

# Neurálne modely v kognitívnej robotike: vizuálno-motorická interakcia

Igor Farkaš

Centrum pre kognitívnu vedu, KAI FMFI UK, Univerzita Komenského  
Mlynská dolina, 84248 Bratislava  
farkas@fmph.uniba.sk

## Abstrakt\*

Narastajúce množstvo teoretických a empirických poznatkov z vývinovej psychológie a z kognitívnej neurovedy podporuje víziu, že pochopenie mechanizmov kognície (vrátane jazyka) a ich modelovanie ťažko možno dosiahnuť bez prepojenia na nadobúdané senzomotorické zručnosti vyvíjajúceho sa vteleného agenta, situovaného v sociálnom prostredí. Konštruktivistický prístup zdola v oblasti kognitívnych systémov a robotiky je prirodzene spojený s využitím matematických modelov, hlavne umelých neurónových sietí, ktoré ponúkajú mechanizmy učenia v kontexte rôznych paradigiem (s učiteľom, bez učiteľa a s posilňovaním), ako alternatívu klasickému dizajnerskeho prístupu. Článok poskytuje prehľad súčasných modelov v kognitívnej robotike so zameraním na akvizíciu vizuálno-motorickej koordinácie a na systém zrkadliacich neurónov, ktorý sa skrýva za rôznymi schopnosťami agenta týkajúcimi sa sociálnej kognície.

## 1 Úvod

Tento príspevok je pohľadom na novú, rýchlo sa vyvíjajúcu oblasť kognitívnej robotiky so zreteľom na využitie výpočtových modelov v tejto doméne. Kognitívna robotika využíva konštruktivistický prístup k budovaniu umelých agentov (robotov), odlišný od tradičnej dizajnerskej umelej inteligencie, s cieľom vybaviť agentov vhodnými učiacimi mechanizmami, ktoré by im umožnili nadobúdať a využívať znalosti počas ontogenézy (Pfeifer, Scheier, 2000). Mechanizmy strojového učenia môžu operovať na rôznych úrovniach abstrakcie a ich spoločným cieľom je to, že majú umožniť akvizíciu poznatkov a adaptáciu (na meniace sa vlastnosti prostredia). Ak sú tieto učiace mechanizmy biologicky inšpirované a fungujú napr. na báze neurónových sietí, ide o neurorobotiku (Arbib, Metta, Smagt, 2008). Veľmi dobrým inšpiračným zdrojom sú živočíchy na rôznych úrovniach hierarchie (Pfeifer a spol., 2007) napr. pre dizajn mobilných robotov, my sa však zameriame na modelovanie kognitívnych schopností

človeka (príp. opíc). Finálnym globálnym cieľom vývinovej kognitívnej robotiky by mohlo byť skonštruovanie agenta-robotu, ktorý by dokázal autonómne prejsť všetkými vývinovými štádiami dieťaťa v jeho prirodzenom prostredí. Netreba zdôrazňovať, že takýto cieľ je veľmi ambicióznym, a že sme v súčasnosti dosť ďaleko od jeho splnenia, pretože existujúce prístupy sa vždy zameriavajú len na konkrétnu časť zo širokého repertoára kognitívnych funkcií vo viac alebo menej zjednodušenej podobe. Preto sa skôr javí realistickejšou úloha realizovať viaceré kognitívne funkcie v rámci jedného robota, pričom každá z nich postavená na zjednodušujúcich predpokladoch. Dá sa očakávať, že i takomto prípade bude celková zložitosť nadobúdaných schopností veľmi vysoká a že dôležitú úlohu bude hrať komunikácia medzi komponentmi systému.

Kľúčovou vlastnosťou umelých neurónových sietí je to, že na rozdiel od symbolovej umelej inteligencie ponúkajú biologicky inšpirované mechanizmy *akvizície* znalostí, aplikovateľné na rôznych úrovniach abstrakcie (Haykin, 2008). Tieto mechanizmy sa týkajú pomalých zmien spojení medzi prvkami systému, či už sú to umelé neuróny, alebo nejaké vyššie funkčné jednotky. Je to v podstate *elementárna forma zmeny poznatku* (internej reprezentácie sveta) v priestore numericky založených reprezentácií. Hebbovský princíp používaný pri učení bez učiteľa odráža lokálne štatistické korelácie medzi aktivitami prepojených prvkov (neurónov alebo vyšších funkčných jednotiek), no v podstate aj iné paradigmy učenia sa opierajú o korelácie. V prípade učenia s učiteľom (napr. v známom algoritme spätného šírenia chyby) ide o koreláciu medzi vstupnou aktivitou pred spojením a vzniknutou chybou za spojením (aj keď, pravda, táto informácia už nie lokálna, lebo sa spätne šíri cez vrstvy). V prípade učenia s posilňovaním je situácia podobná s tým rozdielom, že chyba nemusí byť k dispozícii v každom kroku.

