeli umysłowych dostarcza obu odpowiedzi. Po pierwsze: należy uwzględnić indywidualne cechy, takie jak zakres pamięci roboczej, zdolność do odkrywania pętli, zdolność do myślenia wielowariantowego i kontrfaktycznego i dopasować do tego zadania o odpowiednim stopniu złożoności. Wyniki eksperymentów opisanych w niniejszej części wskazują na to, że wskaźnik złożoności K Kołmogorowa można z powodzeniem wykorzystać dopasowując materiał do indywidualnych zdolności. Po drugie: należy opracować środowiska lub scenariusze, które pozwolą na tworzenie kinematycznych symulacji. To, jakie cechy powinny mieć takie środowiska opisaliśmy w pracy Bucciarelli i współprac. (2022, s. 8):

Pożądane cechy interaktywnego systemu, który umożliwia użytkownikom naukę tworzenia programów, są niemal oczywiste: system powinien umożliwić ciekawą zabawę, powinien oferować szeroki i angażujący zestaw problemów, które można uporządkować według rosnącego stopnia trudności, a także powinien pomagać uczącym się zrozumieć, jak tworzyć programy z połączeń podstawowych działań oraz jak testować ich skuteczność.”

Prace nad teoretycznymi i praktycznymi podstawami takich systemów już rozpoczęliśmy przygotowując wniosek na konkurs NCN Opus – Lap w grudniu 2023. Uniwersytet SWPS będzie pełnił rolę wiodącą, ze mną w roli kierownika. W projekcie tym wezmą udział Philip Johnson-Laird oraz Monica Bucciarelli, a także Marco Ragni z Politechniki w Chemnitz oraz Walter Schaeken z KU Leuven. Do chwili składania niniejszego wniosku decyzja na temat finansowania tego projektu nie została jeszcze ogłoszona.

Literatura cytowana

- Baddeley, A. (2002). Is working memory still working. *European Psychologist*, 7, 85–97.
<https://doi.org/10.1027/1016-9040.7.2.85>.
 Barsalou, L.W. (2008). Grounded cognition. *Annual Review of Psychology*. 59, 617-645.
 10.1146/annurev.psych.59.103006.093639.

