

KONEKCIONISTICKÉ MODELOVANIE V KOGNITÍVNYCH VEDÁCH

VLADIMÍR KVASNIČKA, Katedra matematiky FCHPT STU, Bratislava

Kvasnička, V.: Connectionist Modelling in Cognitive Sciences
FILOZOFIA 58, 2003, No. 1, p. 35

The purpose of the paper is to present basic principles of connectionism and its position within contemporary cognitive science. Connectionist paradigm postulates thinking as a parallel processing of non-structured information by simple calculations performed by neurons that are deeply mutually interconnected. The basic numerical tools of connectionism are deeply represented by so-called artificial neural networks, which are immediately applicable to the study of many cognitive functions at different levels of complexity and sophistication. Connectionism has brought with it a number of important philosophical issues and concerns. Connectionism as a dramatic shift from more traditional accounts of cognition has forced philosophers to reconsider many assumptions based upon earlier theories.

1. Úvodné poznámky. Kognitívna veda ([5]; [6]; [12]; [15]; [21]) je interdisciplinárny prístup (zahrnujúci filozofiu mysle, psychológiu, lingvistiku, neurovedu a umelú inteligenciu) k štúdiu všetkých foriem ľudskej inteligencie od vnímania a správania až po reč a myslenie. Z pohľadu filozofie kognitívna veda nie je obmedzená len na štúdium kognitívnych aktivít človeka, ale musí byť prístupná k všetkému, čo presahuje túto hranicu (v súčasnosti je táto potreba veľmi aktuálna pri vzniku humanoidnej robotiky). V kognitívnych vedách existujú dve diametrálne odlišné paradigmy¹ skúmania ľudskej mysle:

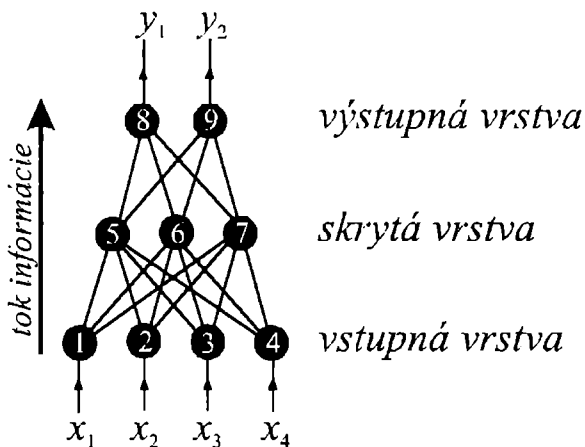
(1) *Symbolická paradigma*² (*symbolizmus*) - myslenie je informačný proces nad symbolmi, ktoré majú určité reprezentatívne a sémantické stavy realizované v ľudskom mozgu. Tento pohľad Newella a Simona [10] na ľudskú myseľ ako na informačný proces nad symbolmi predstavuje klasický prístup ku kognitívnym vedám. Ako dôsledok tohto prístupu je názor, že architektúra ľudskej mysle je v podstate ekvivalentná sekvencnému počítaču, ktorý je schopný spracovávať symboly.

(2) *Konekcionistická paradigma* (*konekcionizmus*) - myslenie je paralelné spracovanie neštruktúrovanej (subsymbolickej) informácie pomocou jednoduchých výpočtov realizovaných neurónmi, ktoré sú medzi sebou silne prepojené ([7]; [8]; [14]). Konekcionistické modely (realizované pomocou umelých neurónových sietí) sú založené na metafore ľudskeho mozgu, interpretujú a modelujú kognitívne vlastnosti mozgu pomocou teoretických predstáv, ktoré majú svoj pôvod v neurovede. V konekcionizme sa vychádza zo základného postulátu neurovedy, že základným stavebným kameňom

¹ Termín "paradigma" je v tejto práci používaný v užšom význame, než ako ho použil Kuhn (kde zmena paradigmy mala charakter vedeckej revolúcie).

² Slovo "symbolický" sa používa v zmysle "operujúci so symbolmi", t. j. s objektmi, ktoré sú nositeľmi dohodnutého významu. Niektorí autori používajú termín "symbolový".