Ohľadne kognitívnych funkcií sa zameriame na dva dôležité aspekty (a ich modely), a to vizuálno-motorickú koordináciu, a systém zrkadliacich neurónov, ktorý sa pravdepodobne podieľa na spektre kognitívnych schopností súvisiacich so sociálnou kogníciou. V tomto kontexte však upriamime pozornosť len na porozumenie pozorovaným akciám.

\* Tento príspevok bol podporený grantmi VEGA 2/0361/08 a KEGA K-09-016-00.

## 2 Neurálne paradigmy učenia

Predtým než prejdeme k vyššie spomínaným kognitívnym činnostiam, zosumarizujme si základné fakty o neurálnych paradigmách učenia. Pri *učení s učiteľom* každý výstupný neurón dostáva chybovú informáciu, na základe ktorej mení potom svoje vstupné váhy tak, aby sa jeho chyba zmenšila. Táto informácia býva typicky k dispozícii v každom kroku, ale nemusí byť (napr. pri klasifikácii sekvencií s využitím algoritmu back-propagation through time, BPTT). Algoritmus spätného šírenia chyby je všeobecne považovaný za biologicky neprijateľný, avšak existujú aj alternatívne, prijateľnejšie vysvetlenia založené na spätnom šírení požadovaných aktivácií (nie chyby) cez spätné váhové spojenia a na následnej aktualizácii váh (O'Reilly, 1996). Rôzne kognitívne úlohy využívajú znalosť o požadovanej odpovedi, preto ich možno využiť. Napríklad pri dosahovaní vizuálneho cieľa agent pozná jeho súradnice, pri učení sa slov mu správne pomenovanie objektu môže poskytnúť kooperujúci agent, atď.

Pri *učení s posilňovaním* len sieť ako celok dostáva informáciu v podobe skalárnej veličiny (odmeny alebo trestu) o tom, aké dobré sú akcie vykonávané agentom. Takýto koncept interakcie agenta s prostredím je biologicky relevantný a predstavuje realistickejšiu formu spätnej väzby než exaktný chybový signál. Preto je učenie s posilňovaním všeobecnejšie použiteľné v rôznych úlohách, no na druhej strane môže potrebovať viac iterácií na konvergenciu, hlavne v prípade vysokého počtu stupňov voľnosti v stavovom priestore a priestore akcií. Táto oblasť strojového učenia bola vyvinutá v diskrétnej doméne (Markovových rozhodovacích procesov), teda s uvažovaním konečného počtu reprezentácií stavov a akcií. V kontexte kognitívnej robotiky je kľúčovým krokom to, že boli navrhnuté rozšírenia tohto konceptu učenia aj pre spojitú doménu, ktorá je blízka neurónovým sieťam (Doya, 2000) a inherentne sa týka aj senzomotorickej interakcie. V kontexte učenia s posilňovaním to znamená, že diskrétna tabuľka sa nahradia aproximátormi funkcií (realizované napr. doprednými sieťami), ktoré priamo umožňujú generalizáciu.

Tretou paradigmou je *učenie bez učiteľa*, keď sieť nemá k dispozícii nijakú explicitnú informáciu o chybe, preto sa v tejto súvislosti hovorí o samoorganizácii siete.<sup>1</sup> Sieť sa učí modelovať prostredie reprezentované tréningovými dátami. Učenie so samoorganizáciou je veľmi užitočné napríklad pri kategorizácii vizuálnych vnemov podľa ich perceptuálnych podobností (keďže ide

<sup>1</sup>Napriek absencii explicitnej chybovej informácie aj sieť so samoorganizáciou sa môže učiť, a to pomocou extrakcie štatistických vzťahov v samotných vstupných dátach.

len o učenia „zdola“). Pri potrebe modifikovať deliace hranice medzi triedami je už nutný učiaci signál „zhora“.