- Braine, M. D. S., & O'Brien, D. P. (Eds.). (1998). *Mental logic*. Mahwah: Erlbaum.
- Bucciarelli, M., Mackiewicz, R., Khemlani, S.S., Johnson-Laird, P.N. (2018): Simulation in children's conscious recursive reasoning. *Memory & Cognition*, 46, 1302-1314.
<https://link.springer.com/article/10.3758/s13421-018-0838-0>
- Bucciarelli, M., Mackiewicz, R., Khemlani, S.S., Johnson-Laird, P.N. (2016): Children's creation of algorithms: simulations and gestures. *Journal of Cognitive Psychology*, 28, 297-318.
<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/20445911.2015.1134541>
- Bucciarelli, M., Mackiewicz, R., Khemlani, S.S., Johnson-Laird, P.N. (2022). The causes of difficulty in children's creation of informal programs. *International Journal of Child-Computer Interaction*, 31, 100443. <https://doi.org/10.1016/j.ijcci.2021.100443>.
- Chomsky, N. (1957). *Syntactic structures*. Mouton.
- Craik, K. (1943). *The nature of explanation*. Cambridge University Press
- Davis, D. K. & Zhu, F. (2022). Analysis of Software developers' coding Behavior: A survey of visualization analysis techniques using eye trackers. *Computers in Human Behavior Reports*, 7, 100213.
- Dehaene, S., & Akhavein, R. (1995). Attention, automaticity, and levels of representation in number processing. *Journal of experimental psychology. Learning, memory, and cognition*, 21, 314–326.
<https://doi.org/10.1037//0278-7393.21.2.314>
- Goodwin, G. P., & Johnson-Laird, P. N. (2005). Reasoning about relations. *Psychological Review*, 112(2), 468–493. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.2.468>
- Goodwin, G.P., Johnson-Laird, P.N. (2008). Transitive and pseudo-transitive inferences. *Cognition*, 108, 320 – 352. doi:10.1016/j.cognition.2008.02.010
- Halford, G.S., Wilson, W.H., Phillips, S. (2010). Relational knowledge: the foundation of higher cognition. *Trends in Cognitive Sciences*, 11, 497-505. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2010.08.005>.
- Johnson-Laird, P. N. & Savary, F. (1996). Illusory inferences about probabilities. *Acta Psychologica*, 93, 69-90.
- Johnson-Laird, P. N. (1983). *Mental models*. Harvard: Harvard University Press.
- Johnson-Laird, P. N., & Byrne, R. M. (2002). Conditionals: a theory of meaning, pragmatics, and inference. *Psychological review*, 109, 646–678. <https://doi.org/10.1037/0033-295x.109.4.646>.
- Johnson-Laird, P.N. & Oatly, K. (2022). How poetry evokes emotions. *Acta Psychologica*, 224, 103506. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2022.103506>.
- Johnson-Laird, P. N., & Savary, F. (1999). Illusory inferences: A novel class of erroneous deductions. *Cognition*, 71, 191–229. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(99\)00015-3](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(99)00015-3)
- Johnson-Laird, P.N., Bucciarelli, M., Mackiewicz, R., Khemlani, S.S. (2022). Recursion in programs, thought, and language. *Psychonomic Bulletin and Review*, 29, 430–454.
<https://doi.org/10.3758/s13423-021-01977-y>
- Juhos, C., Quelhas, A. C., & Johnson-Laird, P.N. (2012). Temporal and spatial relations in sentential reasoning. *Cognition*, 122, 393–404. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2011.11.007>
- Khemlani, S.S. & Johnson-Laird, P. N. (2012): The processes of inference, *Argument & Computation*, 4, 4-20. DOI:10.1080/19462166.2012.674060
- Khemlani, S.S., Mackiewicz, R., Bucciarelli, M., Johnson-Laird, P.N. (2013) Kinematic mental simulations in abduction and deduction. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110, 16766-16771.
<https://www.pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.1316275110>
- Knauff, M., Johnson-Laird, P.N. (2003). Reasoning and the Visual-Impedance Hypothesis. In: Freksa, C., Brauer, W., Habel, C., Wender, K.F. (eds) *Spatial Cognition III. Spatial Cognition 2002. Lecture Notes in Computer Science*, vol 2685. Springer, Berlin, Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/3-540-45004-1_21
- Li, M., & Vitányi, P. (1997). *An introduction to Kolmogorov complexity and its applications* (2nd). New York: Springer.

