

---

# Realizacja modelu skalarnego postrzegania upływu czasu w sztucznych sieciach neuronowych

MACIEJ KOMOSINSKI<sup>(1)</sup>, ADAM KUPŚ<sup>(2)</sup>

<sup>(1)</sup> *Instytut Informatyki, Politechnika Poznańska*

<sup>(2)</sup> *Instytut Psychologii, Uniwersytet im. Adama Mickiewicza w Poznaniu*

**Streszczenie.** *Artykuł przedstawia implementację popularnego modelu przetwarzania informacji czasowej – modelu skalarnego postrzegania upływu czasu (ang. Scalar Timing Model, STM). Implementacja teoretycznego modelu wymaga jego ukonkretnienia i doprecyzowania, pozwala na symulację działania, analizę wyników dostarczanych przez działający model, a także jego weryfikację. Opisywana realizacja STM osadzona jest w środowisku sztucznych sieci neuronowych i potrafi odzwierciedlić jeden ze znanych efektów obserwowanych eksperymentalnie – tzw. błąd porządku czasowego. W pracy przedstawiono podstawy działania sieci neuronowej realizującej ideę STM; sieć ta stanowi pierwszy krok w kierunku stworzenia interdyscyplinarnej koncepcji mechanizmu percepcji czasu u człowieka. Artykuł zawiera również krótką dyskusję na temat zalet, konsekwencji i ograniczeń związanych z tworzeniem działających implementacji modeli teoretycznych.*

**Słowa kluczowe:** *model skalarnego postrzegania upływu czasu, STM, sieć neuronowa, symulacja, błąd porządku czasowego, TOE*

## 1. Wprowadzenie

Zjawisko postrzegania czasu od dawna interesowało naukowców starających się zrozumieć funkcjonowanie poznawcze człowieka. Czas sam w sobie, mimo ogromnego postępu w naukach przyrodniczych (a może właśnie dzięki niemu?) stanowi dla ludzi przedmiot nieustannych rozważań. Natura tego konstruktu z punktu widzenia kognitywistyki stawia badacza przed złożonym zadaniem poznawczym: czas jest z jednej strony wszechobecny i wszyscy ludzie zdają sobie sprawę z jego upływu, jednak z drugiej strony jest to zjawisko „nienamacalne” –

*Studia z Kognitywistyki i Filozofii Umysłu*, 6(2): 5–25, 2012

Copyright © 2012 M. Komosinski, A. Kupś

żaden z naszych receptorów bezpośrednio nie rejestruje jego obecności lub zmian (Grondin, 2001).

Taki stan rzeczy pozostawia badacza z oczywistym wnioskiem, że informacja czasowa musi być generowana lub odzyskiwana przez ludzki umysł na poziomie wyższym, niż poziom receptorów. Zagadnienie przetwarzania informacji czasowej staje się zatem bardziej skomplikowane. Można się bowiem zastanawiać, na którym etapie przetwarzania informacji percepcyjnej czas zaczyna być reprezentowany. Żeby móc jednoznacznie odpowiedzieć na to pytanie, należy dokonać pewnych analitycznych rozstrzygnięć. Powinno się dokładnie ustalić, jaka domena postrzegania czasowego interesuje nas badawczo: czym innym jest postrzeganie upływu czasu w cyklach okołodobowych lub w trakcie wykonywania jakiejś czynności (Friedman, 1990), a czymś innym – postrzeganie czasu trwania określonych bodźców (Grondin, 2001) (zob. Zakay, Block, & Tsal, 1999). W niniejszej pracy będziemy zajmować się postrzeganiem czasu trwania interwałów czasowych przez ludzi, co w języku angielskim jest zwykle określane słowem *timing*.

Postrzeganie interwałów czasowych jest prawdopodobnie związane z niskopoziomowymi procesami neuropsychologicznymi. Argumentów przemawiających za takim stanem rzeczy jest wiele. Po pierwsze, regularności obserwowane w badaniach dają się opisywać przy pomocy praw psychofizycznych (T. H. Rammsayer & Grondin, 2000; Grondin, 2001; J. H. Wearden & Lejeune, 2008; Grondin, Ouellet, & Roussel, 2001; Killeen & Weiss, 1987). Po drugie, modele teoretyczne opisujące zjawisko postrzegania czasu są aplikowane do badań nad zwierzętami (Gibbon, 1977; J. H. Wearden & Doherty, 1995). Interwały, które są często wykorzystywane w eksperymentach, są na tyle krótkie (np. 300 ms Jamieson & Petrusic, 1975a), że wykluczają możliwość wyrafinowanej analizy poznawczej.<sup>1</sup> Dlatego też uzasadnione jest rozwijanie modeli umożliwiających symulowanie przetwarzania informacji o krótkich odcinkach czasowych.

Praca nad symulacją ludzkiej percepcji czasu powinna zacząć się od implementacji istniejącego modelu teoretycznego. Wybór odpowiedniego modelu, osadzonego w kontekście wyników badań empirycznych i będącego przedmiotem analiz badaczy pozwala żywić nadzieję, że implementacja na nim oparta sama będzie przedstawiać znaczny potencjał eksplanacyjny i predykcyjny. W literaturze przedmiotu pojawia się

---

<sup>1</sup>Oczywiście w badaniach wykorzystuje się też dłuższe interwały, zwraca się jednak uwagę, że przy okazji ich przetwarzania mogą być aktywowane dodatkowe procesy psychiczne – takie jak np. tzw. liczenie chronometryczne (J. H. Wearden, Denoyan, Fakhri, & Haworth, 1997).

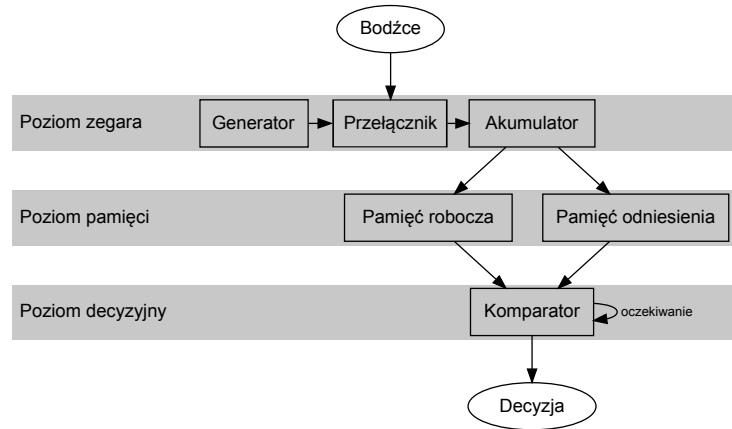
dość duża liczba modeli, które w mniejszym lub większym stopniu sytuują przetwarzanie informacji czasowej w kontekście innych procesów poznawczych (Grondin, 2001, 2010; Zakay et al., 1999). Na potrzeby naszych badań zdecydowaliśmy się wybrać model dobrze udokumentowany, często przywoływany w publikacjach, a także taki, którego architektura umożliwi implementację w środowisku sztucznych sieci neuronowych. Takie kryteria spełniał model skalarnego postrzegania upływu czasu (ang. *Scalar Timing Model* – STM) mający swoje źródło w Teorii Skalnych Oczekiwań (ang. *Scalar Expectancy Theory*) (Gibbon, 1977; Church, 2003; J. H. Wearden, 2003; J. Wearden, 1999; Zakay et al., 1999). Istnieją również inne modele przetwarzania informacji czasowej – w szczególności modele klasy generator–licznik (ang. *clock-counter*) (Grondin, 2001, 2010; Komosinski, 2012). Jako że generator i akumulator są elementami STM, nasza implementacja może również służyć do symulacji modeli klasy generator–licznik.