Existujú teórie, že všetky tri skupiny učiacich algoritmov (paradigiem) sú biologicky relevantné (O'Reilly, Munakata, 2000), a že jednotlivé typy učenia by mohli byť relevantné pre rôzne časti mozgu, konkrétne s učiteľom v mozočku, s posilňovaním v bazálnych gangliách a so samoorganizáciou v mozgovej kôre (Doya, 1999). Toto delenie podľa závisí aj od úrovne abstrakcie (napr. umelé neurónové siete verzus impulzné neurónové siete) a my sa v ďalšom budeme opierať o všetky tri paradigmy, tak ako sa vyskytujú pri modelovaní v kognitívnej robotike.

## 3 Vizualno-motorická koordinácia

Táto schopnosť je jednou z prvých, ktorú novorodenec nadobúda (počas prvého roku života, no ktorá sa doladuje až do dospelosti) a dá sa študovať (a modelovať) aj bez sociálnych aspektov. Začína štádiom „motorického džavotania“ (motor „babbling“, analógia k štádiu pri vývine reči), kedy si novorodenec pravdepodobne bezcieľne trénuje svoj motorický aparát. Tento typ získavania vizualno-motorickej asociácie by mohol byť realizovaný na báze samoorganizácie – Hebbovského učenia (Chaminade a spol., 2008). V následnej fáze vizualno-motorickej koordinácie možno rozlíšiť dve hlavné činnosti: dosahovanie objektov (reaching) a uchopovanie objektov (grasping). Je známe, že tieto činnosti sú zabezpečované odlišnými, no koordinovanými neurálnymi systémami, ktoré sa stretávajú v primárnej motorickej kôre (Jeannerod, 1996). Pri týchto činnostiach je z pohľadu kognície úlohou dať do súvisu vizuálnu informáciu o cieľovom objekte (a prípadne koncového bodu ramena) s vnútornou proprioceptívnou informáciou o pozícii ramena. Existuje veľa empirických (behaviorálnych, neurofyziologických a zobrazovacích) poznatkov o tom, že mozog si konštruuje interné modely na tento účel (Kawato, 1999). Tradičná teória vizualno-motorického riadenia predpokladá koexistenciu dopredných a inverzných modelov, ktoré kooperujú. *Dopredné* interné modely (Mehta, Schaal, 2002) umožňujú predikovať senzorické dôsledky vykonávaných akcií, t.j. ich vstupom je motorický signál a výstupom senzorická reprezentácia („kde budem vidieť moju ruku, keď s ňou vykonám konkrétnu akciu?“). *Inverzné* interné modely fungujú naopak, vypočítavajú potrebné motorické pokyny na dosiahnutie cieľa, t.j. ich vstupom je senzorická informácia a výstupom motorické pokyny. Oba modely sa ovplyvňujú (môže ich byť aj viac, Wolpert, Kawato, 1998). Výstup inverzného modelu môže slúžiť ako vstup dopredného modelu a podľa súčasných teórií môže dopredný model napomáhať korigovať trajektóriu (napr.

kvôli čiastočnému prerušeniu vizuálnej spätnej väzby, ak v ceste stojí iný objekt) ako aj znížiť oneskorenia spôsobené senzomotorickou slučkou – inverzný model využíva vonkajší oblúk cez prostredie, dopredný nie. Interakcia funguje aj naopak. Pôvodný názor, že sekvencie akcií sú už pred začatím vykonávania predpripravené (premotorickou kôrou), bol poopravený na základe nových poznatkov v tom zmysle, že dopredný model je korigovaný inverzným modelom počas samotného vykonávania akcie (Desmurget, 2000). Pochopenie týchto mechanizmov (predvídanie akcie) je veľmi dôležité, nakoľko tieto typy mechanizmov sa môžu podieľať aj na vyššej kognitívnej činnosti (predikcia dôsledkov plánovania) a pravdepodobne mozog využíva rovnaké alebo podobné mechanizmy aj na tejto úrovni abstrakcie.