- Mackiewicz R., Johnson-Laird, P.N. (2012) Reasoning from connectives and relations between entities. *Memory & Cognition*, 40, 266-279. <https://link.springer.com/article/10.3758/s13421-011-0150-8>
- Mackiewicz, R. (2000). *Rozumowanie warunkowe w interpretacji teorii modeli umysłowych*. Lublin: Towarzystwo Naukowe KUL.
- Mackiewicz, R., & Koniak, P. (2013). Social pragmatic factors in reasoning from disjunctions of numerical estimations. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 35, 948-953. Retrieved from <https://escholarship.org/uc/item/27d8v010>
- Mackiewicz, R., & Koniak, P. (2014). Why some arguments are more compelling than others: the answers from cognitive and social psychology. W T. Marek, K. Waldemar, F. Marek, K. Jussi, & Z. Pavel, T. (Red.), *Human Factors of Global Society: A System of Systems Perspective* (ss. 319–329). Taylor and Francis Group: CRC Press.
- Mackiewicz, R., Bucciarelli, M., Khemlani, S., & Johnson-Laird, P. (2024). Eye Movements are like Gestures in the Creation of Informal Algorithms. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 46, 755-761. Retrieved from <https://escholarship.org/uc/item/1pd3c5d5>.
- Moczurad, M. (2002). *Wybrane zagadnienia z teorii rekursji*. Kraków: Wydawnictwo Uniwersytetu Jagiellońskiego.
- Nęcka, E., Orzechowski, J., Szymura, B. (2006). *Psychologia poznawcza*. Warszawa: Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Newell A (1990) *Unified Theories of Cognition*. Harvard: Harvard Univ Press.
- Orenes, I. "Looking at" Negation: Faster Processing for Symbolic Rather Than Iconic Representations. (2021). *Journal of Psycholinguistic Research*, 50, 1417–1436. <https://doi.org/10.1007/s10936-021-09797-w>
- Ragni, M., Sonntag, T. Johnson-Laird, P.N. (2016): Spatial conditionals and illusory inferences, *Journal of Cognitive Psychology*, 28, 348 – 365. 10.1080/20445911.2015.1127925
- Rosch, J.L. & Vogel-Walcutt, J.J. (2013). A review of eyetracking applications as tools for training. *Cognition, Technology & Work*, 15, 313–327. <https://doi.org/10.1007/s10111-012-0234-7>
- Todorovikj, S., Brand, D., & Ragni, M. (2022). Predicting Algorithmic Complexity for Individuals. In *Proceedings of the 20th International Conference on Cognitive Modeling*.
- Tversky, B. (2019). *Mind in motion. How actions shape thought*. New York: Hachette Book Group.

5. Informacja o wykazywaniu się istotną aktywnością naukową albo artystyczną realizowaną w więcej niż jednej uczelni, instytucji naukowej lub instytucji kultury, w szczególności zagranicznej.

Pobyty naukowe w instytucjach zagranicznych

- 23.11.2018 – 8.12.2018 – Wizyta studyjna w New York University w ramach grantu NCN (2014/14/M/HS6/00916). Uwaga: Formalnie grant był we współpracy z Princeton University, ale ponieważ prof. Philip N. Johnson-Laird jest równocześnie zatrudniony na New York University więc wizyta faktycznie miała miejsce w Nowym Jorku.
- 9.02.2001 – 1.07.2001 – Visiting Fellow in the Department of Psychology, Princeton University pobyt w ramach Fulbright Program 2020 – 2021.

2.04.1996 – 31.05.1996 – pobyt na KU Leuven, Wydział Psychologii i Nauk Pedagogicznych w ramach stypendium TEMPUS (pre- Erasmus, pobyt przed uzyskaniem tytułu doktora).

Formalna współpraca z instytucjami zagranicznymi

Grant NCN Harmonia 6 nr 2014/14/M/HS6/00916) został przygotowany wspólnie z:

- Philipem N. Johnson-Lairdem z , który był w roli głównego wykonawcy zagranicznego; prof. Johnson-Laird w tym okresie był zatrudniony jako Emeritus w Princeton University oraz Visiting Fellow w New York University,
- Monicą Bucciarelli z Wydziału Psychologii Uniwersytetu w Turynie, która była w roli wykonawcy zagranicznego,
- Sangeetem S. Khemalnim z Naval Research Laboratory (Artificial Intelligence Unit), który był w roli wykonawcy zagranicznego.

Współpraca badawcza:

Sześć publikacji zgłoszonych w ramach osiągnięcia powstało we współpracy z Philipem Johnson-Lairdem, Monicą Bucciarelli, Sungeetem Khemlani. Eksperymenty opisane w tych publikacjach zostały przeprowadzone w Uniwersytecie SWPS, Uniwersytecie w Turynie oraz w Laboratorium Badawczym Marynarki Wojennej USA (Naval Research Laboratory).