### 1.1. Model skalarnego postrzegania upływu czasu – STM

STM (Rys. 1) składa się z trzech poziomów – poziomu zegara, pamięci, i decyzyjnego. Szczególną uwagę w trakcie implementacji skupiliśmy na pierwszym z nich, a pozostałe dwa zostały zaimplementowane w sposób uproszczony. Dokładna realizacja poziomów pamięciowego i decyzyjnego wymagałoby nie tylko analizy i doboru stosownych koncepcji psychologii poznawczej (np. modelu pamięci roboczej Baddeley’a (Baddeley, 2001) – (por. J. Wearden, 1999)), ale również zaproponowania szczegółowych rozwiązań dotyczących syntezy koncepcji teoretycznych z różnych dziedzin. Zagadnienia te będą przez nas podejmowane w przyszłości.

Poziom zegara składa się z trzech komponentów – generatora/oscylatora (*pacemaker*), przełącznika (*switch*) i akumulatora (*accumulator*). Wedle założeń modelu, generator wysyła impulsy zgodnie z określonym rozkładem. W oryginalnej koncepcji przyjmuje się tu rozkład poissonowski liczby impulsów w przedziale czasowym (Gibbon, 1992; Church, 1999; Gibbon, 1999), por. też (Komosinski, 2012). W momencie gdy pojawia się bodziec, przełącznik przechodzi w stan umożliwiający przepływ impulsów do akumulatora. Liczba impulsów zgromadzonych w akumulatorze stanowi reprezentację czasu trwania bodźca. Informacja z akumulatora przesyłana jest następnie na dalsze poziomy analizy w celu podjęcia decyzji dotyczących reakcji na prezentowany bodziec.

Rdzeń przytoczonego modelu, poza jego informacyjną architekturą, stanowią dwa założenia formalne (J. H. Wearden, 2003). Po pierw-



RYS. 1. Ogólna architektura modelu skalarnego postrzegania upływu czasu

sze, średnia reprezentacja czasu trwania bodźca powinna odpowiadać rzeczywistemu czasowi jego trwania – jest to tzw. własność średniej trafności (ang. *mean accuracy*). Po drugie, odchylenie standardowe dokonywanych sądów na temat czasu trwania bodźca powinno zwiększać się proporcjonalnie wraz z rosnącą średnią reprezentacją czasu trwania bodźca, zatem współczynnik zmienności powinien być stały – jest to tzw. własność skalarności (ang. *scalar property*). Ta ostatnia własność stanowi pewien wariant prawa Webera; w STM można ją zrealizować na kilka sposobów (Gibbon, 1992, 1999; Staddon & Higgs, 1999).

Oprócz spełniania opisanych powyżej założeń formalnych, istotną zaletą implementacji jest możliwość integrowania doniesień z eksperymentów empirycznych. Jednym z efektów obserwowanych eksperymentalnie, który jest możliwy do odzwierciedlenia w naszej implementacji, jest błąd porządku czasowego (ang. *time-order error*, TOE) – efekt dość szeroko opisany w literaturze, którego historia ma przeszło 150 lat (Hellström, 2003, 1985; Jamieson & Petrusic, 1975a; Allan, 1977; Hairston & Nagarajan, 2007). TOE dotyczy bardzo wielu modalności, nie tylko domeny postrzegania czasu. Błąd ten wiąże się z przeszacowaniem lub niedoszacowaniem jednego z pary bodźców; dodatni TOE wiąże się ze zjawiskiem przeszacowania pewnej własności (np. czasu trwania) pierwszego bodźca względem drugiego, natomiast ujemny TOE – z sytuacją przeciwną. Istnieje wiele czynników wpływających na TOE (Hellström, 2003, 1985; Jamieson & Petrusic, 1975a; Allan, 1977; Needham, 1935; Jamieson & Petrusic, 1975b; Hellström & Ramsayer, 2004; Woodrow, 1935; Stott, 1935, 1936; Hannes Eisler, 2008).

W percepcji czasu, dodatni TOE wiąże się z parami relatywnie krótkich bodźców (poniżej 700 ms), natomiast ujemny TOE – z bodźcami dłuższymi. Na kierunek i wielkość tego efektu wpływają między innymi: czas odstępu między bodźcami (*ISI* – *interstimulus interval*), kontekst – zakres bodźców użytych w bloku eksperymentalnym, czy też liczba prób w eksperymencie (wpływu efektu uczenia).

Nie powstało jak dotąd jedno ogólne wyjaśnienie TOE biorące pod uwagę wszystkie czynniki, które na niego wpływają (Hellström, 1985). Powstało natomiast kilka modeli ilościowych dość dobrze integrujących dane eksperymentalne (Hannes Eisler, 2008). Taki stan rzeczy sprawia, że modelowanie TOE w kontekście stworzonej przez nas implementacji staje się szczególnie interesujące.

## 2. Model a implementacja

Implementacja teoretycznego konstruktów jakim jest STM w środowisku sztucznych sieci neuronowych przynosi wiele korzyści. Dzięki zastosowaniu dostępnych technik matematycznych i algorytmicznych możliwe jest poszerzenie zasięgu eksplanacyjnego tego modelu i usprawnienie generowania hipotez badawczych. Takie podejście pozwala również analizować wpływ różnorodnych czynników na rezultat procesu poznawczego. W kontekście niniejszej pracy owym rezultatem są decyzje o tym, który z dwóch odebranych bodźców trwał dłużej.

Podejście implementacyjno-symulacyjne jest wykorzystywane w różnych gałęziach nauki – w szczególności w naukach ścisłych, ale również w kognitywistyce i psychologii (J. H. Wearden & Doherty, 1995; Anderson et al., 2004). Stworzenie implementacji pozwala na:

- Ukonkretnienie modelu teoretycznego – implementacja oparta na planie modelu musi wykonywać konkretne zadania. Do tego niezbędne są konkretne rozwiązania teoretyczno-realizacyjne, które są często nieobecne w teorii – takie, jak wprowadzenia dodatkowych komponentów i modułów lub dookreślenie relacji funkcjonalnej między modułami.
- Odkrycie interesujących własności modelu – szczegółowe analizy symulacyjne w połączeniu z elastycznością i swobodą manipulowania parametrami implementacji ułatwiają odnalezienie istotnych źródeł zmienności w modelu, i ocenę ich wpływu na działanie całości.
- Sprawdzenie, czy model jest poprawny, oraz czy wprowadzane rozwiązania implementacyjne są spójne z modelem – niespójna implementacja nie będzie działać, lub będzie działać niezgodnie z założeniami modelu.