Ľudského mozgu je neurón, ktorý má tieto základné vlastnosti ([1]; [8]): (1) neurón prijíma informáciu z okolia od ostatných neurónov, (2) neurón spracováva (integruje) prijatú informáciu a (3) neurón posiela spracovanú informáciu iným neurónom zo svojho okolia. Neurónová sieť môže byť schematicky vyjadrená pomocou obrázku:



Jednotlivé spoje medzi neurónmi sú ohodnotené váhovými koeficientmi, ktoré určujú intenzitu daného spoja (ak je koeficient kladný/záporný, potom hovoríme, že spoj je excitačný/inhibičný). Architektúra siete a váhové koeficienty spojov medzi neurónmi určujú vlastnosti neurónovej siete, t. j. spôsob transformácie vstupnej informácie na výstupnú informáciu. V rámci konekcionistačkej paradigmy ľudské intelektuálne vlastnosti sú determinované hlavne rozložením spojov medzi neurónmi mozgu a ich váhovými koeficientmi.

Umelé neurónové siete v súčasnosti patria medzi základné teoretické koncepty kognitívnych vied, kde zaujali postavenie univerzálneho matematicko-informatického prístupu k štúdiu a modelovaniu kognitívnych aktivít ľudského mozgu. Okrem kognitívnych vied umelé neurónové siete majú nezastupiteľné uplatnenie aj v technických, prírodných a taktiež aj v spoločenských vedách. Musíme však zdôrazniť, že neurónové siete majú najväčší význam práve v kognitívnych vedách, kde patria medzi základné teoretické metódy interpretácie kognitívnych funkcií nášho mozgu. Predstavujú pre kognitívne vedy dôležitý pojmový a argumentačný aparát, ktorý umožňuje interpretovať a vysvetľovať kognitívne funkcie ľudského mozgu spôsobom, ktorý je blízky našim predstavám o štruktúre a fyziológii mozgu.

2. Ako sa učí neurónová sieť? Hľadanie vhodných váhových koeficientov neurónovej siete pre daný problém patrí medzi základné úlohy konekcionizmu a nazýva sa *učenie neurónovej siete*. Všeobecný algoritmus učenia neurónovej siete môže byť nformulovaný takto ([8]; [14]): Učenie sa realizuje nad tréningovou množinou, ktorá obsahuje objekty a ich požadovanú klasifikáciu. Vstupným neurónom siete sú postupne

predkladané objekty z tréningovej množiny, odozva na tieto objekty sa prejaví vo výstupných aktivitách siete. Pokiaľ sú tieto aktivity totožné s požadovanými výstupnými aktivitami z tréningovej množiny, potom aktuálne váhové koeficienty sa neupravujú. V opačnom prípade, ak výstupná odozva siete na tréningový objekt sa nezhoduje s požadovanými výstupnými aktivitami, potom učenie obsahuje algoritmus, pomocou ktorého sa spočíta oprava váhových koeficientov tak, aby sa nesúhlas medzi odozvou a požadovanými aktivitami zmenšil. Tento jednoduchý postup sa neustále opakuje tak dlho, až odozvy na tréningové objekty sa stanú totožnými s požadovanými aktivitami. To znamená, že neurónová sieť korektne interpretuje všetky tréningové objekty.

Úspešnosť učenia algoritmu je obvykle veľmi delikátnou záležitosťou správneho nastavenia algoritmu vzhľadom na danú tréningovú množinu. Zvyčajne učenie vyžaduje mnoho stoviek, až tisícok elementárnych aktov učenia. Možno konštatovať, že učenie neurónovej siete patrí medzi časovo veľmi zdĺhavé procedúry v rámci aplikácií neurónových sietí. Toto učenie sa až v súčasnosti vďaka používaniu najmodernejšej výpočtovej techniky stalo zvládnuteľným v krátkom čase. Naznačená metóda učenia neurónových sietí má vážne ohraničenie spočívajúce v tom, že ľudia (a aj mnoho iných, menej inteligentných živočíchov) majú schopnosť učiť sa pomocou jedinej udalosti; tak napr. živočích, ktorý zjedol potravu spôsobujúcu vážne zažívacie ťažkosti, už nikdy nebude podobnú potravu jesť. Súčasné konekcionistické metódy učenia nie sú schopné realizovať takéto "jednorázové" učenie.

3. Čo dokážu neurónové siete? Ukážeme tri už "klasické" ilustračné príklady použitia neurónových sietí na modelovanie kognitívnych funkcií ([3]; [7]; [9]), ktoré predznamovali na viac ako desaťročie konekcionistické aplikácie v kognitívnej vede.