W publikacji zgłoszonej do osiągnięcia Mackiewicz, Johnson-Laird (2012) badania zostały wykonane w Uniwersytecie SWPS, ale zostały zaprojektowane wraz z Philipem Jonson-Lairdem z Princeton University

Badania opisane w publikacji Mackiewicz, Johnson-Laird (2004) zostały przeprowadzone w Princeton University

Udział w spotkaniach / warsztatach London Reasoning Workshop

Od 2012 jestem stałym uczestnikiem warsztatów London Reasoning Workshop. Są to spotkania organizowane na Birkbek College, należącego do University of London, w których biorą udział naukowcy zajmujący się badaniem rozumowania. Organizatorami tych warsztatów są Mike Oaksford (Birkbek College) oraz Valerie Thompson (University of Saskatchewan w Kanadzie). Celem tych spotkań jest współpraca przy projektach dotyczących badań rozumowania. Spotkania odbywają się co rok z wyjątkiem lat, w których organizowana jest International Conference on Thinking.

Przynależność do grupy „mental modellers”

Od roku 2012 jest członkiem nieformalnej grupy badawczej „mental modellers”. Grupa ta zrzesza badawczy z wielu krajów, którzy rozwijają teorię modeli umysłowych przedstawioną przez P.N. Johnson-Lairda w 1983. Opis grupy, członkowie, projekty, publikacje przedstawione są na stronie modeltheory.org. Do grupy tej należą naukowcy z wielu krajów, głównie z: USA, Wielkiej Brytanii, Włoch, Niemiec, Hiszpanii. Członkowie grupy spotykają się raz w roku albo podczas London Reasoning Workshop albo podczas International Conference on Thinking. Organizowane są też specjalne konferencje okolicznościowych poświęcone zasłużonym osobom (festschrifts). Najważniejsze to spotkania z okazji 70 oraz 80. urodzin Philipa Johnson-Lairda (Trinity College Dublin, University College London) oraz spotkanie upamiętniające ś.p. Vittorio Girotto (Birkbeck College London).

6. Informacja o osiągnięciach dydaktycznych, organizacyjnych oraz popularyzujących naukę lub sztukę.

Jako swoje osiągnięcia dydaktyczne chciałbym zgłosić:

Popularność książki „Liczby nie wiedzą skąd pochodzą”. Książka ta została napisana przeze mnie i prof. Piotra Francuza z takim zamysłem, aby mogła służyć jako przewodnik po metodologii i statystyce zarówno dla osób prowadzących badania naukowe jak i osób uczących się. Popularność wśród badaczy potwierdzona jest przez fakt 220 cytowań (za Google scholar), które w zdecydowanej większości pojawiły się w artykułach naukowych. Równocześnie jednak jest ona wykorzystywana jako podręcznik na wielu polskich uczelniach (m.in. Uniwersytet SWPS, Uniwersytet Jagielloński, Uniwersytet we Wrocławiu, Uniwersytet Warszawski, Akademia im Leona Koźmińskiego – na podstawie bezpośrednich informacji od pracowników tych uczelni). Książka ta dostała też Nagrodę Naukową Rektora Uniwersytetu SWPS w 2007 roku.

Pełnienie funkcji promotora pomocniczego pracy doktorskiej Magdaleny Jabłońskiej, pt.

Asymetria pozytywno-negatywna w ocenianiu kandydatów politycznych. Badanie nad rolą ram odniesienia i kontekstu w ocenie podobieństwa. Praca została napisana pod kierunkiem prof. Andrzeja Falkowskiego i obroniona w styczniu 2021. Praca ta została wyróżniona przez Rektora Uniwersytetu SWPS.

Przygotowanie i prowadzenie kursu Academic Writing w ramach Szkoły Doktorskiej Uniwersytetu SWPS. Kurs ten prowadzę od 2017 roku. Przez ten czas przygotowałem wiele materiałów, które pozwalają doktorantom na uczenie się tego, jak pisać naukowe

teksty w języku angielskim. Przygotowując materiały do tego kursu zaadaptowałem metodę POWER opisaną w książce Patricii Goodson, *Becoming and Academic Writer* (wyd: Sage, 2017) włączając w to wiedzę z książek poświęconych pisaniu takich autorów jak: Steven Pinker, George Orwell, JR Strunk, William White. Zajęcia te są bardzo dobrze oceniane przez doktorantów (ostatnia ocena z lata 2023 – 4,8 w skali 1 – 5).