Príkladom jednoduchého konekcionistického modelu vizuálno-motorickej koordinácie je dvojvrstvomá sieť, ktorá sa na skrytej vrstve učí asociovať dva vstupy: vizuálny (poloha cieľového objektu) a proprioceptívny (aktuálna poloha ramena, prípadne prstov) a na výstupe generovať motorické príkazy (zmeny uhlov natočenia ramena), ktoré zabezpečia uchopenie cieľového objektu (Macura a spol., 2009). Výstupy tejto siete (s Jordanovou architektúrou) možno aplikovať na vstup a zabezpečiť tak generovanie trajektórií (po natrénovaní). Súčasťou modelu sú aj samoorganizujúce sa mapy, ktoré sa podieľajú na reprezentácii (predspracovanej) vizuálnej informácie (typ objektu, žiadaný spôsob uchopenia) a sú pripravené pre učenie vopred. Model je vtelený do robotického simulátora (Tikhonoff a spol. 2008), ktorý veľmi dobre aproximuje fyzikálne a dynamické vlastnosti (nedávno skonštruovaného) robotického dieťaťa iCub. Takýto model vizuálno-motorickej interakcie je v podstate inverzným modelom (bez časovej dimenzie), ktorý sa učí statickú úlohu pomocou spätného šírenia chyby (aj keď v testovacej fáze ho možno uzavrieť do slučky tým, že predikované motorické akcie, t.j. uhly natočenia, tvoria nové proprioceptívne vstupy). Z toho ale vyplýva, že požadované motorické signály musia byť v každom (umelo) vyrobené a poskytnuté sieti počas učenia (čo odpovedá situácii, ako keby matka fyzicky usmerňovala ťahala ruku dieťaťa ťahaním smerom k cieľovému objektu). Napriek celkovej funkčnosti modelu spôsob jeho tréningu je metodologickým nedostatkom.

Elegantnejší konekcionistický model použili Sun a Scassellati (2005), a to doprednú neurónovú sieť s RBF neurónmi, ktorá funguje ako dopredný model, ktorému stačí relatívne málo tréningových vstupno-výstupných párov na dosiahnutie pomerne presnej vizuálno-motorickej koordinácie. Sieť s fixnými vhodne inicializovanými RBF centrami (vektory vstupných váh) zabezpečuje priestorovú dekompozíciu 3D priestoru a stačí adaptovať len jej výstupné váhy. To sa dá dosiahnuť

buď heteroasociatívnym Hebbovským učením (výstupné neuróny sú lineárne) alebo analyticky priamym výpočtom pseudoinverzie aktivačnej matice. Okrem toho, táto matica výstupných váh sa dá použiť aj na aproximáciu inverzného modelu. Zaujímavý je spôsob vytvorenia tréningovej množiny: vstupno-výstupné páry sa získajú počas fázy motorického dŕavotania, keď agent spontánne generuje pohyby a ukladá si tie proprioceptívne konfigurácie (vstupy), ktoré sú spojené s odpovedajúcim nasledujúcim vizuálnym vstupom.

Jednotlivé komponenty sa dajú aj kombinovať. Príkladom je model (Tamosiunaite, Asfour, Wörgötter, 2009), ktorý je kombináciou RBF siete a učenia s posilňovaním. Nedávno boli navrhnuté aj iné modely na báze učenia s posilňovaním, napríklad model Saegusa, Metta a Sandini (2009) využíva aktívne motorické dŕavotanie a robí odhady dôveryhodnosti svojich stavov pri prehľadávaní stavového priestoru, ktoré mu umožňujú efektívnejšie vyberať akcie vedúce k dosiahnutiu cieľa. Pozoruhodným je aj nami študovaný model neurónovej siete učenej s posilňovaním na báze algoritmu CACLA (van Hasselt, Wiering, 2007), ktorý využíva dve dopredné siete, jednu na generovanie akcií a druhú na odhad odmien. Model sa nám podarilo nastaviť tak, že sa dokáže naučiť trajektórie z ľubovoľného počiatočného do ľubovoľného koncového bodu v pracovnom priestore s veľkou presnosťou (Korenčiak, 2010).

## 4 Systém zrkadliacich neurónov

Od senzomotorickej koordinácie, čo je vlastne štádiom seba-pozorovania (vlastnej ruky) dieťa pomerne skoro (vek 2-3 rokov) prechádza do štádia, v ktorom na scénu prichádza aj iný jedinec, a kde sa vytvára priestor pre vznik rôznych druhov interakcií či toku informácie medzi subjektmi.

### 4.1 Empirické poznatky

Ako napovedajú poznatky z kognitívnej neurovedy (Wolpert, Doya, Kawato, 2003), medzi motorikou a sociálnou kogníciou existuje prepojenie, pretože vo viacerých zobrazovacích štúdiách aktivity mozgu sa potvrdilo, že motorický systém sa podieľa nielen na priamej motorickej činnosti vykonávanej samotným subjektom, ale aj pri pozorovaní špecifických druhov činnosti, pri imitácii a pri sociálnej interakcii (Rizzolatti, Fogassi, Gallese, 2001). Zrkadliace neuróny boli objavené najskôr u makakov (Rizzolatti a spol., 1996) a u človeka boli experimentálne potvrdené len nedávno (Mukamel a spol., 2010). Existencia zrkadlového systému u človeka bola dovtedy predpokladaná len na základe nepriamej evidencie, prameniacej najmä zo