- Odkrywanie zależności między psychologicznym lub psychofizycznym, a neurobiologicznym poziomem eksplanacyjnym – przy odpowiednio przyjętej skali implementacji, tzn. odpowiednim poziomie ogólności w operowaniu pojęciami teoretycznymi, możliwe jest równoległe wykorzystywanie narzędzi i wiedzy pochodzących z różnych poddziedzin nauk poznawczych.
- Zwrotne ulepszenie modelu teoretycznego – możliwe dzięki zastosowaniu technik sztucznej inteligencji i sztucznego życia, takich jak optymalizacja czy maszynowe odkrywanie wiedzy.

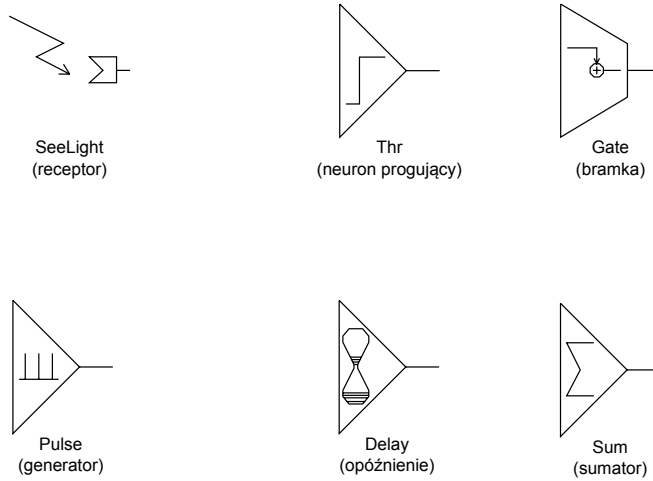
## 2.1. Implementacja STM w sztucznej sieci neuronowej

Implementacja STM w sztucznej sieci neuronowej stanowi pewne ukonkretnienie teoretycznego pierwowzoru, choć część komponentów STM została zaimplementowana w sposób uproszczony w stosunku do ich psychologicznego i biologicznego stopnia złożoności. Implementacja oraz symulacje zostały wykonane w środowisku Framsticks (Komosinski & Ulatowski, 2012, 2009), które pozwala na proste definiowanie dowolnych rodzajów jednostek neuronowych, a także – jeśli byłoby to potrzebne – na optymalizację wybranych elementów sieci neuronowej. Możliwość optymalizacji nie była wykorzystywana przy projektowaniu opisywanej tu implementacji. W sieci neuronowej realizującej STM wykorzystano sześć specyficznych rodzajów neuronów, pokazanych na Rys. 2.

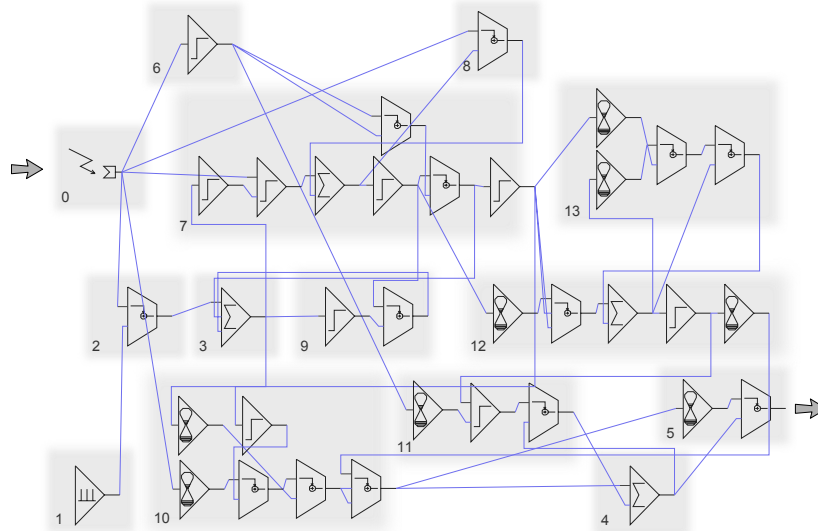
W proponowanej implementacji uproszczone zostały zwłaszcza komponenty pamięciowe – akumulator i pamięć robocza. Są one zrealizowane za pomocą neuronów–sumatorów, które gromadzą informację trafiającą do nich z innych neuronów. Jak już wspomniano wcześniej, takie odzwierciedlenie mechanizmów pamięciowych jest na obecnym etapie prac wystarczające, ponieważ nie komplikuje zbyt wiele implementacji, a z drugiej strony pozwala na analizę działania kompletnego modelu.

Poniżej prezentujemy krótki opis modułów sieci neuronowej zaprezentowanej na Rys. 3. Moduły zostały wyróżnione arbitralnie, tak, aby ułatwić zrozumienie zasady działania sieci.

0. Receptor – odbiera pojawiające się bodźce.
1. Generator – generuje impulsy zgodnie z założonym rozkładem.
2. Przełącznik – warunkowo przepuszcza sygnał z generatora do akumulatora.
3. Akumulator – sumuje impulsy z generatora, pod warunkiem, że pojawił się bodziec.
4. Bufor pamięci roboczej (BPR) – przechowuje informację o liczbie impulsów z akumulatora po zniknięciu pierwszego bodźca; jest



RYS. 2. Rodzaje neuronów wykorzystane w prezentowanej implementacji modelu skalarne go postrzegania upływu czasu. Neuron typu „bramka” warunkowo (w zależności od stanu dodatkowego wejścia sterującego) przekazuje sygnał wejściowy na swoje wyjście. Nazwy pozostałych rodzajów neuronów określają sposób ich działania



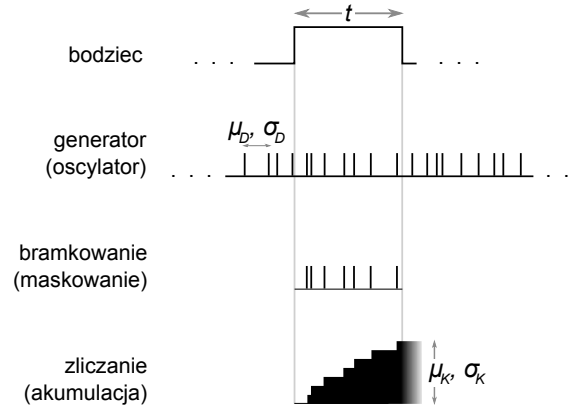
RYS. 3. Sztuczna sieć neuronowa implementująca STM. Aby ułatwić wyjaśnienie sposobu działania sieci, wyróżniono w niej pewne moduły. Na powyższym schemacie moduły te zaznaczono szarymi, ponumerowanymi prostokątami

miejszem gdzie dokonuje się porównanie sygnałów z akumulatora po pojawieniu się pierwszego i drugiego bodźca.