(1) *Neurónová sieť NETtalk* navrhnutá Sejnowskim a Rosenbergom [16], ktorá je schopná čítať anglický text. Tréningová množina obsahuje anglický text spolu s požadovaným fonetickým výstupom (obrazne môžeme povedať, že neurónová sieť NETtalk transformuje anglický text na jeho fonetickú performanciu, ktorá je zakódovaná v tvare vhodnom pre syntetizátor reči). Je veľmi zaujímavé počúvať "reč" vyprodukovanú počítačom v rôznych etapách učenia. V počiatočnej etape sieť produkuje náhodné zvuky, potom niečo, čo môže byť nazvané ako "detské džavotanie", v ďalších etapách učenia sieť produkuje zvuky pripomínajúce anglickú reč. Až v záverečných etapách učenia sieť číta text ozajstnou angličtinou. Čo bolo najviac prekvapujúce, naučená sieť manifestovala schopnosť generalizácie, keď jej bol predložený text, ktorý nebol obsiahnutý v tréningovej množine, bola tiež schopná bezchybne ho "prečítať".

(2) *Neurónová sieť pre tvorbu minulých časov anglických slovies* bola zostrojená Rumelhartom a McClellandom [13]. Tvorba minulého času slovies v angličtine je netriviálny problém hlavne v dôsledku častej frekvencie výskytu nepravidelných slovies. Minulý čas pravidelných slovies sa vytvára pomocou prípony 'ed', avšak pre nepravidelné slovesá neexistuje všeobecné pravidlo tvorby minulého času (napr. dvojice is/was, come/came, go/went ...). Deti typicky vykazujú tzv. U-čkový priebeh kvality učenia, keď zo začiatku robia málo chýb, pretože sa všetko učia spamäti (horný koniec ľavej časti písmena U). Potom sa deti naučia pravidlo pre časovanie pravidelných slovies a používajú ho aj pre nepravidelné slovesá, čím zvýšia počet chýb a znížia kvalitu

naučenia (dolná časť písmena U), a nakoniec sa naučia rozlišovať pravidelné a nepravidelné slovesá a kvalita naučenia zasa stúpne. Podobný priebeh kvality učenia vykazovala aj neurónová sieť.

Pinker a Prince [11] kritizovali túto aplikáciu neurónových sietí na základe jej slabých schopností zovšeobecnenia nových pravidelných slovies. Túto skutočnosť pokladajú za prejav zásadnej obmedzenosti neurónových sietí. Uvádzajú, že neurónové siete sú vynikajúcim prostriedkom na učenie sa asociáciám, ale majú principiálne ohraňovania pri zvládnutí všeobecných pravidiel, akými sú napr. pravidlá na tvorbu minulého času pravidelných slovies. Pinker a Prince tieto pochybnosti zovšeobecnil do formulácie, že neurónové siete sú nepoužiteľné na modelovanie kognitívnych funkcií, ktoré vyžadujú pravidlá. Ďalší rozvoj neurónových sietí jasne ukázal, že neurónové siete sú schopné zovšeobecnenia aj v týchto kritických prípadoch ([3]; [9]).

(3) *Rekurentná³ neurónová sieť na určenie gramatických štruktúr vo vete*, navrhnutá Elmanom ([2]; [7]; [8]), je schopná rekognoskovať gramatické štruktúry vo vetách. Tréningové vety boli tvorené z 23 slov pomocou jednoduchej gramatiky, napr. Any man that chases dogs that chase cats... runs.

V tejto vete podstatné meno v jednotnom čísle 'man' musí súhlasiť so slovesom v 3. osobe jednotného čísla 'runs' aj napriek tomu, že vo vete sa vyskytujú iné podstatné mena v množnom čísle ('dogs','cats'), ktoré by mohli implikovať výber tvaru slovesa 'run'. Rekurentnosť Elmanovej neurónovej siete spočíva v tom, že existujú také skryté neuróny, ktorých spoje tvoria orientovanú slučku s inými vnútornými neurónmi. Práve tieto slučky spôsobujú, že Elmanova neurónová sieť je vybavená určitou rudimentárnou pamäťou, ktorej existencia umožňuje korektne klasifikovať gramatické štruktúry v lineárnych reťazcoch znakov. Neurónová sieť po intenzívnom tréningu bola schopná korektne rekognoskovať prítomnosť vyššie uvedeného gramatického pravidla. Moderný rozvoj rekurentných neurónových sietí jednoznačne preukázal ich schopnosť rozpoznať v lineárnych reťazcoch znakov, ktoré boli generované nejakou gramatikou, požadované syntaktické štruktúry [20].