zobrazovacích štúdií (napr. Oberman, Pineda, Ramachandran, 2007). Systém zrkadliacich neurónov je predpokladanou dôležitou neuroanatomickou súčasťou spektra našich schopností v oblasti sociálnej kognície, vrátane čítania mysle a pozorovania emóciám pozorovaného subjektu (Gallese, Keysers, Rizzolatti, 2004), a možno hrá úlohu aj v evolučnej teórii vzniku jazyka u človeka (Arbib, 2005). Zrkadliaci systém u makaka a u človeka má svoje špecifiká: u ľudí je „rozsiahlejší“ v zmysle fungovania pri rôznorodnejších podmienkach (napr. u ľudí funguje aj v abstraktnejšom kontexte). V súčasnosti existujú dve hypotézy o vzniku zrkadliaceho systému. Adaptačná hypotéza predikuje, že ten sa evolučne vyvinul u človeka (a u opíc) s cieľom umožniť porozumenie pozorovaným akciám (napr. Rizzolatti, Fogassi, Gallese, 2001): Jedinec sa rodí so zrkadliacimi neurónmi a skúsenosť hrá pritom len minoritnú úlohu (senzorické vstupy môžu len urýchliť proces mapovania vizuálnych stimulov na motorické odozvy). Na druhej strane, asociálna hypotéza predpokladá, že zrkadliace neuróny sú produktom senzomotorickej skúsenosti jedinca, ktorá je pre ich vznik kľúčová (Heyes, 2009). Podporným argumentom pre túto hypotézu je aj absencia priamych dôkazov o vrodenej imitačných schopnosti u novorodencov (umožnených zrkadliacimi neurónmi), ako aj to, že vlastnosti tohto systému sa dajú modifikovať senzomotorickou skúsenosťou (Catmur, Walsh, Heyes, 2007). Obe hypotézy majú však argumenty pre a proti, a rozumne znie návrh, že to, ktorá hypotéza má bližšie k pravde, môže ukázať cielený empirický výskum (Heyes, 2009).

V každom prípade vyvinutý systém zrkadliacich neurónov hrá dôležitú úlohu pri sociálnej kognícii. Pochopenie (a anticipovanie) pozorovaného správania („čítanie mysle“) si pravdepodobne vyžaduje zmenu perspektívy. V kontexte senzomotorickej koordinácie (pochopenie pozorovanej fyzickej aktivity) to potom pravdepodobne znamená zmenu perspektívy. Vieme, že človek na reprezentáciu priestorových vzťahov využíva rôzne súradnicové systémy, tzv. *referenčné rámce*. Dieťa najprv pozná len egocentrický rámec (vlastná perspektíva), a až neskôr sa naučí chápať priestorové vzťahy aj z relatívnej perspektívy (alocentrický rámec), napr. z pozície pozorovaného subjektu alebo objektu. Napokon, absolútny referenčný rámec znamená orientáciu podľa svetových strán. Jednotlivé rámce v mozgu koexistujú, spolupracujú a subjekt medzi nimi dokáže prepínať (Burgess, 2006). Okrem toho, používanie referenčných rámcov závisí od kultúry a je ovplyvnené aj jazykom (Majid a spol., 2004). Najnovšie poznatky o prepínaní medzi rámcami pochádzajú aj zo štúdie selektívnej vizuálnej pozornosti, ktorá sa bežne považuje za egocentrický mechanizmus. Frisken, Loach a Tipper (2009) pomocou experimentov poukazujú na to,

že pozorovateľ dokáže aktivovať aj ekvivalentný alocentrický mechanizmus, pomocou ktorého dokáže cielene zameriavať vizuálnu pozornosť na rôzne objekty z perspektívy iného subjektu.

Schopnosť anticipovať ďalšie kroky pozorovaného pohybu by sa teda dala vysvetliť ako proces pozostávajúci z dvoch krokov: najprv sa subjekt „prepne“ do perspektívy pozorovaného subjektu, a potom simuluje sledovaný pohyb, namapovaný na mechanizmy vlastnej senzomotorickej koordinácie, ktoré má už vyvinuté na základe vlastnej skúsenosti.