5. Komparator – przesyła informację o wyniku porównania, które zaszło w BPR po zakończeniu ekspozycji drugiego bodźca.
6. Neuron progujący – ogranicza amplitudę sygnału z receptora. Nie jest niezbędny, lecz ułatwia dobór parametrów w sieci.
7. Moduł kontrolny akumulatora (MKA) – obwód wraz z sumatorem, którego celem jest monitorowanie stanu akumulatora w kontekście pojawiania się bodźca. Informacja przetwarzana w tym module wykorzystywana jest przez różne inne moduły; MKA steruje resetowaniem akumulatora po zakończeniu trwania bodźca.
8. Obwód resetujący moduł kontrolny akumulatora – resetuje sumator MKA w momencie, kiedy pojawia się bodziec.
9. Obwód ładujący akumulator – w momencie, gdy w akumulatorze nie zachodzą żadne operacje, moduł ten doładowuje akumulator o pewną niewielką wartość sygnału, co ma związek ze zjawiskiem TOE (patrz rozdział 2.4). Jest sterowany przez MKA.
10. Obwód pośredniczący między akumulatorem a pamięcią roboczą – przesyła informację o długości trwania bodźca z akumulatora do BPR. Informuje BPR, którego bodźca z pary dotyczy informacja.
11. Obwód resetujący pamięć roboczą – dokonuje „oczyszczenia” (rozładowuje do stanu zerowego) BPR po dokonaniu porównania bodźców.
12. Moduł przechowujący informację o rozładowaniu akumulatora (MPIRA) – przechowuje informację o oczyszczeniu akumulatora po zakończeniu trwania pierwszego bodźca. Jest jednym z elementów sterujących obwodami 10 i 11.
13. Obwód Resetujący MPIRA – po zakończeniu procesu porównywania bodźców „oczyszcza” sumator MPIRA.

Przedstawiana realizacja STM wykracza w istocie poza model. Tylko pięć pierwszych modułów przedstawionych na Rys. 3 stanowi bezpośrednio nawiązanie do komponentów ze schematu na Rys. 1. Pozostałe moduły są niezbędne do tego, aby sieć faktycznie mogła wykonać zadanie porównania dwóch bodźców. Stanowią one w związku z tym potencjalne, dodatkowe źródła zmienności, które powinny być wzięte pod uwagę na poziomie konkretnego eksperymentu empirycznego, a które często nie są explicite ujmowane przez badaczy w założeniach i analizach rezultatów eksperymentów. Możliwość wygodnej analizy wpływu parametrów owych dodatkowych modułów na działanie całej sieci jest istotną zaletą proponowanej implementacji.

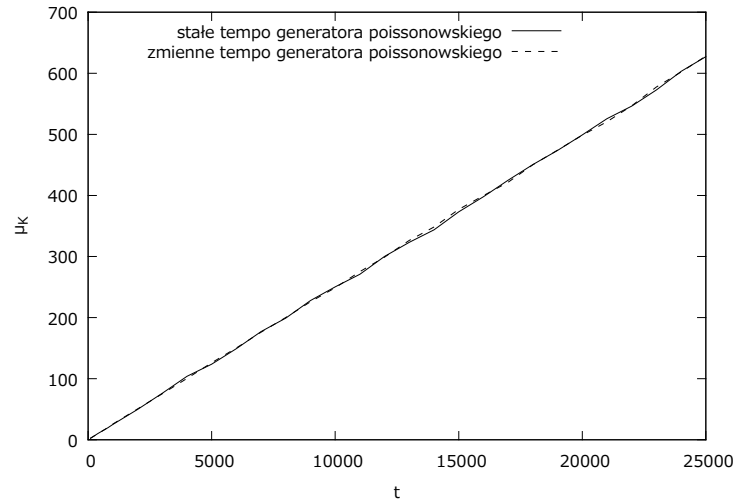




RYS. 4. Ilustracja zasady działania komponentów STM na poziomie zegara. Zauważmy, że termin „maskowanie” ma odmienne znaczenie w różnych dziedzinach (technice, informatyce, psychologii)

Zasada działania komponentów na poziomie zegara (Rys. 4) jest dość prosta. Zgodnie z założeniami teoretycznymi, oscylator cały czas generuje impulsy (Komosinski, 2012); znany jest rozkład zmiennej losowej  $D$  określającej czas upływający pomiędzy kolejnymi impulsami. W czasie trwania bodźca impulsy te docierają do akumulatora i są w nim sumowane; liczba zgromadzonych impulsów jest dyskretną zmienną losową  $K$ . Informacja o liczbie impulsów jest następnie przesyłana z poziomu zegara do pamięci roboczej, a akumulator podczas nieobecności bodźca jest oczyszczany. Po pojawieniu się drugiego bodźca na poziomie zegara zachodzi identyczny proces, a zniknięcie drugiego bodźca powoduje przesłanie informacji o liczbie impulsów zgromadzonych w akumulatorze do sumatora pamięci roboczej, tym razem ze znakiem przeciwnym. Powoduje to, że w sumatorze tym zachodzi odejmowanie, a jego wynik (wskazujący na to, który bodziec był dłuższy) jest w następnym kroku przesyłany do komparatora. W kolejnym kroku pamięć robocza jest oczyszczana, a sieć neuronowa wraca do stanu początkowego – tak, aby mogła porównać bodźce z kolejnej pary.

Moduł pamięci roboczej jest w implementacji bardzo uproszczony; w rzeczywistości proces porównywania dwóch bodźców pod względem jakiejś cechy jest prawdopodobnie bardziej złożony, niż proste odejmowanie i porównywanie wyniku z zerem. Podobnie moduł komparatora jest uproszczony; część jego funkcji realizuje pamięć robocza. Sam komparator przechwytuje w odpowiednim momencie wyznaczoną przez moduł pamięci roboczej informację o różnicy między liczbą impulsów dla dwóch bodźców, i przesyła tę informację na wyjście sieci.

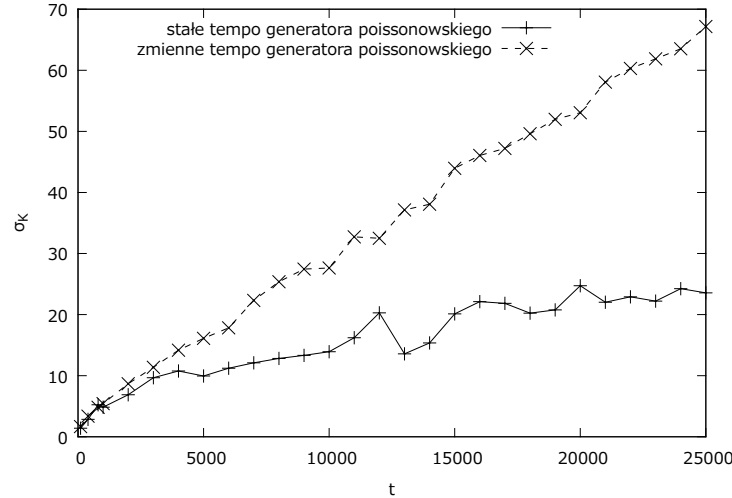


RYS. 5. Liniowa zależność między czasem trwania bodźca  $t$  a średnią liczbą zgromadzonych w akumulatorze impulsów  $\mu_K$  dla procesu poissonowskiego ( $D$  ma rozkład wykładniczy) bez oraz ze zjawiskiem zapewniającym „skalarność”. Por. Rys. 4