4. Význam modelovania mysle pomocou neurónových sietí. Prečo by mali byť neurónové siete zaujímavé pri filozofov zaoberajúcich sa mysl'ou? Neurónové siete sú relatívne novou metódou skúmania mysle a jej vzťahu k mozgu. Mozog sa chápe ako neurónová sieť, ktorá je vytvorená z obrovského množstva neurónov navzájom prepájaných synaptickými spojmi. Neurónové siete tvoria neobyčajne flexibilný a robustný orgán, ktorý úspešne rieši úlohy, pred ktorými stojí jeho nositeľ - organizmus - v reálnom dynamicky meniacom sa svete. Zášumená informácia alebo zánik neurónov spôsobujú len malú a spočiatku skoro nebadateľnú degradáciu funkcií neurónovej siete; odozvy neurónovej siete sú stále prijateľné, aj keď môžu byť menej presné. V protiklade k tejto skutočnosti prítomnosť šumu alebo strata malého počtu operačných jednotiek pre klasické počítače automaticky znamená okamžitú stratu funkčnosti. Súčasný stav rozvoja teórie a aplikácií neurónových sietí jednoznačne ukazuje, že také kognitívne úlohy,

³ Rekurentná neurónová sieť obsahuje slučky tvorené zo spojov, táto neurónová sieť je vo všeobecnosti flexibilnejšia ako štandardný typ siete bez slučiek; tento typ siete bol zavedený Elmanom [3].

akými sú napr. rozpoznávanie obrazcov, krátkodobá predpoveď a plánovanie, koordinovaný pohyb a mnohé iné úlohy študované v súčasnej umelej inteligencii a robotike, sú úspešne a efektívne riešiteľné práve pomocou neurónových sietí.

Napriek vyššie uvedeným výhodám a efektívnosti neurónových sietí musíme spomenúť aj ich slabé stránky: 1. Neurónové siete abstrahujú od niektorých veľmi dôležitých rysov ľudského mozgu. Tak napríklad obsahujú obvykle len jeden typ neurónov, zatiaľ čo v ľudskom mozgu v rôznych jeho oblastiach existuje viac ako dvadsať rozličných typov neurónov. 2. Kognitívne funkcie ľudského mozgu môžu byť silne ovplyvňované hormónmi a neurotransmitermi, čo môže napríklad viesť k manifestácii emócií. Tieto a podobné aspekty fungovania ľudského mozgu sú v súčasných umelých neurónových sieťach celkom ignorované. 3. Biologická plauzibilita súčasných procesov učenia neurónových sietí je veľmi malá. Súčasné anatomické a fyziologické poznatky o mozgu nič nehovoria o mechanizmoch zmeny váhových koeficientov, ktoré sú používané v teórii neurónových sietí a ktoré sú založené na nesúlhlase medzi odozvou siete na tréningový objekt a požadovanou výstupnou aktivitou.

Až v súčasnosti vznikajú podstatne realistickejšie neurónové siete, ktoré využívajú dobre známu experimentálnu skutočnosť, že signály medzi neurónmi sa po spojoch šíria formou diskretných impulzov, a nie formou spojitých analógových signálov.

5. Konekcionistická reprezentácia. Konekcionizmus poskytuje novú paradigmu pochopenia toho, ako sú informácia a procesy nad ňou prebiehajúce, reprezentované v mozgu. Súčasné predstavy o práci mozgu (podporené aj experimentmi) sú také, že myšlienka na nejaký koncept okamžite vyvoláva zložitý obrazec aktivít neurónov v určitej oblasti mozgovej kôry. V konekcionizme sa tieto obrazce pokladajú za *distribúvanú reprezentáciu* daného konceptu. Pre zaujímavosť poznamenajme, že distribuovaná reprezentácia nad neurónmi je priamym dôsledkom konekcionistických metód učenia. Tie sú v prevažnej miere zamerané na modifikáciu váh spojov medzi neurónmi; preto je opodstatnené očakávať, že práve aktivity neurónov sú vhodnou distribuovanou reprezentáciou kognitívnych procesov prebiehajúcich v ľudskom mozgu. Distribuovaná reprezentácia vecí (konceptov) v mozgu je relatívne stabilná (na rozdiel od symbolov, ktoré sú lokalisticky "uskladnené" v rôznych oblastiach pamäti), keď časť siete zanikne.