## 4.2 Výpočtové modely

Existujú teoretické modely (Arbib, 2005; Hurley, 2008) ale aj niekoľko výpočtových modelov, ktoré sa snažia modelovať systém zrkadliacich neurónov. Väčšina z nich sa vzťahuje na imitáciu v zmysle schopnosti napodobniť pozorovanú akciu (Oztop, Kawato, Arbib, 2006). Imitácia je považovaná dost' všeobecný koncept, ktorý pokrýva spektrum schopností, od elementárnych automatických akcií až po imitáciu intencií (Byrne, Russon, 1998).

Model Jordanovej rekurentnej siete RNNPB (Tani, Ito, Sugita, 2004) sa učí (pomocou algoritmu BPTT) asociovať pozorované akcie s vlastnými vykonávanými akciami, pričom prepojenie je realizované cez tzv. PB (parametric bias) neuróny. Učenie je založené na predikcii ďalšej vzorky (v proprioceptívnej i vizuálnej doméne), ktorá slúži ako požadovaný signál. Aktivácia PB neurónov je tiež upravovaná počas učiacej fázy (jeden vzorec aktivít pre jeden učený pohyb) a po natrénovaní neuróny pália buď keď sieť sama vykonáva naučenú akciu alebo keď ju pozoruje (a rozpozná). Vďaka tejto vlastnosti interpretujú autori PB neuróny ako analógiu zrkadliacich neurónov. Peknou vlastnosťou modelu je, že obsahuje predikčný model (akcie sú sekvencie) a že vďaka naučeným distribuovaným reprezentáciám dokáže zovšeobecňovať na nové akcie. Jeho slabou stránkou je však spôsob učenia sekvencií: model využíva požadované proprioceptívne signály, čo je kognitívne neprijateľné (tie môžu byť nanajvýš výsledkom predikcie vnútorného inverzného modelu).

Model MOSAIC (Wolpert, Kawato, 1998), resp. jeho modifikácia (napr. Demiris, Johnson, 2003) je kombináciou špecializovaných párov inverzný-dopredný model, ktoré súťažia a spolupracujú pri učení. Na imitáciu sa vyberá to správanie toho páru, ktorý sa najviac približuje tomu pozorovanému. Pozitívnu stránkou modelu je jeho rastúca architektúra, t.j. ak pozorované správanie je príliš odlišné od toho, čo dokáže najlepší modul imitovať, pridá sa do modelu nový pár.

Výpočtový model vteleného agenta využívajúci systém zrkadliacich neurónov opisuje Wiedermann (2003, 2006). Model využíva formalizmus konečných

stavových automatov a na konceptuálnej úrovni je pomerne detailne opísané fungovanie agenta v interakcii s prostredím. Z textu však nie je jasné, pomocou akých mechanizmov agent nadobudne schopnosť zrkadlenia.

Oztop a Arbib (2002) navrhli matematický model systému zrkadliacich neurónov (MNS) u makaka, ktorý kodoval rôzne typy uchopenia objektu. Model bol však veľmi nerealistický ohľadne generovania trajektórií (pozícií ruky), ktoré si vyžadovalo umelé kódovanie vzájomného vzťahu pozície ruky a uchopovaného objektu. Pokračovaním bol vylepšený model (MNS2) už rekurentnej siete, založený na Jordanovej architektúre (Bonaiuto, Rosta, Arbib, 2007), ktorý bol trénovaný (pomocou BPTT) tak, aby dokázal klasifikovať 3 typy simulovaných trajektórií (spôsoby uchopenia objektu). Dvojvrstvová sieť dostávala na vstup (extrahovanú) stavovú informáciu (tvár ruky a jej pozícia vo vzťahu k objektu – s použitím relatívneho referenčného rámca z perspektívy objektu), a učila sa predikovať typ trajektórie (fixný cieľ, t.j. kategorickú informáciu, ktorá bola používaná pri trénovaní) a interný signál, ktorý slúžil ako vstup (kontext) siete v nasledujúcom kroku spolu so stavovou informáciou. Autori interpretovali aktivitu výstupných neurónov ako analógiu zrkadliacich neurónov, a požadovanú aktivitu ako aktivitu tzv. kanonických neurónov.<sup>2</sup> Napriek zaujímavému správaniu modelu jeho slabou stránkou je to, že vyžaduje existujúce požadované aktivácie (zrejme vrodené) kanonických neurónov. Pridanou hodnotou modelu je vytvorenie multimodálnych reprezentácií zrkadliacich neurónov pomocou Hebbovských asociácií medzi jednotlivými akciami (napr. praskanie uchopovaného objektu) a pre nich typickými zvukmi. Takýmto spôsobom zrkadliaci neurón sa naučí reagovať nielen na vizuálny podnet, ale aj na charakteristický zvuk, ktorý je s ním spojený.