## 2.2. Skalarność w implementacji STM

Dwie własności STM: średniej trafności i skalarności nie przedstawiają większych trudności realizacyjnych, choć obecnie sieć pozwala je demonstrować jedynie na przykładzie tworzenia reprezentacji czasu trwania bodźców. Prostim zjawiskiem, które powoduje spełnienie owych własności jest losowe zmienianie się między kolejnymi bodźcami średniego tempa generowania impulsów w oscylatorze poissonowskim (Church, 1999), do czego wystarcza specjalnie przystosowany neuron (zob. Rys. 5 i 6). To zjawisko zapewnia liniową zależność między odchyleniem standardowym zgromadzonych impulsów a czasem trwania bodźca dla wystarczająco długich bodźców i/lub szybkiego oscylatora; dla bardzo krótkich bodźców zależność pozostaje nieliniowa. Warto zauważyć, że część danych eksperymentalnych świadczy przeciw założeniu o stałym współczynniku zmienności reprezentacji czasowej względem różniących się interwałów czasowych (J. H. Wearden & Lejeune, 2008; Lewis & Miall, 2009; T. Rammsayer & Ulrich, 2001). Implementacja jest elastyczna i pozwala na testowanie założeń dotyczących skalarności, zmienności wynikającej bezpośrednio z charakterystyki oscylatora  $D$ , a także na weryfikowanie innych hipotez.

Na rysunkach 5 i 6 pokazano wyniki dwóch eksperymentów obliczeniowych, porównując działanie generatora poissonowskiego ze stałym



RYS. 6. Zależność między czasem trwania bodźca  $t$  a odchyleniem standardowym  $\sigma_K$  liczby impulsów zgromadzonych w akumulatorze;  $D$  ma rozkład wykładniczy – por. Rys. 4. Dla zmiennego tempa generatora między próbami oraz niezbyt krótkich bodźców zależność jest liniowa; dla stałego tempa generatora zależność jest nieliniowa

tempem ( $\lambda_0 = \frac{1}{\mu_D} = \frac{1}{40}$ , czyli średnio 1 impuls na 40 kroków symulacyjnych) oraz generatora poissonowskiego ze zmiennym tempem między próbami. W tym drugim przypadku, tempo zmieniało się zgodnie z rozkładem normalnym o średniej  $\lambda_0$  i odchyleniu standardowym  $\sigma_\lambda = \frac{1}{400}$ . Wyniki zaprezentowane na wykresach dotyczą liczby impulsów zgromadzonych w trakcie ekspozycji bodźców trwających od 100 do 25000 kroków symulacyjnych. Ekspozycję każdego bodźca powtarzano 200 razy, zatem każdy punkt na wykresach jest średnią z 200 eksperymentów.

Rys. 5 pokazuje, że w obu przypadkach średnie zwiększają się liniowo wraz z wydłużaniem czasu trwania bodźca – współczynnik kierunkowy wynosi  $\lambda_0$ , ponieważ  $\mu_K = \lambda_0 t = \frac{t}{\mu_D}$ . Zależność odchylenia standardowego  $\sigma_K$  od czasu trwania bodźca ilustruje Rys. 6: dla generatora poissonowskiego  $\sigma_K$  rośnie zgodnie z zależnością  $\sigma_K^2 = \mu_K$ . Dla generatora ze zmiennym tempem  $\sigma_K$  rośnie, z wyjątkiem krótkich bodźców, liniowo, a współczynnik kierunkowy wynosi  $\sigma_\lambda$ .

### 2.3. Demonstracja działania implementacji STM

Rysunki 7 i 8 pokazują przebiegi sygnałów w kluczowych neuronach sieci w trakcie porównywania dwóch bodźców. Rys. 7 przedstawia prze-

biegi z zastosowaniem oscylatora poissonowskiego, a Rys. 8 – idealnie regularnego. W obu przypadkach prezentowane są pary bodźców o czasie trwania 500 kroków symulacyjnych każdy; odstępy czasowe między bodźcami są również takie same w obu sytuacjach i trwają 900 kroków symulacyjnych.

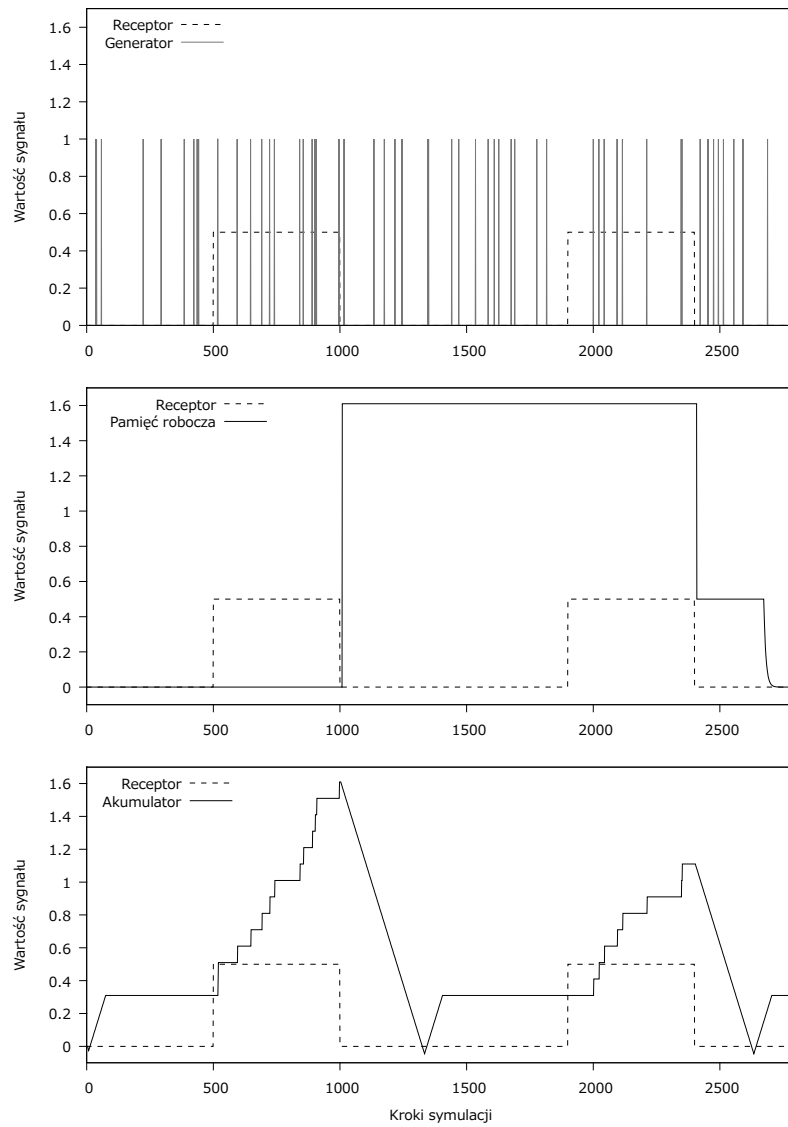
Na obu górnych wykresach prezentowane są przebiegi w oscylatorze i receptorze. Na Rys. 7 odstępy między kolejnymi impulsami są zgodne z rozkładem wykładniczym ( $\lambda = \frac{1}{50}$ , zatem średni odstęp między impulsami wynosi 50 kroków symulacyjnych), a na Rys. 8 odstęp między impulsami jest zawsze taki sam i wynosi 50 kroków symulacyjnych.