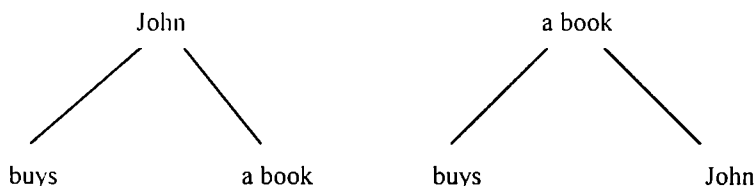
Je opodstatnené očakávať, že distribuovaná reprezentácia má takú vnútornú vlastnosť, že dva významovo podobné koncepty sú reprezentované podobnými obrazcami aktivít. Pretože reprezentácia je vyjadrená pomocou obrazcov aktívnych neurónov, môžeme pomerne jednoducho medzi reprezentáciami zaviesť reláciu podobnosti ako matematickú podobnosť medzi danými obrazcami.

Aký je vzťah medzi konekcionistickou distribuovanou reprezentáciou a symbolickou lokalistickou reprezentáciou (založenou na metafore jedného "atómu", priradeného vybranému konceptu)? Dichotomické chápanie týchto dvoch reprezentácií je dôsledkom ostreho rozlišovania medzi konekcionistickým a symbolickým prístupom, medzi tým, čo je explicitné, a tým, čo je implicitné. V konekcionistickej reprezentácii je explicitne určená len najnižšia úroveň (pri pohľade zdola nahor), t. j. obrazce aktívnych neurónov. O riešenie tohto pomerne zložitého problému sa prvý pokúsil Smolensky [18]: navrhol hierarchický konekcionistický model, pomocou ktorého sa pokúsil zosúladiť

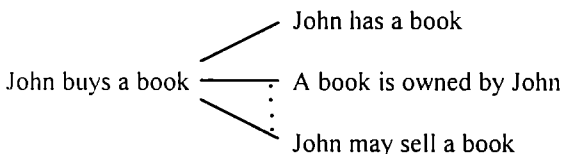
symbolizmus s konekcionizmom. Pri postupe zdola nahor v rámci tohto modelu nachádzame poznatkové atómy s veľkým stupňom implicitnosti, ktoré sa v určitom priblížení môžu interpretovať už ako symboly.

6. Kompozičnosť a systematickosť konekcionistického modelovania. Fodor a Pylyshin [4] ostro kritizovali konekcionizmus ako paradigmu nevhodnú na modelovanie vyšších kognitívnych funkcií ľudského mozgu, pretože nie je schopný postihnúť kompozičný a systematický aspekt tzv. *jazyka myslenia*, ktorý patrí medzi základné postuláty symbolického prístupu.

Pod *kompozičnosťou* jazyka myslenia sa rozumie to, že význam vety jazyka, aj keď je hlavne určený významom vetných komponentov, je určený aj syntaktickou štruktúrou vety. Tak napríklad význam vety "John buys a book" je diametrálne odlišný od významu vety "A book buys John", aj keď obe obsahujú rovnaké komponenty. Diagramaticky tieto dve vety môžeme vyjadriť takto:



Systematickosť jazyka myslenia znamená, že ak niekto je schopný porozumieť vete "John buys a book", potom musí byť automaticky schopný porozumieť aj iným vetám, ktoré z nej reflexívne vyplývajú:



Fodor a Pylyshin [4], vychádzajúc z vtedajšieho stavu teórie neurónových sietí, usúdili, že *konekcionizmus nie je principiálne schopný* postihnúť ani kompozičnosť, ani systematickosť jazyka, z čoho následne usúdili, že *konekcionistická paradigma je pre kognitívne vedy nevhodná*.