Ostatnou verziou tejto línie je zložitejší model (Bonaiuto, Arbib, 2010), ktorý využíva koncept učenia s posilňovaním, a ktorý ponúka novú hypotézu pre využitie zrkadliacich neurónov aj pri monitorovaní vykonávania vlastných akcií (popri rozpoznávaní pozorovaných akcií). Pomocou modelu autori poukazujú na to, ako nová hypotetizovaná funkcia umožňuje (experimentálnym mačkám učiacim sa novú úlohu) vysvetliť rýchle premapovanie motorických zručností.

## 6 Záver

Vysvetlenie akvizície vizuálno-motorickej koordinácie možno chápať zhruba ako neurálne procesy operujúce

<sup>2</sup> Kanonické neuróny majú aktivačné charakteristiky odlišné v tom, že na rozdiel od zrkadliacich neurónov nepália pri pozorovaní akcie uchopenia objektu, no pália, keď opica vníma uchopiteľný objekt vo svojej blízkosti.

v dvoch rovinách. Vlastná vizuálno-motorická koordinácia je pre jedinca nevyhnutná pre jeho samotnú interakciu s prostredím. Podľa súčasných teórií a empirických poznatkov by sa však tieto mechanizmy mohli využívať aj v kontexte pozorovaného správania, aspoň čo sa týka porozumenia pozorovaným mechanickým akciám. Popri snahe vedieť ako tieto mechanizmy fungujú je nemenej dôležité pochopiť, ako tieto schopnosti vznikajú. Práve preto tento príspevok mal za cieľ poskytnúť stav poznania v tejto oblasti z pohľadu výpočtových (konekcionistických) modelov.

## Literatúra

- Arbib M. (2005). From monkey-like action recognition to human language: an evolutionary framework for neurolinguistics. *Behav. and Brain Sci.* 28:105-168.
- Arbib M., Metta G., Smagt P. (2008). Neurorobotics: From vision to action. In: *Springer Handbook of Robotics*. Springer.
- Bonaiuto J., Arbib M. (2010). Extending the mirror neuron system model, II: what did I just do? A new role for mirror neurons. *Biol. Cybern.*, 102(4): 341-359.
- Bonaiuto J., Rosta E., Arbib M. (2007). Extending the mirror neuron system model, I. Audible actions and invisible grasps. *Biol. Cybern.*, 96(1): 9-38.
- Burgess N. (2006). Spatial memory: how egocentric and allocentric combine. *Trends in Cognitive Sciences*, 10(12): 551-557.
- Byrne R., Russon A. (1998). Learning by imitation: A hierarchical approach. *Behav. and Brain Sci.*, 21, 667-721.
- Catmur C., Walsh V., Heyes C. (2007). Sensorimotor learning configures the human mirror system. *Current Biology*, 17, 1527-1531.
- Chaminade T., Oztop E., Cheng G., Kawato M. (2008). From self-observation to imitation: visuomotor association on a robotic hand. *Brain Research Bulletin*, 75(6):775-84.
- Demiris Y., Johnson M. (2003). Distributed, predictive perception of actions: A biologically inspired robotics architecture for imitation and learning. *Connection Science*, 15(4), 231-243.
- Desmurget M., Grafton S. (2000). Forward modeling allows feedback control for fast reaching movements. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(11): 423-431.
- Doya K. (1999). What are the computations of the cerebellum, the basal ganglia, and the cerebral cortex? *Neural Networks*, 12, 961-974.
- Doya K. (2000). Reinforcement learning in continuous time and space. *Neural Computation*, 12(1): 219-245.
- Frischen A., Loach D., Tipper S. (2009). Seeing the world through another person's eyes: simulating selective attention via action observation. *Cognition*,