Środkowe wykresy ilustrują działanie pamięci roboczej. Po zakończeniu ekspozycji pierwszego bodźca (w okolicach 1000-go kroku symulacyjnego) w pamięci roboczej pojawia się sygnał reprezentujący czas trwania pierwszego bodźca. Podczas przerwy między bodźcami oraz w trakcie trwania drugiego bodźca sygnał ten się utrzymuje. Kilka kroków symulacyjnych po ekspozycji drugiego bodźca (około 2400-go kroku symulacyjnego) do pamięci dociera sygnał reprezentujący czas trwania drugiego bodźca, i ta wartość zostaje odjęta od wartości reprezentującej pierwszy bodziec. W przypadku oscylatora poissonowskiego drugi bodziec został zarejestrowany jako krótszy, stąd dodatnia wartość sygnału w pamięci roboczej po porównaniu. Po zakończeniu porównania – po kilkuset krokach symulacyjnych – wartość przechowywana w pamięci roboczej spada do zera, co widać na Rys. 7.

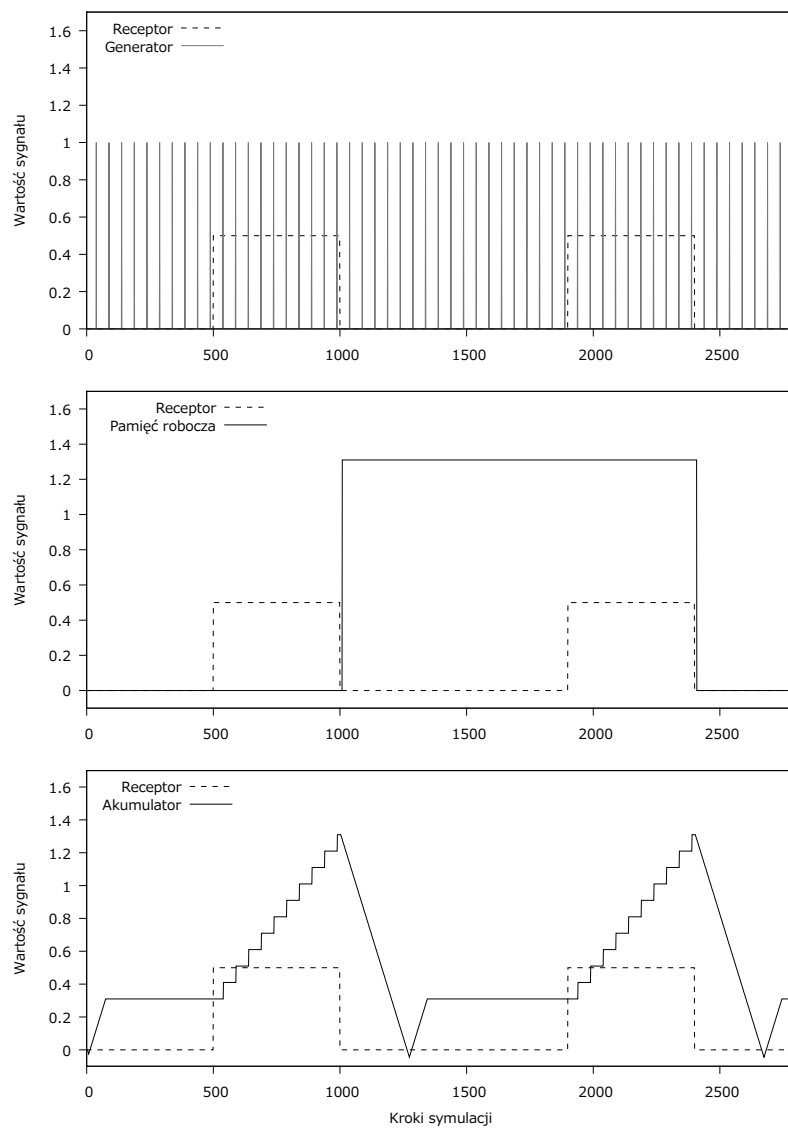
Dolny wykres na obu rysunkach pokazuje działanie akumulatora. Sumuje on impulsy docierające do niego w trakcie ekspozycji bodźców. Po zakończeniu drugiego bodźca, akumulator jest oczyszczany, a dalej jego stan osiąga pewną stałą wartość. Wartość ta jest większa niż zero – wynika to z implementacji założeń opisanych w następnym rozdziale. Niedokładność wynikająca z działania oscylatora poissonowskiego powoduje, że obiektywnie identyczny drugi bodziec jest zarejestrowany w akumulatorze jako krótszy, niż pierwszy.

#### 2.4. Implementacja błędu porządku czasowego w STM

Jak wspomniano wcześniej, efekt TOE, mimo dość przejrzystego sformułowania, jest dość trudny do wyjaśnienia z powodu dużej liczby czynników determinujących wielkość i znak TOE. W kontekście niniejszej pracy szczególnie interesująca jest interakcja dwóch czynników: długości bodźca i ISI, oraz determinowana przez te czynniki wielkość efektu TOE. Warto zauważyć, że w literaturze przedmiotu istnieje kilka miar TOE (Hannes Eisler, 2008; Hellström, 1985; Allan, 1977) związanych z konkretnymi procedurami zastosowanymi w eksperymentach. Wszystkie one ze względu na niedeterministyczny charakter funkcjo-



RYS. 7. Wykresy pokazujące proces porównywania dwóch bodźców przy wykorzystaniu oscylatora poissonowskiego. Górny wykres: impulsy generowane przez oscylator oraz dwa następujące po sobie równe bodźce rejestrowane przez receptor. Środkowy wykres: pamięć robocza – przechowywanie informacji o pierwszym bodźcu, porównanie i powrót do stanu zerowego. Dolny wykres: sumowanie impulsów generatora dla obu bodźców w akumulatorze



RYS. 8. Wykresy pokazujące proces porównywania dwóch bodźców przy założeniu idealnie regularnego oscylatora. Zawartość wykresów jak na Rys. 7

nowania ludzkiego układu poznawczego oraz na metody pozyskiwania i opracowywania danych od osób badanych mają charakter statystyczny lub probabilistyczny.

Pomysł na implementację TOE opiera się na danych z badań, które pokazują (abstrahując od procedury eksperymentalnej i typu użytych bodźców), że dodatni TOE pojawia się po ekspozycji par krótkich bodźców z relatywnie krótkim odstępem między nimi (ISI), natomiast ujemny – dla długich bodźców z takim samym odstępem (Jamieson & Petrusic, 1975a; Hellström & Rammsayer, 2004; Hellström, 2003). Te same badania pokazują, że wielkość TOE (niezależnie od tego, czy był dodatni, czy ujemny) zmierza w kierunku zera wraz ze wzrostem ISI.