Aktywność w recenzowaniu prac magisterskich przygotowywanych na Wydziale Psychologii Uniwersytetu SWPS. W roku akademickim 2022/2023 dostałem nagrodę Dziekana Wydziału Psychologii za zrecenzowanie największej liczby prac magisterskich, a w roku 2023/2024 dostałem analogiczną nagrodę za to, że byłem trzecim najczęściej recenzującym pracownikom Wydziału Psychologii.

Wielokrotnie otrzymałem nagrodę za prowadzenie zajęć, najlepiej ocenianych przez studentów. Studenci Uniwersytetu SWPS oceniają w anonimowych ankietach zajęcia, w których uczestniczą. Osoby, które prowadzą zajęcia ocenione co najmniej na 4.8 w skali 1 – 5 otrzymują nagrody Dziekana Wydziału Psychologii. W ciągu ostatnich kilku lat otrzymałem takie wyróżnienie pięciokrotnie.

Udział jako wykładowca w projekcie „Akademia Oceny Skutków Regulacji” realizowanego jako studia podyplomowe na Uniwersytecie Warszawskim. Projekt finansowany był Europejskiego Funduszu Społecznego na zlecenie Prezesa Rady Ministrów w 2017 roku. W projekcie wzięła udział wyższa kadra ministerialna (dyrektorzy i zastępcy dyrektorów wydziałów). W projekcie tym prowadziłem zajęcia na temat statystyki małych prób i analiz z wykorzystaniem języka R.

Do osiągnięć organizacyjnych chciałbym zaliczyć:

Koordynowanie pracami nad przygotowanie raportu do tzw. parametryzacji w roku 2017.

Jako pełnomocnik dziekana ds. nauki byłem odpowiedzialny za koordynowanie i przygotowanie kompletu dokumentów w związku z oceną Wydziału Psychologii (tak zwaną parametryzacją). Formalnie byłem osobą składającą te dokumenty. Wynikiem całego tego procesu była ocena wyróżniająca dla Wydziału Psychologii. W październiku 2017 między innymi za udział w pracach nad przygotowaniem dokumentów do parametryzacji otrzymałem nagrodę Dziekana Wydziału Psychologii Uniwersytetu SWPS.

Otrzymanie nagrody dydaktycznej Rektora Uniwersytetu SWPS za przygotowanie kursu e-learningowego „Człowiek – perspektywa humanistyczna”. Kurs ten został wdrożony na wszystkich Wydziałach Uniwersytetu SWPS od roku akademickiego 2022/2023. Byłem głównym koordynatorem odpowiedzialnym na pracę wszystkich osób zaangażowanych w

przygotowanie tego kursu, dlatego też mój udział w tych pracach uważam bardziej za osiągnięcie organizacyjne niż dydaktyczne.

Otrzymałem nagrodę Dziekana Wydziału Psychologii w kategorii „Relacje” za rok akademicki 2021/2022. Nagrodę tę dostałem za sprawne poradzenie sobie z organizacją zajęć na specjalności psychologia biznesu.

Koordinowanie specjalnością psychologia biznesu na Wydziale Psychologii Uniwersytetu SWPS. Od 1 października 2023 jestem koordynatorem specjalności psychologia biznesu. Specjalność to pakiet zajęć dostępny dla studentów IV i V roku wybierających daną specjalność. Jestem odpowiedzialny na nadzór merytoryczny nad treścią planów wszystkich zajęć wchodzących w skład specjalności, obsadę zajęć i bieżącą obsługę spraw studentów wybierających specjalność (łącznie jest około 250 osób).