- 111(2): 212-8.
- Gallese V., Keysers C., Rizzolatti G. (2004). A unifying view of the basis of social cognition. *Trends in Cognitive Sciences*, 8(9): 396-403.
- Haykin S. (2008). *Neural Networks and Learning Machines* (3. vyd.), Prentice Hall.
- Heyes C. (2009). Where do mirror neurons come from? *Neuroscience and Biobehav. Reviews*, 34(4): 575-83.
- Hurley S. (2008). The shared circuits model (SCM): how control, mirroring, and simulation can enable imitation, deliberation, and mindreading. *Behav. and Brain Sci.*, 31(1): 1-58.
- Kawato M. (1999). Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology*, 9(6): 718-727.
- Jeannerod M. (1996). Reaching and grasping. parallel specification of visuomotor channels. V knihe W. Prinz and B. Bridgeman (zost.), *Handbook of Perception and Action Vol. II: Motor Skills*, 405-460. Academic Press.
- Korenčiak R. (2010). Aproximácia motorického priestoru ramena simulovaného robota. *Dipl. práca*, FMFI UK.
- Miall R. (2003). Connecting mirror neurons and forward models. *Neuroreport*, 14(17): 2135-7.
- Majid A., Bowerman M., Kita S., Haun D., Levinson S. (2004). Can language restructure cognition? The case for space. *Trends in Cognitive Sciences*, 8(3): 108-114.
- Metta G., Sandini G., Natale L., Craighero L., Fadiga L. (2006). Understanding mirror neurons: A bio-robotic approach. *Interaction Studies*, 7(2): 197-232.
- Mehta B., Schaal S. (2002). Forward models in visuomotor control. *Journal of Neurophysiology*, 88(2): 942-53.
- Metta G., Vernon D. (2008). The iCub humanoid robot: an open platform for research in embodied cognition. In: *PerMIS*.
- Mukamel R., Ekstrom A., Kaplan J., Iacoboni M. a Fried I. (2010). Single-neuron responses in humans during execution and observation of actions. *Current Biology* (v tlači).
- Oberman L., Pineda J., Ramachandran V. (2007). The human mirror neuron system: A link between action observation and social skills. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 2(1): 62-66.
- O'Reilly R. (1996). Biologically plausible error-driven learning using local activation differences: The generalized recirculation algorithm. *Neural Computation*, 8, 895-938.
- O'Reilly R., Munakata Y. (2000). *Computational Explorations in Cognitive Neuroscience: Understanding the Mind by Simulating the Brain*. MIT Press.
- Oztop E., Arbib M. (2002). Schema design and implementation of the grasp-related mirror neuron system. *Biological Cybernetics*, 87: 116-140.
- Oztop E., Kawato M., Arbib M. (2006). Mirror neurons and imitation: a computationally guided review. *Neural Networks*, 19(3):254-71.
- Pfeifer R., Lungarella M., Iida F. (2007). Self-organization, embodiment, and biologically inspired robotics. *Science*, 318(5853):1088-93.
- Pfeifer R., Scheier C., (1999). *Understanding Intelligence*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Rizzolatti G., Fadiga L., Fogassi L., Gallese V. (1996). Premotor cortex and the recognition of motor actions. *Cognitive Brain Research*, 3:131-41.
- Rizzolatti G., Fogassi L., Gallese V. (2001). Neurophysiological mechanisms underlying the understanding and imitation of action. *Nature Rev. Neuroscience*, 2: 661-670.
- Saegusa R., Metta G., Sandini G. (2009). Active learning for multiple sensorimotor coordination based on state confidence. In: *Int. Conf. on Intel. Robots and Systems*. 2598-2603.
- Sun G., Scassellati B. (2005). A fast and efficient model for learning to reach. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2(4): 391-414.
- Tamosiunaite M., Asfour T., Wörgötter F. (2009). Learning to reach by reinforcement learning using a receptive field based function approximation approach with continuous actions. *Biol. Cybern.*, 100(3): 249-60.
- Tani J., Ito M., Sugita Y. (2004). Self-organization of distributedly represented multiple behavior schemata in a mirror system: Reviews of robot experiments using RNNPB. *Neural Networks*, 17: 1273-1289.
- Tikhonoff V., Fitzpatrick P., Nori F., a spol. (2008). The iCub humanoid robot simulator. *Advanced Robotics*.
- Ungerleider L., Mishkin M. (1982). Two cortical visual systems. In Ingle D. et al., *Analysis of visual behavior*. Cambridge, MA: MIT Press, 549-586.
- van Hasselt H., Wiering M. (2007). Reinforcement learning in continuous action spaces. *IEEE Int. Symposium on Approximate Dynamic Programming and Reinforcement Learning*, 272-279.
- Wiedermann J. (2003). Mirror neurons, embodied cognitive agents and imitation learning. *Technická správa TR-894, Ústav výpočetní techniky*.
- Wiedermann J. (2006). HUGO: A cognitive architecture with an incorporated world model. *Technická správa, Ústav výpočetní techniky*.
- Wolpert D., Kawato M. (1998). Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*, 11: 1317-1329.
- Wolpert D., Doya K., Kawato M. (2003). A unifying computational framework for motor control and social interaction. *Phil. Trans. R. Soc. London B Biol. Sci.* 358:593-602.