Odzwierciedlenie tego zjawiska w implementacji można rozwiązać następująco: przyjmijmy, że w czasie, gdy nie jest ekspozowany żaden bodziec, akumulator jest „ładowany” przez zewnętrzny moduł (tak, aby akumulator nie był zupełnie pusty) oraz, że proces oczyszczania akumulatora po ekspozycji bodźca odbywa się ze stałą prędkością, niezależnie od potencjału w nim zgromadzonego. Taki mechanizm powoduje, że odpowiedzi sieci neuronowej są w pewnym stopniu podobne do rezultatów badań opisanych w cytowanych wyżej pracach. Pierwsze założenie można uzasadnić koniecznością podnoszenia wrażliwości na krótkie bodźce oraz równoważenia efektu ujemnego TOE w tym szczególnie kluczowym zakresie percepcyjnym. Ubocznym efektem w tak zaprojektowanym mechanizmie byłyby: ujemny TOE dla krótkich bodźców i bardzo krótkich ISI (zakładając, że dane bodźce w parze w ogóle zostałyby odróżnione przez sieć), oraz dodatni TOE dla długich bodźców przy dłuższym ISI (który przy dalszym wzroście ISI malałby do zera). Taki sposób implementacji TOE jest inspirowany dość dawną koncepcją śladu fizjologicznego (*physiological trace*) (Hellström, 1985).

Sprawdzenie czy proponowany wyżej mechanizm realizacji TOE odpowiada rzeczywistości wymaga starannego dobrania parametrów implementacji, szczegółowej analizy symulacyjnej i przeprowadzenia badania empirycznego dotyczącego TOE z odpowiednim zakresem i rozdzielczością repertuaru bodźców.

### 3. Ograniczenia implementacji

Przyjęta przez nas metodologia oprócz zalet wymienionych w rozdziale 2, obarczona jest również pewnymi ograniczeniami. Należy mieć ich świadomość w trakcie pracy implementacyjnej. Poniżej wymieniamy najważniejsze z nich.

Przedewszystkim, istnieje wiele możliwych implementacji danej teorii. Proponowane sieci neuronowe mogą różnić się liczbą i rodzajem wy-

korzystanych neuronów, sposobem ich połączenia, czy też wartościami parametrów. Aby mieć pewność, że stworzona sieć neuronowa stanowi dobrą platformę teoretyczną, należy zagwarantować, aby odzwierciedlała ona jak najwięcej zachowań obserwowanych w eksperymentach empirycznych – w szczególności tych, których wyniki zgadzają się z daną teorią. Nakładanie na implementację wymogu symulowania całego repertuaru efektów obserwowanych w badaniach zmniejsza dowolność we wprowadzaniu rozwiązań implementacyjnych. Stosowane zabiegi techniczne muszą zatem być nie tylko zgodne z teorią w jej pierwotnym kształcie, ale też z nowymi, publikowanymi rezultatami eksperymentów.

Nie ma gwarancji, że teoria będąca przedmiotem implementacji jest trafna. Może zdarzyć się, że badania empiryczne obalą teorię – albo, że wnioski z tworzenia implementacji zmuszą do wprowadzenia do niej rozwiązań niezgodnych z teorią. Pierwsza sytuacja nakłada na badacza oczywisty wymóg stałego monitorowania doniesień w literaturze przedmiotu. Druga sytuacja sprowadza się do szczegółowej refleksji nad konsekwencjami wprowadzanych zmian w zestawieniu z kontekstem teoretycznym i empirycznym. Naturalnie istnieje możliwość uniezależnienia się implementacji od wyjściowej teorii (w szczególności, gdy równolegle uwzględniamy inny, np. biologiczny, poziom analizy).

Zastosowane sztuczne neurony są dalekie od odpowiedników biologicznych. Wykorzystywane neurony stanowią realizację prostych funkcji matematycznych, i nie działają na zasadzie impulsowej. Istnieje oczywiście możliwość zamiany neuronów użytych w implementacji na neurony impulsowe (Gerstner, 1999) przy zachowaniu równoważności funkcjonalnej całej implementacji. Aktualnie wykorzystywane neurony można traktować jako moduły równoważne funkcjonalnie grupom neuronów impulsowych, a pozwalające na łatwiejszą analizę całej sieci. Jeśli implementacja realizuje postawione przed nią zadania, to nawet jeśli jest wykonana na wysokim poziomie – stanowi dobry wstęp do dalszych szczegółowych rozważań, oraz do zejścia na niższy (bardziej szczegółowy) poziom implementacji. Zamiana typu neuronów na impulsowe zwiększyłaby adekwatność biologiczną sieci, ale trudniejsza stałaby się analiza jej działania.

Implementacja modelu wymuszająca jego ukonkretnienie może prowadzić do częściowej utraty idealizacyjnego charakteru teorii: poprawnie działająca realizacja musi brać pod uwagę szereg czynników, które na poziomie teoretycznym mogły zostać pominięte. Owo ukonkretnienie niekoniecznie oznacza zupełną utratę idealizacyjnego charakteru implementacji, pozwala ono bowiem stworzyć teorię lub model działania danego mechanizmu poznawczego znajdującego się w jakimś szczególnym



kontekście. W przypadku naszej implementacji, takim kontekstem jest zadanie porównania czasu trwania dwóch bodźców.

#### 4. Podsumowanie

Przedstawiona implementacja stanowi kolejny etap prac (por. Komosinski & Kups, 2009) związanych ze stosowaniem technik sztucznej inteligencji i sztucznego życia w dziedzinie badającej postrzeganie czasu przez człowieka. Implementacja ta osadzona jest w środowisku sztucznych sieci neuronowych i potrafi naśladować jeden ze znanych efektów obserwowanych eksperymentalnie – tzw. błąd porządku czasowego. W artykule opisano w zarysie zasadę działania sieci neuronowej odzwierciedlającej ideę STM oraz pokazano, jakie korzyści niesie tworzenie działających implementacji modeli teoretycznych, oraz jakie są konsekwencje i ograniczenia takiego podejścia.

Realizacja modelu skalarne go postrzegania upływu czasu wraz z integracją zjawiska TOE otwiera drogę do analiz pozwalających nie tylko na wyjaśnienie, ale też przewidzenie interesujących efektów związanych z czasową domeną aktywności poznawczej człowieka. Przy wprowadzaniu stosownych modyfikacji sieci neuronowej i przeprowadzaniu analiz symulacyjnych niezbędne będą badania empiryczne weryfikujące przyjmowane założenia; badania takie są obecnie przygotowywane. Ich wyniki posłużą poza tym do prac nad optymalizowaniem modelu. Planowana jest również translacja przedstawionej sieci neuronowej na sieć neuronową typu impulsowego. Wspomniane przedsięwzięcia stanowią kolejne kroki w kierunku stworzenia interdyscyplinarnej koncepcji mechanizmu percepcji czasu u człowieka.

#### Podziękowanie

Niniejsza praca została zrealizowana w ramach projektu badawczego nr N N519 441939.

#### Literatura

- Allan, L. G. (1977). The time-order error in judgments of duration. *Canadian Journal of Psychology*, 31(1), 24–31.
- Anderson, J. R., Bothell, D., Byrne, M. D., Douglass, S., Lebiere, C., & Qin, Y. (2004). An integrated theory of the mind. *Psychological Review*, 111(4), 1036–1060.
- Baddeley, A. D. (2001). Is working memory still working? *American Psychologist*, 56(11), 851–864.