Problém kompozičnosti je plne riešiteľný v konekcionizme pomocou rekurentných neurónových sietí, o ktorých bolo dokázané, že sú schopné simulovať ľubovoľný konečný automat [19]. Inými slovami, rekurentné neurónové siete sú schopné klasifikovať formule (reťazce znakov - symbolov) vyprodukované gramatikou. Súčasný rozvoj neurónových sietí ukázal [20], že neurónové siete sú schopné klasifikovať nielen reťazce symbolov premenlivej dĺžky, ale aj zložitejšie štruktúry, akými sú napr. acyklické grafy s vrcholmi ohodnotenými symbolmi, čo ďaleko presahuje požiadavky konekcionistickej interpretácie jazyka.

Konekcionistické riešenie problému systematickosti jazyka vyžaduje podstatne subtilnejšie teoretické techniky ako predošlý problém kompozičnosti. V konekcionistickej literatúre existuje už niekoľko návrhov, ako riešiť tento problém pomocou tzv. reflexívneho uvažovania. Jeden z najznámejších a najprepracovanejších je systém SHRUTI [17]. V tomto prístupe sú elementárne koncepty reprezentované neurónmi, ktoré v aktívnom stave vysielajú pomocou axóna do svojho okolia impulzy, pričom susedný neurón sa aktivizuje vtedy, keď dôjde k určitej časovej synchronizácii v odosielaní impulzov medzi danou dvojicou neurónov. Tento systém sa v literatúre neustále zdokonaľuje [22], takže v súčasnosti už môže byť chápaný ako konekcionistická implemetácia "expertného systému", ktorý zo svojej databázy poznatkov je schopný spontánne (reflexívne) vyvodzovať nové poznatky (typu vyššie uvedenej schémy nových poznatkov, priamo vyplývajúcich zo skutočnosti že "John buys a book").

7. Záver. Vstup konekcionistickej paradigmy (reprezentovanej hlavne umelými neurónovými sieťami) do kognitívnych vied znamenal určitý zásadný zvrät v ponímaní a modelovaní ľudskej mysle. Kognitívne funkcie sú interpretované použitím terminológie a argumentačného aparátu umelých neurónových sietí, ktoré v súčasnosti získali už charakter univerzálneho prístupu, dobre podporeného nielen hlbokými matematickými a informatickými výsledkami, ale aj úspešnými aplikáciami. *Pre filozofiu mysle má konekcionistická paradigma hlavný dopad v tom, že jej argumentácie a ponúkané riešenia (filozofie mysle) by už mali byť založené nielen na predstavách a výsledkoch súčasnej neurovedy, ale aj na predstavách a výsledkoch súčasného konekcionizmu. Aj keď neuroveda ako veda založená na empirických faktoch má, samozrejme, prednosť, tam, kde nám neuroveda neponúka vysvetlenie, je lepšie brať na zreteľ výpočtové modely konekcionizmu, ako sa spoliehať iba na špekulatívne úvahy.*

Umelá inteligencia spolu s kognitívnymi vedami v blízkej budúcnosti budú stáť pred riešením strategickej úlohy konštrukcie humanoidného robota. Návrh architektúry jeho kognitívneho orgánu - mozgu bude veľká šanca a výzva pre kognitívne vedy (vrátane filozofie mysle) pri operacionalizovaní a formalizovaní takých ťažko uchopiteľných pojmov, akými sú napr. vedomie alebo emócie. Som pevne presvedčený, že v priebehu niekoľkých rokov vzniknú "robotické kognitívne vedy", ktoré budú riešiť podobné problémy ako "humánne kognitívne vedy", avšak nebudú sa musieť neustále obracať na biologickú plauzibilitu svojich modelov. Filozofia mysle bude nutná a potrebná pre obe typy kognitívnych vied, aj keď kognitívny orgán humanoidného robota (metafora ľudskeho mozgu) bude vyvolávať mnohé filozofické otázky, diskusie a problémy, ktorých náznaky môžeme dnes iba tušiť.

LITERATÚRA

- [1] ARBIB, M. H. (ed.): *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. Cambridge, MA, MIT Press 1998.
- [2] ELMAN, J. L.: "Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure." In: *Machine Learning*, 7, 1991, s. 195-225.