Jako moje osiągnięcia popularyzujące naukę chciałbym wymienić:

W styczniu 2019 w ogólnokrajowym włoskim dzienniku La Stampa ukazała się artykuł na temat tego, w jaki sposób można wykorzystać drewniane zabawkowe pociągi do nauki programowania. W artykule tym opisano badania, które zaprojektowaliśmy wraz z Monicą Bucciarelli i opisaliśmy w artykułach wchodzących w skład osiągnięcia przedstawionego przeze mnie do oceny (poz. 4 i 5 w Wykazie).

Od roku 1999 do teraz opublikowałem kilka artykułów w czasopismach popularnych odnoszących się głównie do psychologicznych aspektów związanych z zachowaniami konsumenckimi. Były to między innymi artykuły w takich czasopismach jak: AIDA Media. Teoria i praktyka reklamy (1999 rok); Charaktery (3 artykuły w latach 2011 – 12). Były to także wpisy na blogi (w latach 2010 – 2012 – NaTemat, Marketing przy kawie) oraz wywiady w stacjach radiowych (Polskie Radio Program I, III i IV – w latach 2008 – 2010, TokFM – 2024) – wszystkie te aktywności dotyczyły

W roku 2009 byłem współorganizatorem w konferencji organizowanej wspólnie z CityBoard Media „Psychologia w Biznesie, Biznes w Psychologii” w roku 2009, gdzie przedstawiłem referat na temat etyki w badaniach rynku.

Wielokrotnie udzielałem krótkich wypowiedzi do gazet takich, jak Rzeczpospolita, Newsweek, Polityka. Wypowiedzi te z reguły odnosiły się do racjonalności zachowań ludzi jako konsumentów.

Od kilku lat mam kanał na YouTube z filmami zawierającymi instrukcje przeprowadzenia różnego typu analiz statystycznych w programach typu SPSS, PowerBI, Python, Excel; na kanale znajduje się 27 filmów, które zostały wyświetlone ponad 10 tys. razy.

Oprócz kwestii wymienionych w pkt. 1-6, wnioskodawca może podać inne informacje, ważne z jego punktu widzenia, dotyczące jego kariery zawodowej.

Wniosek na konkurs NCN Opus 26 p.t. „Cognitive Foundations of Algorithmic Thinking”, zarejestrowany jako 2023/51/I/HS6/02886, został przygotowany jako wniosek Opus Lap, który obejmuje współpracę pomiędzy Wydziałem Psychologii Uniwersytetu SWPS (kierownik projektu: Robert Mackiewicz) oraz:

Prof. dr hab. Marco Ragni z Chemnitz Technical University, Niemcy

Prof. dr Walter Schaeken z KU Leuven, Belgia

W planowanych badaniach wezmą też udział (finansowanie z innych źródeł):

Prof. Monica Bucciarelli z Università di Torino

Prof. Philip N. Johnson-Laird z Princeton University

W chwili składania niniejszego autoreferatu decyzja na temat tego wniosku nie została podjęta, choć wiadomo, że wniosek został zakwalifikowany do II etapu oceny merytorycznej. Prace, które zamierzamy prowadzi są kolejnym krokiem rozwoju teorii kinematycznych modeli umysłowych. Ponieważ każdy problem, który można przedstawić przy pomocy obliczalnego algorytmu, można przedstawić przy pomocy liczb, więc badania które podejmujemy będą odnosić się do rozszerzenia przedstawionej w niniejszym autoreferacie teorii w taki sposób, aby uwzględnione zostały podstawy tworzenia algorytmów arytmetycznych. Przykładem takiego algorytmu wykorzystującego prymitywną rekursję jest zdefiniowanie mnożenia jako dodawania (np. 3 razy cztery to inaczej do zera trzykrotnie dodaj cztery). Pierwsze wyniki badań zostały przedstawione na konferencji International Conference on Thinking, Mediolan, 2024.

.....

(podpis wnioskodawcy)