- Church, R. M. (1999). Evaluation of quantitative theories of timing. *Journal of the experimental analysis of behavior*, 71(2), 253–256.
- Church, R. M. (2003). A concise introduction to scalar timing theory: functional and neural mechanisms of interval timing. In W. H. Meck (Ed.), *Functional and neural mechanisms of interval timing* (pp. 3–22). CRC Press.
- Friedman, W. (1990). *The mind timekeepers*. MIT Press.
- Gerstner, W. (1999). Spiking neurons. In W. Maass & C. M. Bishop (Eds.), *Pulsed neural networks* (pp. 1–54). MIT Press.
- Gibbon, J. (1977). Scalar expectancy theory and Weber’s law in animal timing. *Psychological Review*, 84(3), 279–325.
- Gibbon, J. (1992). Ubiquity of scalar timing with Poisson clock. *Journal of mathematical psychology*, 35, 283–293.
- Gibbon, J. (1999). Multiple time scales is well named. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 71, 272–275.
- Grondin, S. (2001). From physical time to the first and second moments of psychological time. *Psychological Bulletin*, 127(1), 22–44.
- Grondin, S. (2010). Timing and time perception: A review of recent behavioral and neuroscience findings and theoretical directions. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 72(3), 561–582.
- Grondin, S., Ouellet, B., & Roussel, M.-E. (2001). About optimal timing and stability of Weber fraction for duration discrimination. *Acoustical science and technology*, 22(5), 370–372.
- Hairston, I. S., & Nagarajan, S. S. (2007). Neural mechanisms of the time-order error: An MEG study. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 19(7), 1163–1174.
- Hannes Eisler, A. H., Anna D. Eisler. (2008). Psychophysical issues in the study of time perception. In S. Grondin (Ed.), *Psychology of time* (pp. 75–110). Emerald Group Publishing Ltd.
- Hellström, A. (1985). The time-order error and its relatives: Mirrors of cognitive processes in comparing. *Psychological Bulletin*, 97(1), 35–61.
- Hellström, A. (2003). Comparison is not just subtraction: Effects of time- and space-order on subjective stimulus difference. *Perception & Psychophysics*, 65(7), 1161–1177.
- Hellström, A., & Rammsayer, T. H. (2004). Effects of time-order, interstimulus interval, and feedback in duration discrimination of noise bursts in the 50- and 1000-ms ranges. *Acta Psychologica*, 116, 1–20.
- Jamieson, D. G., & Petrusic, W. M. (1975a). The dependence of time-order error direction on stimulus range. *Canadian Journal of Psychology*, 29(3), 175–182.

- Jamieson, D. G., & Petrusic, W. M. (1975b). Presentation order effects in duration discrimination. *Perception & Psychophysics*, *17*(2), 197–202.
- Killeen, P. R., & Weiss, N. A. (1987). Optimal timing and the Weber function. *Psychological Review*, *94*(4), 455–468.
- Komosinski, M. (2012). Measuring quantities using oscillators and pulse generators. *Theory in Biosciences*, *131*(2), 103–116. Available from <http://dx.doi.org/10.1007/s12064-012-0153-4>
- Komosinski, M., & Kups, A. (2009). *Models and implementations of timing processes using Artificial Life techniques* (Tech. Rep. No. RA-05/09). Poznan University of Technology, Institute of Computing Science.
- Komosinski, M., & Ulatowski, S. (2009). Framsticks: Creating and understanding complexity of life. In M. Komosinski & A. Adamatzky (Eds.), *Artificial life models in software* (second ed., pp. 107–148). London: Springer. Available from <http://www.springer.com/978-1-84882-284-9>
- Komosinski, M., & Ulatowski, S. (2012). *Framsticks web site*. (<http://www.framsticks.com>)
- Lewis, P., & Miall, R. C. (2009). The precision of temporal judgement: milliseconds, many minutes and beyond. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, *364*(2), 1897–1905.
- Needham, J. G. (1935). The effect of the time interval upon the time-error at different intensive levels. *Journal of Experimental Psychology*, *18*, 530–543.
- Rammsayer, T., & Ulrich, R. (2001). Counting models of temporal discrimination. *Psychonomic Bulletin & Review*, *8*(2), 270–277.
- Rammsayer, T. H., & Grondin, S. (2000). Psychophysics of human timing. In R. Miller (Ed.), *Time and the brain* (pp. 157–168). Harwood Academic Publishers.
- Staddon, J. E. R., & Higga, J. J. (1999). Time and memory: Towards a pacemaker-free theory of interval timing. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, *71*(2), 215–251.
- Stott, L. H. (1935). Time-order errors in the discrimination of short tonal durations. *Journal of Experimental Psychology*, *18*(6), 741–766.
- Stott, L. H. (1936). The effect of practice on positive time-order errors. *Journal of Experimental Psychology*, *19*(6), 694–705.
- Wearden, J. (1999). “Beyond the fields we know...”: exploring and developing scalar timing theory. *Behavioural Processes*, *45*, 3–21.
- Wearden, J. H. (2003). Applying the scalar timing model to human

- time psychology: Progress and challenges. In H. Helfrich (Ed.), *Time and mind ii: Information processing perspectives* (pp. 21–39). Hogrefe & Huber Publishers.
- Wearden, J. H., Denoyan, L., Fakhri, M., & Haworth, R. (1997). Scalar timing in temporal generalization in humans with longer stimulus durations. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, *23*(4), 502–511.
- Wearden, J. H., & Doherty, M. F. (1995). Exploring and developing a connectionist model of animal timing: Peak procedure and fixed-interval simulations. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, *21*(2), 99–115.
- Wearden, J. H., & Lejeune, H. (2008). Scalar properties in human timing: Conformity and violations. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *61*(4), 569–587.
- Woodrow, H. (1935). The effect of practice upon time-order errors in the comparison of temporal intervals. *The Psychological Review*, *42*(2), 127–152.
- Zakay, D., Block, R. A., & Tsal, Y. (1999). Prospective duration estimation and performance. In D. Gopher & A. Koriat (Eds.), *Attention and performance xvii* (pp. 557–580). MIT Press.

## Artificial neural network for the Scalar Timing Model

MACIEJ KOMOSINSKI<sup>(1)</sup>, ADAM KUPŚ<sup>(2)</sup>

<sup>(1)</sup> *Institute of Computing Science, Poznan University of Technology*

<sup>(2)</sup> *Institute of Psychology, Adam Mickiewicz University, Poznan*

**Abstract.** *This work presents an implementation of a popular model of timing – the Scalar Timing Model (STM). The implementation of this theoretical model requires its further specification and clarification, and allows for simulation, analysis of results based on the working model, and overall verification. The implementation is an artificial neural network. The network that has been designed can additionally model one of the known phenomena that is observed in experiments – the time-order error (TOE). The article outlines basic principles of work of the STM neural network, which constitutes the first step towards development of an interdisciplinary concept of human timing. A brief discussion on advantages, consequences and limitations of implementing theoretical models is also included in this work.*

**Keywords:** *STM, scalar timing model, neural network, simulation, TOE, time-order error*