- [3] ELMAN, J. L., BATES, J. L., JOHNSON, M. H., KARMILOFF-SMITH, A., PARISI, D., PLUNKETT, K.: *Re thinking Innateness: A Connectionist Perspective on Development*. Cambridge, MA, MIT Press, Bradford Books 1998.
- [4] FODOR, J. - PYLYSHYN, Z.: "Connectionism and Cognitive Architecture: a Critical Analysis." In: *Cognition* 28, 1988, s. 3-71.
- [5] HAVEL, I. M.: "Přirozené a umělé myšlení jako filozofický problém." In: V. Mařík, O. Štěpánková, J. Lažanský (Eds.): *Umělá inteligence (3)*. Praha, Academia 2001.
- [6] JIRKŮ, P. - KELEMEN, J.: *Kapitoly z kognitivní vědy*. Praha, Vysoká škola ekonomická 1996.
- [7] KVASNIČKA, V. - POSPÍCHAL, J.: "Konekcionismus a kognitivne vedy." In: Rybár, J., Beňušková, Ľ., Kvasnička, V.: *Kognitívne vedy*. Bratislava, Kalligram 2002.
- [8] KVASNIČKA, V., BEŇUŠKOVÁ, Ľ., FARKAŠ, I., KRÁL, A., POSPÍCHAL, J., TIŇO, P.: *Úvod do teórie umelých neurónových sietí*. Bratislava, IRIS 1997.
- [9] MCLEOD, P., PLUNKETT, K., ROLLS, E. T.: *Introduction to Connectionist Modelling of Cognitive Processes*. Oxford, Oxford University Press 1998.
- [10] NEWELL, A. - SIMON, D. A.: "Computer science as empirical enquiry: symbols and search." In: *Communications of the ACM* 12, 1976, s. 113-126.
- [11] PINKER, S. - PRINCE, A.: "On Language and Connectionism." In: *Cognition*, 28, 1988, s. 73-195.
- [12] PSTRUŽINA, K.: *Svět poznávání. K filosofickým základům kognitivní vědy*. Nakladatelství Olomouc 1998.
- [13] RUMELHART, D. E. - MCCLELLAND, J. L.: "On learning the past tense of English verbs." In: Rumelhart, D. E. - McClelland, J. L.: *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 2. Cambridge, MA, MIT Press, 1986, s. 216 - 271.
- [14] RUMELHART, D. E. - MCCLELLAND, J. L.: *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 1-2. Cambridge, MA, MIT Press 1986.
- [15] RYBÁR, J., BEŇUŠKOVÁ, Ľ., KVASNIČKA, V.: *Kognitívne vedy*. Bratislava, Kalligram 2002.
- [16] SEJNOWSKI, T. J. - ROSENBERG, T. J.: "Parallel networks that learn to pronounce English text." In: *Complex Systems* 1, 1987, s. 145-168.
- [17] SHASTRI, L. - AJJANAGADDE, V.: "From simple associations to systematic reasoning: A connectionist representation of rules, variables and dynamic bindings using temporal synchrony." In: *Behavioral and Brain Sciences* 16, 1993, s. 417-494.
- [18] SMOLENSKY, P.: "Neural processing in dynamical systems: Foundation of harmony theory." In: Rumelhart, D. E. - McClelland, J. L.: *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 1, Cambridge, MA, MIT Press, 1986, s. 194-281.
- [19] SONTAG, E. D.: "Automata and neural networks." In: *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. (M. A. Arbib, eds.) Cambridge, MA, MIT Press 1995.
- [20] SPERDUTI, A.: "A Tutorial on Neurocomputing of Structures." In: Cloete, I. - Zurada, J. M. (Eds.): *Knowledge-Based Neurocomputing*. Cambridge, MA, MIT Press 2000.
- [21] THAGARD, P.: *Úvod do kognitivní vědy. Mysl a myšlení*. (Přeložil A. Markoš.) Praha, Portál 2001.
- [22] WERMTER, S. - SUN, R. (Eds.): *Hybrid Neural Systems*. Berlin, Springer Verlag 2000.

Ďakujem Egonovi Gálovi, Jirkovi Pospíchalovi a Jánovi Rybárovi za upozornenia na mnohé preklepy, nejasnosti, nepresnosti a kritické pripomienky, ktorými prispeli ku skvalitneniu textu.

Príspevok vznikol za podpory VEGA SR, v rámci grantových úloh č. 1/7336/20 a 1/8107/01.

Prof. Ing. Vladimír Kvasnička, DrSc.

Katedra matematiky FCHPT STU

Radlinského 9

812 37 Bratislava

SR

e-mail: kvasnic@stuba.sk